



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Année Académique 2023-2024

Institut Universitaire d'Abidjan

FACULTÉ DES SCIENCES ECONOMIQUES ET SOCIALES (FSES)

Département : Administration des Affaires

MÉMOIRE DE MASTER EN ADMINISTRATION DES AFFAIRES

Option : Gestion des Risques en Assurance et Finance

**EFFET DES CRISES SUR LE MARCHE DES ACTIONS
ET LES POLITIQUES MONETAIRIES EN AFRIQUE**

Présenter Par :

COULIBALY N'GANYOH GBON MASSITA

Jury composé de :

Directeur de Mémoire :

Pr Bamba N'Galadjo Lambert

Codirecteur de Mémoire :

Dr GBONGUE Kanga Florent

DEDICACE

À toi, Maman, tu es mon repère, ma source infinie d'inspiration et de courage. Par ton dévouement sans limites, ta tendresse et ta sagesse, tu m'as transmis la valeur de la persévérence et la noblesse du cœur. Dans mes moments de doute, ton regard et tes mots ont été ma lumière et ma force. Ce mémoire porte ton empreinte, car il est né de ton amour et de ton sacrifice.

À toi, Papa, ton optimisme inébranlable, ton intégrité et ta confiance en mes capacités m'ont donné l'audace de croire que rien n'est impossible. Ta présence tranquille a été mon ancre et ton exemple, ma boussole. Si j'ai tenu face aux tempêtes, c'est grâce à toi, solide et discret. Ensemble, vous êtes les piliers de ma vie, et tout ce que j'accomplis aujourd'hui et demain reflète l'amour et les valeurs que vous m'avez transmises.

À mon jumeau, COULIBALY N'GANAN GBON LACINA, mon double et premier compagnon de vie. Je n'ai jamais parcouru ce chemin seul ; ton ombre bienveillante et ton soutien constant m'ont accompagné à chaque pas. Ce succès est autant le tien que le mien.

À mon partenaire, Dr MOROKANT ABDOUL KADER BALLO et mes amies chères, Dr YAO AYA ANGE MARIE, Dr DIAKITE HARNA FANTA et SAMAKE BAH AWA, votre présence lumineuse, vos encouragements et vos rires ont transformé cette aventure parfois rude en une expérience pleine de joie et de douceur. Ce mémoire reflète aussi votre soutien indéfectible.

À mon Groupe d'Étude, FANE DRISSA, KOUAKOU ULRICH PATERNE, N'GUESSAN ESMEL ULRICH, THIERRY EPONON, MOBIO REINE EMMANUELLA, merci pour votre solidarité, vos nuits de travail partagées, vos discussions passionnées et votre entraide spontanée. Vous avez fait de ce parcours une aventure humaine unique.

À toute ma promotion, vous avez été une famille élargie, une source de motivation et de complicité. Merci pour l'esprit d'équipe, la camaraderie et l'amitié qui ont rendu ces années inoubliables.

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma reconnaissance la plus sincère à Monsieur AKA KOUAMÉ, fondateur de l’Institut Universitaire d’Abidjan, dont la vision inspirante et l’engagement envers l’excellence académique ont permis l’émergence d’un environnement stimulant et propice à l’épanouissement intellectuel. Étudier au sein de cette institution fut pour moi un privilège et une opportunité exceptionnelle de croissance.

Mes remerciements chaleureux vont à Monsieur le Professeur AKA BROU EMMANUEL, pour sa disponibilité constante et son dévouement sans faille envers la réussite des étudiants.

Je suis particulièrement reconnaissante envers le Professeur BAMBA N’GALADJO LAMBERT, directeur de ce mémoire, dont la rigueur, l’écoute attentive et les conseils avisés ont été essentiels à l’aboutissement de ce travail.

Toute ma gratitude accompagne également le Dr FLORENT GBONGUÉ, mon encadreur, pour son accompagnement bienveillant, sa rigueur intellectuelle et ses encouragements inspirants, qui ont nourri ma motivation à chaque étape de ce projet.

Je salue également avec respect le Dr OKOU GUEI CYRILLE, pour son enthousiasme contagieux envers l’enseignement et la générosité avec laquelle il partage ses savoirs. Son empreinte est restée vive tout au long de mon parcours.

Je remercie Dr AKE, Responsable de la filière finance. Je tenais à remercier tous mes Professeurs du Master GRAF ainsi que les membres du corps professoral et administratif de l’Institut Universitaire d’Abidjan qui ont de près ou de loin contribué à ma formation. Ma reconnaissance s’étend à Monsieur BLEU FRANK EMMANUEL, responsable de la filière GRAF et au Dr POKOU, Chef de département de la filière Sciences Economiques, pour leur encadrement précieux, leurs orientations éclairées et leur soutien constant au fil des années.

J’adresse enfin mes remerciements à toute ma famille, plus particulièrement à mon père et à ma mère, pour leur soutien tant physique, financier que spirituel, ainsi qu’à la grande famille DIALLO. Qu’elle veuille trouver ici l’assurance de ma totale gratitude. Un grand merci à mes proches, mes amis et mes camarades de promotion, dont la présence, l’écoute et les encouragements ont été un pilier fondamental dans cette aventure académique

À chacun d’entre vous, je dédie ce travail et vous adresse l’expression de ma plus profonde gratitude.

LISTE DES ABREVIATIONS ET ACRONYMES

BCEAO : Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest

CEDEAO : Communauté Économique des États de l'Afrique de l'Ouest

CEMAC : Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale

FMI : Fond Monétaire International

BEAC : Banque centrale des États de l'Afrique centrale

SARB : Banque centrale d'Afrique du Sud

CBN : Banque centrale du Nigeria

CBK : Banque centrale du Kenya

BCE : Banque centrale européenne

Fed : Réserve fédérale américaine

BCE : Banque centrale européenne

AMF : Autorité des Marchés Financiers

CMA : Capital Markets Authority

OMS : Organisation mondiale de la santé

COVID-19: Coronavirus Disease 2019

BAD: Banque Africaine de Development

OPEP : Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole

SEC : Securities and Exchange Commission

FSCA : Financial Services Conduct Authority

JSE : Johannesburg Stock Exchange FTSE

FTSE : Financial Times Stock Exchange

MASI : Moroccan All Shares Index

BRVM : Bourse Régionale des Valeurs Mobilières

BVMAC : Bourse des Valeurs Mobilières de l'Afrique Centrale

UEMOA : Union Économique et Monétaire Ouest Africaine

EGX : Egyptian Exchange

NSE : Nigerian Stock Exchange

NSE : Nairobi Securities Exchange

GSECI : Ghana Stock Exchange

SEMDEX : Stock Exchange of Mauritius Index

TSI : Tanzania Share Index

VaR : Value at Risk

CoVaR : Conditional Value at Risk

VECM : Vector Error Correction Model

VAR : Vector Autoregression

ARCH : Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

ARMA : AutoRegressive Moving Average

GARCH : Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

GJR-GARCH : Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH

EGARCH : Exponential GARCH

SGARCH: Smooth Transition GARCH

IGARCH: Integrated GARCH

APARCH: Asymmetric Power ARCH

M-GARCH: Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

TGARCH: Threshold GARCH)

DCC: Dynamic Conditional Correlation

TVE : Théorie des Valeurs Extrêmes

GEV: Generalized Extreme Value

GPD: Generalized Pareto Distribution

GED: Generalized Error Distribution

POT: Peaks Over Threshold

AIC: Akaike Information Criterion

BIC: Bayesian Information Criterion

ADF: Augmented Dickey-Fuller (test de stationnarité)

PP: Phillips-Perron

KPSS: Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin

EPU: Economic Policy Uncertainty

MPU: Monetary Policy Uncertainty

ABSA : Actions à bon de souscription d'actions

ADP : Actions à dividende prioritaire

EGP : Livre égyptienne

NGN : Naira nigérian

TZS : Shilling tanzanien

USD : Dollar américain

XAF : Franc CFA de la Coopération Financière en Afrique Centrale

XOF : Franc CFA de la Communauté Financière Africaine

ZAR : Rand sud-africain

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1: FAMILLES DE COPULES ELLIPTIQUES	74
TABLEAU 2:FAMILLES DE COPULES ARCHIMEDIENNES	75
TABLEAU 3:CALCUL DE LA VAR DE QUELQUES LOIS USUELLES	79
TABLEAU 4:INDICES BOURSIERS ET DEVISES EN AFRIQUE.....	101
TABLEAU 5: STATISTIQUES DESCRIPTIVES DES DONNEES (ACTIONS).....	106
TABLEAU 6: STATISTIQUES DESCRIPTIVES DES DONNEES (DEVISES)	107
TABLEAU 7: : TESTS STATISTIQUES DES DONNEES (ACTIONS)	110
TABLEAU 8:TESTS STATISTIQUES DES DONNEES (DEVISES)	110
TABLEAU 9: MEILLEURE SPECIFICATION DES MODELES ARMA-GJR-GARCH (P,Q)	112
TABLEAU 10:DES ESTIMATIONS DES PARAMETRES DU MODELES ARMA-GJRGARCH	118
TABLEAU 11: RESULTATS DES TESTS LBQ, ARCH ET KS DES RESIDUS	126
TABLEAU 12: ESTIMATION DES PARAMETRES DES MODELES EVT (ACTIONS).....	128
TABLEAU 13: ESTIMATION DES PARAMETRES DES MODELES EVT(DEVISES).....	129
TABLEAU 14: RECAPITULATIF DES LOIS, ESTIMATION DES PARAMETRES ET DES TESTS D'ADEQUATIONS EN LOIS(PLAGE 1)	131
TABLEAU 15: RECAPITULATIF DES LOIS, ESTIMATION DES PARAMETRES ET DES TESTS D'ADEQUATIONS EN LOIS (PLAGE 2)	132
TABLEAU 16: RECAPITULATIF DES LOIS, ESTIMATION DES PARAMETRES ET DES TESTS D'ADEQUATIONS EN LOIS (PLAGE 3)	133
TABLEAU 17: ESTIMATION DES PARAMETRES DES COPULES ELLIPTIQUES ET ARCHIMEDIENNES	135
TABLEAU 18: RESULTATS DE LA VAR PAR LES QUATRE APPROCHES AUX SEUILS DE 1%, 5%, ET 10% (ACTIONS)	138
TABLEAU 19: RESULTATS DE LA VAR PAR LES QUATRE APPROCHES AUX SEUILS DE 1%, 5%, ET 10% (DEVISES)	138
TABLEAU 20: RESULTAT DE LA CoVAR (CONDITIONAL VALUE AT RISK) AUX SEUILS DE 1%,5%, ET 10%.....	142
TABLEAU 21:TEST DE STATIONNARITE DE DICKEY-FULLER.....	148
TABLEAU 22: TEST DE STATIONNARITE DE KWIATKOWSKI-PHILLIPS	148
TABLEAU 23:TABLEAU DE TEST D'HOMOGENEITE	149
TABLEAU 24:TABLEAU TEST D'INDEPENDANCE.....	149
TABLEAU 25:TABLEAU DE TEST DE VIF.....	150
TABLEAU 26: TABLEAU DES RESULTATS DES ESTIMATIONS DES MODELES DE REGRESSION QUANTILE.....	152

LISTE DES FIGURES ET GRAPHIQUES

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1:L'EVOLUTION DES TAUX DIRECTEURS DE LA COTE D'IVOIRE ET DE L'AFRIQUE DU SUD DE 2017 A 2024.....	25
FIGURE 2:L'EVOLUTION DES INDICES D'INCERTITUDES ECONOMIQUE ET MONETAIRE DE LA COTE D'IVOIRE ET DE L'AFRIQUE DU SUD	26

LISTE DES GRAPHIQUES

GRAPHIQUE 1:ÉVOLUTION DES INDICES SUR TOUTE LA PERIODE D'ETUDE	103
GRAPHIQUE 2: ÉVOLUTION DES LOG-RENDEMENT DE QUELQUES INDICES SUR TOUTE LA PERIODE D'ETUDE.....	104

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE 1:RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR AVANT CRISE(ACTIONS).....	165
ANNEXE 2:RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR AVANT CRISE (DEVISES).....	168
ANNEXE 3:RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR PENDANT CRISE COVID (ACTIONS).....	171
ANNEXE 4:RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR PENDANT CRISE COVID (DEVISES)	173
ANNEXE 5: RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR PENDANT CRISE CRISE RUSSOUKRAINIENNE (ACTIONS).....	176
ANNEXE 6: RESULTAT DU BACKTESTING DES DIFFERENTES VAR PENDANT CRISE CRISE RUSSOUKRAINIENNE (DEVISES)	179

RESUME

Ce mémoire analyse les effets des crises économiques et financières sur les marchés actions africains, en mettant l'accent sur le risque systémique, la volatilité et l'influence des politiques monétaires à travers les taux directeurs et les variations des taux de change. La période étudiée (2017-2024) couvre les phases pré-COVID-19, COVID-19 et la crise russo-ukrainienne. Une approche multidimensionnelle a été adoptée : la dynamique et la volatilité des marchés ont été modélisées à l'aide des modèles ARMA et GJR-GARCH, tandis que la théorie des valeurs extrêmes (POT/EVT) et les copules ont permis d'analyser les événements extrêmes et les dépendances. Le risque systémique a été évalué via VaR et CoVaR, validé par un backtesting. Une régression quantile a été réalisée en utilisant les variations du CoVaR à 1%, 5% et 10% comme variables dépendantes, et les prix du pétrole, EPU, MPU et taux directeurs comme variables explicatives. Les résultats montrent une augmentation significative du risque systémique et de la volatilité pendant les crises, avec des effets hétérogènes selon les pays et les zones monétaires.

Mots-clés : Marchés boursiers africains, Risque systémique, Volatilité, Politiques monétaires, ARMA, GJR-GARCH, EVT/POT, Copules, VaR, CoVaR, Régression quantile, COVID-19, Crise russo-ukrainienne.

ABSTRACT

This thesis analyzes the effects of economic and financial crises on African equity markets, focusing on systemic risk, volatility, and the influence of monetary policies through interest rates and exchange rate variations. The study period (2017-2024) covers the pre-COVID-19 phase, the COVID-19 pandemic, and the Russo-Ukrainian crisis. A multidimensional approach was adopted: market dynamics and volatility were modeled using ARMA and GJR-GARCH models, while Extreme Value Theory (POT/EVT) and copulas captured extreme events and dependencies. Systemic risk was measured through VaR and CoVaR, validated via backtesting. A quantile regression was conducted using CoVaR variations at 1%, 5%, and 10% as dependent variables, with oil prices, EPU, MPU, and interest rates as explanatory variables. The results indicate a significant increase in systemic risk and volatility during crises, with heterogeneous effects across countries and monetary zones.

Keywords: African stock markets, Systemic risk, Volatility, Monetary policies, ARMA, GJR-GARCH, EVT/POT, Copulas, VaR, CoVaR, Quantile regression, COVID-19, Russo-Ukrainian crisis.

SOMMAIRE

DEDICACE	I
REMERCIEMENTS	II
LISTE DES ABREVIATIONS ET ACRONYMES	III
LISTE DES TABLEAUX	V
LISTE DES FIGURES ET GRAPHIQUES.....	VI
LISTE DES FIGURES.....	VI
LISTE DES GRAPHIQUES	VI
LISTE DES ANNEXES.....	VII
RESUME	VIII
SOMMAIRE	IX
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
PARTIE I : CADRE CONCEPTUEL ET THÉORIQUE DE L'ÉTUDE	6
CHAPITRE I : CRISES FINANCIERES, MARCHÉ DES ACTIONS ET POLITIQUES MONETAIRES EN AFRIQUE	7
I. Crises financières et marché des actions	7
II. Les politiques monétaires et mesures de risque	22
CHAPITRE II : REVUE DE LITTERATURE SUR LES MARCHES BOURSIERS ET LES POLITIQUES MONETAIRES.....	38
I. REVUE DE LITTERATURE THEORIQUE	38
II. REVUE DE LITTERATURE EMPIRIQUE	46
PARTIE 2 : CADRE METHODOLOGIQUE ET EMPIRIQUE DE L'ETUDE.....	58
CHAPITRE III : OUTILS MATHEMATIQUES ET ACTUARIELS POUR LA METHODOLOGIE	59
I. Modélisation du Risque avec les Modèles GARCH, la Théorie des Valeurs Extrêmes et les Copules.....	59
II. Mesures de risques et regression quantile.....	77
CHAPITRE IV : ESTIMATION ET RÉSULTAT DE L'ÉTUDE	100
I. Analyse statistique des données et calibrage des modèles	100
II. Résultats de l'étude et discussion.....	137
CONCLUSION GENERALE.....	158
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	160
ANNEXES	165

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les crises financières, qu'elles soient d'origine interne ou externe, ont des impacts profonds sur les marchés financiers et les politiques monétaires. En Afrique, où les économies sont souvent fragiles et dépendantes des matières premières, ces crises peuvent entraîner une volatilité accrue des marchés boursiers, une dépréciation des devises locales et des défis majeurs pour les banques centrales. Elles entraînent généralement une baisse des cours des matières premières, une réduction des flux de capitaux et une augmentation des coûts d'emprunt (Kaminsky et Reinhart, 2000). Bien que les marchés boursiers africains soient moins intégrés que ceux des économies développées, ils subissent néanmoins des effets de contagion considérables, se traduisant par des pertes importantes en valeur et des sorties de capitaux (Ncube et al., 2014).

Plusieurs chercheurs ont analysé ces phénomènes de transmission des chocs. Patton (2006) a développé des modèles de copules pour mesurer la dépendance entre les marchés financiers, tandis qu'Adrian et Brunnermeier (2016) ont proposé la méthodologie CoVaR pour quantifier la contribution au risque systémique. Koenker et Bassett (1978) ont introduit la régression quantile, devenue un outil précieux pour analyser les effets asymétriques des crises sur différents segments des distributions de rendements boursiers.

Si les effets de premier tour des crises financières sur l'Afrique ont parfois été limités, les impacts à long terme s'avèrent souvent plus importants et persistants qu'initialement prévu. Les révisions à la baisse des prévisions de croissance économique africaine représentent une menace significative pour la réduction de la pauvreté. De plus, l'intégration croissante du continent dans l'économie mondiale le rend davantage vulnérable aux effets directs de crises similaires à l'avenir.

Face à ces défis, les politiques monétaires jouent un rôle crucial dans la stabilisation économique et le développement des pays africains. Les banques centrales, comme la Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO), utilisent divers instruments tels que le contrôle des taux d'intérêt, la régulation de la masse monétaire et les interventions sur le marché des changes pour influencer l'inflation, soutenir la croissance économique et préserver la stabilité financière.

L'incertitude économique et monétaire représente un facteur déterminant dans la transmission des crises aux marchés boursiers. Les indices d'incertitude économique (EPU - Economic Policy Uncertainty) développés par Baker, Bloom et Davis (2016) offrent une mesure quantitative de l'incertitude politique et économique basée sur la fréquence des termes relatifs à l'incertitude dans les articles de presse. Ces indices ont démontré une forte corrélation avec la volatilité des marchés financiers et sont devenus des outils essentiels pour comprendre la dynamique de la contagion financière.

Parallèlement, l'indice d'incertitude monétaire (MPU - Monetary Policy Uncertainty) développé par Husted, Rogers et Sun (2020) se concentre spécifiquement sur l'incertitude liée aux décisions des banques centrales. Cet indice mesure l'incertitude entourant les politiques monétaires en analysant les communications des banques centrales et la couverture médiatique associée. L'incertitude monétaire est particulièrement pertinente pour les marchés africains, qui sont souvent très sensibles aux changements de politique monétaire des économies avancées, notamment la Réserve Fédérale américaine et la Banque Centrale Européenne.

Un autre indice complémentaire est celui proposé par Bauer et Swanson (2022), qui offre une mesure alternative de l'incertitude monétaire en intégrant les surprises de marché lors des annonces de politique monétaire. Ces trois indices, utilisés conjointement, permettent de capturer différentes dimensions de l'incertitude affectant les marchés boursiers africains.

Ces marchés diffèrent considérablement en termes de taille, de liquidité, de diversification sectorielle et de cadres réglementaires. Cette hétérogénéité suggère que l'impact des crises et l'efficacité des politiques monétaires pourraient varier significativement d'un marché à l'autre, justifiant ainsi une analyse comparative approfondie.

La théorie des copules, introduite dans le domaine de la finance par Embrechts et al. (2002) et développée par Patton (2006), constitue un outil puissant pour modéliser la structure de dépendance entre les marchés financiers. Contrairement aux mesures de corrélation linéaire traditionnelles, les copules permettent de capturer des relations de dépendance non linéaires et asymétriques, particulièrement pertinentes dans le contexte des marchés émergents africains.

La méthodologie Conditional Value-at-Risk (CoVaR), introduite par Adrian et Brunnermeier (2016), représente une avancée significative dans la quantification du risque systémique et de la contribution de chaque institution ou marché au risque global du système financier. Cette approche est particulièrement adaptée pour analyser les interconnexions entre les marchés boursiers africains et évaluer leur vulnérabilité aux chocs externes.

La CoVaR mesure la Value-at-Risk (VaR) d'un système financier conditionnel à ce qu'une institution ou un marché particulier soit en situation de détresse. La différence entre la CoVaR conditionnelle à la détresse d'un marché et la CoVaR non conditionnelle (Δ CoVaR) quantifie la contribution marginale de ce marché au risque systémique.

Dans le contexte africain, cette méthodologie permettra d'identifier les marchés qui contribuent le plus au risque systémique régional et d'évaluer l'efficacité des politiques monétaires dans la réduction de ce risque. En combinant la CoVaR avec les indices d'incertitude économique et monétaire, nous pourrons examiner comment ces incertitudes affectent la contribution des différents marchés boursiers africains au risque systémique continental.

Des extensions récentes de la CoVaR, telles que la Δ CoVaR quantile développée par Adams et al. (2014), seront également employées pour évaluer comment la contribution au risque systémique varie selon différents niveaux de stress du marché, offrant ainsi une vision plus nuancée de la dynamique de contagion en Afrique.

La méthodologie de la régression quantile, introduite par Koenker et Bassett (1978), offre un avantage considérable par rapport aux méthodes de régression traditionnelles pour analyser l'impact des crises financières sur les marchés boursiers africains. Contrairement à la régression par les moindres carrés ordinaires qui se concentre uniquement sur la moyenne conditionnelle, la régression quantile permet d'examiner l'effet des variables explicatives sur différents points de la distribution conditionnelle de la variable dépendante.

Cette approche est particulièrement pertinente dans le contexte des marchés financiers africains, où les distributions des rendements boursiers sont souvent caractérisées par une asymétrie et des queues épaisse. La régression quantile permet ainsi de capturer les effets asymétriques des chocs externes et des politiques monétaires sur différents segments de la distribution des rendements.

Cette méthodologie permet d'identifier si l'impact des indices d'incertitude économique et monétaire varie selon que les marchés sont en période de forte baisse (quantiles inférieurs), de performance normale (quantiles médians) ou de forte hausse (quantiles supérieurs). Elle offre également la possibilité d'évaluer l'efficacité différentielle des politiques monétaires dans ces différents états du marché.

Des extensions récentes de la régression quantile, telles que la régression quantile avec effets fixes développée par Canay (2011) et la régression quantile avec variables instrumentales

proposée par Chernozhukov et Hansen (2008), permettront de traiter les problèmes d'endogénéité et d'hétérogénéité non observée dans notre analyse panel des marchés boursiers africains.

Cette recherche vise donc à répondre à la question principale suivante : Comment les chocs exogènes et les politiques monétaires influencent-ils la volatilité et le risque systémique sur les marchés des actions africains ?

De cette question centrale, découlent des questions spécifiques suivantes :

- Comment les chocs exogènes affectent-ils la volatilité et le risque systémique sur les marchés boursiers africains ?
- Comment les variations des taux directeurs et autres instruments de politique monétaire influencent-elles les risques sur les marchés financiers africains ? Les effets des politiques monétaires sont-ils homogènes à travers différents pays ou zones monétaires ?
- Les modèles GARCH, copules, VaR, CoVaR et la régression quantile permettent-ils de mieux capturer la réaction des risques financiers aux crises et aux politiques monétaires en Afrique ?

L'objectif général de cette étude est d'évaluer l'effet des crises économiques et financières sur le risque systémique des marchés actions africains, ainsi que leur influence sur les politiques monétaires mises en œuvre par les banques centrales africaines. Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- Analyser des chocs exogènes sur la volatilité et le risque systémique des marchés boursiers africains.
- Étudier l'effet des variations des taux directeurs et autres instruments de politique monétaire sur les risques financiers, et vérifier l'homogénéité de ces effets à travers différents pays ou zones monétaires.
- Évaluer la capacité des modèles GARCH, copules, VaR, CoVaR et de la régression quantile à capturer la réaction des risques financiers face aux crises et aux politiques monétaires.

A la suite de ces questions spécifiques, il ressort les hypothèses suivantes :

- Les chocs exogènes augmentent significativement la volatilité et le risque systémique sur les marchés boursiers africains.

- Les variations des taux directeurs et autres instruments de politique monétaire influencent significativement les risques financiers, mais ces effets ne sont pas homogènes entre les différents pays ou zones monétaires.
- Les modèles GARCH, copules, VaR, CoVaR et la régression quantile permettent de mieux capturer la réaction des risques financiers aux crises et aux politiques monétaires en Afrique.

Pour tester nos hypothèses, nous adoptons une approche en plusieurs étapes. Tout d'abord, nous modélisons les rendements et la volatilité des actifs à l'aide d'un modèle ARMA-GJR-GARCH, permettant de capturer à la fois la dépendance linéaire et l'asymétrie dans la volatilité. Ensuite, nous appliquons la théorie des valeurs extrêmes (EVT) pour modéliser les queues de distribution des résidus standardisés, afin de mieux appréhender les risques extrêmes. La dépendance entre les actifs est modélisée à l'aide d'une copule, ce qui permet de capturer la structure complexe et évolutive de la dépendance entre les marchés africains. Sur cette base, nous estimons la CoVaR (Conditional Value-at-Risk) pour mesurer le risque systémique. Enfin, nous utilisons la régression quantile pour analyser la dépendance entre la CoVaR et les indices d'incertitude économique, monétaire, ainsi que l'indice de matières premières (pétrole). Cette méthode nous permet d'évaluer comment ces facteurs influencent les queues de distribution des rendements, en particulier pendant les périodes de stress financier. Par exemple, nous examinons si une augmentation de l'incertitude économique ou une baisse des prix du pétrole entraîne une hausse de la CoVaR, indiquant un risque systémique accru.

Sur le plan pratique, les résultats de cette recherche fourniront des informations précieuses pour les décideurs politiques africains dans la conception de politiques monétaires efficaces face aux incertitudes mondiales. Pour les investisseurs internationaux, elle apportera des éclairages sur la dynamique des risques dans les marchés africains et les possibilités de diversification qu'ils offrent. Enfin, pour les régulateurs des marchés financiers africains, elle mettra en lumière les vulnérabilités structurelles nécessitant des réformes pour renforcer la résilience des marchés face aux chocs externes.

PARTIE I : CADRE CONCEPTUEL ET THÉORIQUE DE L'ÉTUDE

Cette première partie se compose de deux chapitres complémentaires. Le premier chapitre analyse en profondeur les politiques monétaires à travers les indices d'incertitude monétaire et économique, ainsi que les principaux marchés boursiers africains. Il décrit le fonctionnement de ces politiques, les acteurs clés impliqués, et les mécanismes de formation des prix. L'étude s'étend aux marchés boursiers et met en lumière les risques financiers auxquels ils sont exposés, notamment à travers des mesures quantitatives telles que la Value at Risk (VaR) et la Conditional Value at Risk (CoVaR). Enfin, ce chapitre souligne l'importance stratégique de ces indices pour les économies africaines et met en évidence leur vulnérabilité face aux fluctuations des prix des actifs financiers.

Le second chapitre propose une revue de la littérature académique portant sur les relations théoriques et empiriques entre les marchés boursiers et les politiques monétaires, notamment au travers des indices d'incertitude économique et monétaire. Il examine les différentes méthodologies et approches mobilisées pour évaluer et mesurer la propagation des crises financières et des chocs à travers les marchés financiers. À travers l'analyse des modèles existants et la synthèse des résultats de recherches antérieures, ce chapitre met en perspective les dynamiques de contagion financière et offre un éclairage sur les mécanismes de transmission des chocs au sein des économies africaines.

CHAPITRE I : CRISES FINANCIERES, MARCHÉ DES ACTIONS ET POLITIQUES MONÉTAIRES EN AFRIQUE

Dans les sections qui suivent, nous commencerons par définir les concepts clés de crise, de volatilité et de risque systémique. Ensuite, nous présenterons les fondements théoriques des politiques monétaires et leur rôle dans la stabilisation des économies à travers les indices d'incertitude économique et monétaire, qui permettent de mesurer et d'analyser l'impact des anticipations et des perceptions des acteurs économiques.

I. Crises financières et marché des actions

I.1. Crises financières

I.1.1. Définitions

Une crise financière est une perturbation grave du système financier, caractérisée par une forte volatilité des marchés, une baisse de la confiance des investisseurs, des faillites d'institutions financières et une contraction de l'activité économique. Les crises financières peuvent être déclenchées par divers facteurs, tels que des bulles spéculatives, des déséquilibres macroéconomiques, des chocs externes ou des politiques inadaptées.

Les crises économiques ont un impact direct sur les marchés boursiers, souvent caractérisé par une augmentation de la volatilité et une baisse des indices boursiers. Par exemple, lors de la crise financière de 2008, les marchés boursiers africains ont enregistré des baisses significatives, bien que moins prononcées que dans les économies développées. Les politiques monétaires jouent alors un rôle clé pour atténuer ces effets, en injectant des liquidités ou en abaissant les taux d'intérêt pour soutenir l'activité économique et restaurer la confiance des investisseurs.

I.1.2. Les différents types de crises financières

I.1.2.1. Crises bancaires

Une crise bancaire survient lorsque les banques subissent des pertes massives, entraînant une perte de confiance des déposants et une ruée vers les retraits. Exemple : La crise bancaire nigériane de 2009, où plusieurs banques ont été recapitalisées par le gouvernement pour éviter un effondrement du système financier.

I.1.2.2. Crises de la dette souveraine

Une crise de la dette survient lorsqu'un État ne peut plus rembourser ses dettes ou refinancer ses obligations. La crise de la dette grecque (2010-2015) a eu des répercussions sur les marchés mondiaux, y compris en Afrique.

I.1.2.3. Crises monétaires

Une crise monétaire se produit lorsqu'une devise subit une dépréciation brutale, souvent due à une perte de confiance des investisseurs. La dépréciation du naira nigérian en 2016, liée à la chute des prix du pétrole.

I.1.2.4. Crises boursières

Une crise boursière est marquée par une chute brutale et prolongée des indices boursiers. Le krach boursier de 2008, qui a affecté les marchés africains, notamment la Bourse de Johannesburg.

I.1.2.5. Crises systémiques

Une crise systémique affecte l'ensemble du système financier et économique, souvent en combinant plusieurs types de crises (bancaire, monétaire, boursière). La crise financière mondiale de 2008.

I.1.3. Les principales crises financières mondiales et leurs impacts sur l'Afrique

- La Grande Dépression (1929)**

Le krach boursier de 1929 aux États-Unis a provoqué un effondrement des prix des matières premières et une contraction du crédit. En conséquence, l'Afrique a subi une chute des exportations de matières premières telles que le coton, le café et le cacao. De plus, il y a eu une réduction des investissements étrangers, ce qui a entraîné un appauvrissement des populations rurales.

- Le choc pétrolier des années 1970**

L'embargo pétrolier de l'OPEP en 1973 a causé une hausse brutale des prix du pétrole. Par conséquent, les pays africains exportateurs de pétrole, comme le Nigeria et l'Algérie, ont bénéficié de revenus accrus. En revanche, les pays importateurs de pétrole ont subi une inflation élevée et une détérioration de leur balance commerciale.

- La crise de la dette des années 1980**

La crise de la dette des années 1980 a été provoquée par le surendettement des pays en développement et la hausse des taux d'intérêt aux États-Unis. Ainsi, plusieurs pays africains, comme le Nigeria et la Côte d'Ivoire, ont dû restructurer leur dette. En outre, des programmes d'ajustement structurel imposés par le FMI et la Banque mondiale ont eu des conséquences sociales et économiques sévères.

- **La crise asiatique (1997-1998)**

La crise asiatique de 1997-1998 a été causée par la dépréciation des devises asiatiques, la fuite des capitaux et l'effondrement des marchés boursiers. En conséquence, l'Afrique a connu une baisse des prix des matières premières telles que le pétrole et les métaux, ainsi qu'une réduction des investissements étrangers.

- **La crise financière mondiale (2008)**

La crise financière mondiale de 2008 a été déclenchée par l'effondrement du marché immobilier américain, la crise des subprimes et la faillite de Lehman Brothers. Par conséquent, l'Afrique a subi une chute des prix des matières premières telles que le pétrole et le cuivre, une réduction des transferts de fonds des migrants et une baisse des investissements directs étrangers (IDE). Les marchés boursiers africains, comme ceux de Johannesburg, Lagos et Nairobi, ont également subi des baisses significatives.

- **La crise de la dette européenne (2010-2015)**

La crise de la dette européenne, survenue entre 2010 et 2015, a été causée par le surendettement de plusieurs pays européens, notamment la Grèce, l'Espagne et le Portugal. En conséquence, l'Afrique a connu une réduction des exportations vers l'Europe et une baisse des IDE en provenance de l'Union européenne.

- **La Pandémie de la COVID 19**

La pandémie de COVID-19, qui a débuté en décembre 2019 à Wuhan, en Chine, a eu des répercussions mondiales majeures. Cette crise sanitaire a entraîné des confinements et des restrictions de déplacement dans de nombreux pays, perturbant ainsi l'économie mondiale. En ce qui concerne l'économie mondiale, la baisse de l'activité économique a été l'une des conséquences les plus marquantes. Les mesures de confinement ont entraîné la fermeture de nombreuses entreprises, une réduction de la production industrielle et une augmentation du chômage. De plus, la volatilité des marchés financiers s'est accrue, les investisseurs cherchant

à réduire leur exposition aux risques économiques, ce qui a entraîné une volatilité accrue sur les marchés boursiers et des devises.

En l'Afrique, la baisse des exportations et des importations a eu des répercussions importantes. Les pays africains, dépendants des exportations de matières premières, ont subi une baisse de la demande mondiale, ce qui a affecté leurs revenus. De plus, les restrictions de déplacement ont perturbé les chaînes d'approvisionnement, entraînant des pénuries de produits essentiels. Par ailleurs, l'impact sur les marchés boursiers a été notable. Les marchés boursiers africains ont réagi à la volatilité mondiale, avec des baisses liées à la prudence des investisseurs. De plus, la pression sur les devises africaines s'est intensifiée. La baisse des exportations et la fuite des capitaux vers des actifs refuges ont accentué la dépréciation des devises locales.

Pour finir, les réponses des politiques monétaires africaines ont inclus le maintien de taux d'intérêt bas pour soutenir l'économie et encourager les investissements. Par exemple, plusieurs banques centrales africaines ont réduit leurs taux directeurs pour stimuler l'activité économique. En outre, certaines banques centrales ont procédé à des interventions sur le marché des changes pour stabiliser les devises locales et éviter une dépréciation excessive.

- **La guerre russo-ukrainienne (depuis février 2022)**

La guerre entre la Russie et l'Ukraine, débutée en février 2022 avec l'invasion de l'Ukraine par la Russie, a des implications mondiales en raison du rôle clé de ces deux pays dans les marchés de l'énergie, des céréales et des métaux. Tout d'abord, l'impact sur l'économie mondiale est significatif. La hausse des prix de l'énergie résulte de la Russie, grand exportateur de pétrole et de gaz naturel, étant soumise aux sanctions occidentales qui ont perturbé les approvisionnements, entraînant une flambée des prix. En outre, la crise alimentaire est exacerbée par la perturbation des exportations de blé, de maïs et d'engrais de la Russie et de l'Ukraine, provoquant une hausse des prix alimentaires. De plus, l'instabilité financière s'est accentuée, les marchés mondiaux ayant connu une volatilité accrue avec des fuites de capitaux vers des actifs refuges tels que l'or et le dollar américain. En ce qui concerne l'Afrique, la hausse des prix des produits de base a eu des répercussions importantes. Par exemple, les pays africains importateurs de pétrole, comme le Nigeria et l'Afrique du Sud, ont subi une augmentation des coûts de l'énergie, alimentant l'inflation. De plus, la hausse des prix du blé et des engrains a aggravé l'insécurité alimentaire, notamment dans des pays comme l'Égypte, le Kenya et la Somalie. Par ailleurs, la pression sur les devises africaines s'est intensifiée. La hausse des prix

des importations a accru la demande de devises étrangères, entraînant une dépréciation des monnaies locales, comme le naira nigérian et le rand sud-africain. De plus, l'impact sur les marchés boursiers a été notable. Les marchés boursiers africains ont connu une volatilité accrue, avec des baisses liées à la fuite des capitaux vers des actifs refuges. Par exemple, la Bourse de Johannesburg (JSE) a été affectée par la baisse des cours des matières premières, telles que l'or et le platine, en raison des craintes de récession mondiale.

Enfin, les réponses des politiques monétaires africaines ont inclus une hausse des taux d'intérêt pour lutter contre l'inflation importée. Par exemple, la Banque centrale sud-africaine (SARB) a augmenté ses taux à plusieurs reprises en 2022 et 2023. De plus, certaines banques centrales ont effectué des interventions sur le marché des changes pour stabiliser les devises locales en utilisant leurs réserves de change. Par exemple, la Banque centrale du Nigeria (CBN) a dû intervenir pour soutenir le naira.

- **La guerre israélo-palestinienne**

Les tensions entre Israël et la Palestine ont connu une escalade en 2023, avec des affrontements violents dans la bande de Gaza et en Cisjordanie. Cette crise a des implications régionales et mondiales en raison des risques géopolitiques accusés au Moyen-Orient. D'un côté, pour ce qui est de l'économie mondiale, la hausse des prix du pétrole est l'une des conséquences majeures. Les craintes d'une extension du conflit au Moyen-Orient, une région clé pour la production pétrolière, ont provoqué une hausse des prix du pétrole. De l'autre, la volatilité des marchés financiers s'est accrue, les investisseurs cherchant à réduire leur exposition aux risques géopolitiques, entraînant ainsi une volatilité accrue sur les marchés boursiers et des devises.

Quant à l'Afrique, la hausse des coûts de l'énergie a eu des répercussions importantes. Par exemple, les pays africains importateurs de pétrole, tels que le Kenya et le Sénégal, subissent une pression accrue sur leurs balances commerciales. De surcroît, l'inflation importée augmente, pesant sur le pouvoir d'achat des ménages. Par ailleurs, l'impact sur les marchés boursiers a été notable. Les marchés boursiers africains réagissent à la volatilité mondiale, avec des baisses liées à la prudence des investisseurs. Par exemple, la Bourse de Nairobi (NSE) a connu des baisses en raison des craintes d'une récession mondiale. De plus, la pression sur les devises africaines s'est intensifiée. La hausse des prix du pétrole et la fuite des capitaux vers des actifs refuges accentuent la dépréciation des devises locales.

Pour finir, les réponses des politiques monétaires africaines ont inclus le maintien de taux d'intérêt élevés pour lutter contre l'inflation et stabiliser les devises. Par exemple, la Banque centrale du Kenya (CBK) a maintenu des taux stables en 2023, malgré les pressions inflationnistes. En outre, certaines banques centrales ont procédé à une gestion des réserves de change pour soutenir les devises locales et éviter une dépréciation excessive.

I.1.4. Les effets des crises financières sur les marchés africains

I.1.4.1. Effets sur les marchés actions

- Volatilité accrue

Les crises financières entraînent une augmentation de la volatilité des marchés actions africains, avec des baisses brutales des indices boursiers. Pendant la crise de 2008, l'indice de la Bourse de Johannesburg (JSE) a chuté de plus de 30 %.

- Fuite des capitaux

Les investisseurs étrangers retirent leurs capitaux des marchés émergents et africains en période de crise, ce qui accentue la pression à la baisse sur les cours boursiers. Pendant la pandémie de COVID-19, les investisseurs ont massivement retiré leurs fonds des marchés africains.

- Impact sectoriel

Certains secteurs sont plus touchés que d'autres lors des crises. Par exemple, les secteurs des matières premières et de l'énergie sont particulièrement vulnérables aux chocs externes. La chute des prix du pétrole en 2020 a fortement affecté les entreprises pétrolières cotées à Lagos et à Johannesburg.

I.1.4.2. Effets sur les politiques monétaires africaines

- Assouplissement monétaire

En période de crise, les banques centrales africaines baissent souvent les taux d'intérêt et injectent des liquidités pour soutenir l'économie. La Banque centrale du Nigeria (CBN) a abaissé ses taux d'intérêt en 2020 pour atténuer l'impact de la pandémie.

- Dépréciation des devises

Les crises financières peuvent entraîner une dépréciation des devises africaines, obligeant les banques centrales à intervenir pour stabiliser les taux de change. La Banque centrale sud-africaine (SARB) a dû intervenir pour soutenir le rand pendant la crise de 2008.

- Inflation et stabilité des prix

Les crises peuvent provoquer une hausse de l'inflation (due à la dépréciation des devises ou à des pénuries), ce qui complique la tâche des banques centrales. La hausse des prix des importations pendant la pandémie a accru les pressions inflationnistes dans plusieurs pays africains.

I.2. Le marché des actions

I.2.1. Définition et rôle du marché des actions

Le marché des actions est un segment clé du marché financier où s'échangent les titres de propriété (actions) des entreprises cotées. Il joue un rôle essentiel dans l'économie en permettant aux entreprises de lever des capitaux pour financer leur croissance et en offrant aux investisseurs des opportunités de diversification et de rendement. En Afrique, les marchés boursiers sont relativement petits, peu liquides et moins sophistiqués que ceux des économies développées. Aujourd'hui, le continent compte environ 29 bourses nationales et régionales, réparties à travers différents pays et présentant une hétérogénéité marquée en termes de taille, de liquidité, d'efficience et de niveau de développement.

Le fonctionnement du marché boursier repose sur un principe simple mais puissant : la rencontre de l'offre et de la demande. Les entreprises cotées émettent des actions pour lever des capitaux nécessaires à leur développement, tandis que les investisseurs achètent ces actions dans l'espoir de réaliser des profits, soit par l'appréciation de la valeur des titres, soit par le versement de dividendes. Cette dynamique permet une formation continue des prix, reflétant à chaque instant la perception collective de la valeur des entreprises.

I.2.2. Typologie des marchés boursiers africains

Les marchés boursiers africains peuvent être classés en quatre catégories principales :

- **Marchés développés** : Dominés par la Bourse de Johannesburg (JSE) en Afrique du Sud, qui est la plus grande et la plus liquide du continent. Elle représente à elle seule une part significative de la capitalisation boursière africaine et est considérée comme un marché mature, comparable à ceux des économies avancées.

- **Marchés émergents** : Incluent des bourses comme celles du Maroc (Casablanca), de l'Égypte (Le Caire), de Maurice et du Nigeria (Lagos). Ces marchés se caractérisent par une capitalisation boursière significative et une liquidité relative, mais restent vulnérables aux chocs externes et aux instabilités politiques ou économiques.
- **Marchés frontières** : Comptent des bourses comme celles du Kenya (Nairobi), de la Tunisie, du Ghana et de la BRVM (Bourse Régionale des Valeurs Mobilières), qui dessert huit pays d'Afrique de l'Ouest. Ces marchés sont en phase de développement mais restent limités par une faible liquidité et une faible profondeur financière.
- **Marchés naissants** : Incluent des bourses plus récentes ou moins développées, comme celles du Rwanda, de l'Ouganda, de la Tanzanie, de la Zambie et du Mozambique. Ces marchés sont souvent caractérisés par un nombre limité de sociétés cotées, une faible liquidité et une infrastructure financière encore en construction.

La Bourse de Johannesburg (Afrique du Sud) domine le paysage boursier africain, tandis que d'autres marchés, comme ceux du Nigeria ou du Kenya, restent émergents et vulnérables aux chocs externes.

Voici une présentation des marchés boursiers de l'Afrique du Sud, de la Côte d'Ivoire, du Maroc, de L'Egypte, du Nigéria et du Kenya qui sont parmi les plus notables du continent. Le Marché boursier de l'Afrique du Sud (Johannesburg Stock Exchange - JSE) est la plus grande bourse d'Afrique et l'une des plus importantes au monde. Fondée en 1887, elle est située dans le quartier de Sandton à Johannesburg et joue un rôle crucial dans l'économie sud-africaine. La JSE a été formé pour faciliter le financement de la première ruée vers l'or en Afrique du Sud. Membre de la Fédération Mondiale des Echanges depuis 1963, une association internationale des marchés réglementés reconnu mondialement, la JSE a fait un grand pas en avant en adoptant le trading électronique en 1996, et en 2005, elle a franchi une nouvelle étape en se démutualisant et en étant cotée sur son propre marché boursier. La JSE permet aux investisseurs de négocier non seulement des actions, mais aussi des obligations, des produits dérivés et d'autres instruments financiers. L'indice boursier de référence est le FTSE/JSE All Share Index, qui suit la performance globale des entreprises cotées. La JSE est reconnue pour sa réglementation stricte, sa transparence opérationnelle et sa technologie avancée offrant une exécution rapide et efficace des transactions ainsi qu'un accès en temps réel aux données de marché.

La Bourse des valeurs de Casablanca (BVC) est la principale bourse du Maroc et l'une des principales bourses d'Afrique. Crée en 1929, elle a été nationalisée en 1974 et a adopté son nom actuel en 1984. Elle est la deuxième plus ancienne bourse d'Afrique et la troisième plus ancienne du monde arabe. À l'origine, elle servait de centre de négociation d'actions et d'obligations de sociétés françaises. Toutefois, dans les années 1960, la bourse s'est ouverte aux sociétés marocaines et, aujourd'hui, elle accueille plus de 70 sociétés dont la capitalisation boursière combinée dépasse 70 milliards de dollars. La BVC permet la négociation de différents types de produits financiers, tels que les actions, les obligations, les warrants, les certificats de dépôt et les produits dérivés, compte actuellement 81 titres cotés. Son indice phare, le MASI, regroupe toutes les actions cotées, tandis que le MADEX inclut les titres les plus actifs. Le BVC a fait de grands progrès ces dernières années, introduisant de nouvelles technologies et élargissant ses services pour en faire un marché plus compétitif. Son engagement en faveur de l'innovation et de la modernisation en a fait une plaque tournante de l'activité financière au Maroc et dans la région. Le Marché boursier de la Côte d'Ivoire avec la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM), créée en 1998 et basée à Abidjan, regroupe les pays membres de l'Union Économique et Monétaire Ouest Africaine (UEMOA). Elle est unique en son genre, étant la seule bourse régionale en Afrique servant huit pays : Bénin, Burkina Faso, Côte d'Ivoire, Guinée-Bissau, Mali, Niger, Sénégal et Togo. Cette structure transfrontalière vise à surmonter les limitations des petits marchés nationaux. La BRVM se distingue par son fonctionnement entièrement numérique, une prouesse technologique sur le continent. Cette digitalisation permet aux membres commerçants de participer aux opérations boursières à distance via les réseaux satellites sans avoir à se déplacer physiquement au siège d'Abidjan, assurant ainsi un accès égal à l'information pour tous, quelle que soit la localisation. L'indice principal de la BRVM est le BRVM Composite, qui reflète la performance globale des sociétés cotées. La BRVM se caractérise par une forte présence des secteurs bancaires et des télécommunications. Elle fait face à des défis de liquidité mais joue un rôle crucial dans l'intégration financière régionale. Bourse égyptienne, ou Egyptian Exchange (EGX), est l'une des plus anciennes bourses d'Afrique, fondée en 1883 à Alexandrie. En 1903, la bourse du Caire a été créée, et les deux ont fusionné pour former l'EGX. Elle comprend principalement deux marchés : celui du Caire et celui d'Alexandrie, régis par un conseil d'administration commun. L'EGX permet de négocier divers instruments financiers, y compris des actions, des obligations et des produits dérivés. Les transactions ne sont pas soumises à l'impôt sur les plus-values, bien qu'un impôt symbolique de 0,001 % ait été introduit en 2013. Le marché utilise un système de négociation électronique pour des transactions en temps réel, avec l'indice phare EGX 30 qui suit les 30 entreprises les

plus capitalisées. Au fil des ans, l'EGX a connu des phases de croissance et de déclin, notamment après une période d'inactivité dans les années 1980. Elle a été revitalisée dans les années 1990 grâce à des réformes économiques, atteignant une capitalisation boursière d'environ 87 milliards USD en 2024. Malgré sa croissance, la bourse fait face à des défis liés à la volatilité politique et économique, mais continue d'attirer des investissements étrangers grâce à sa position stratégique en Afrique du Nord. La Bourse du Nigeria (NGX, officiellement Nigerian Exchange Group), est la deuxième plus grande bourse d'Afrique subsaharienne après la JSE. Elle est l'une des plus anciennes bourses d'Afrique, ayant été fondée en 1960. Elle joue un rôle vital dans le financement du développement économique du pays en permettant aux entreprises de lever des capitaux par le biais d'émissions d'actions et d'obligations. La NGX propose une gamme variée d'instruments financiers, notamment des actions, des obligations, des fonds négociés en bourse (ETF), des produits dérivés et des titres à revenu fixe. Cette diversité permet aux investisseurs de créer des portefeuilles adaptés à leurs objectifs et tolérances au risque. Elle reflète la diversité de l'économie nigériane, avec une forte représentation des secteurs bancaires, pétroliers et des télécommunications. Le NGX All-Share Index est l'indice de référence, mesurant la performance globale du marché boursier nigérian. Il est composé des actions cotées sur la bourse et est largement utilisé pour évaluer la santé et la tendance du marché. La Bourse du Nigeria a connu une volatilité importante en raison des fluctuations économiques et politiques, mais elle reste un acteur clé dans le paysage financier africain. La Bourse Kenya, aussi connue sous le nom de Nairobi Securities Exchange (NSE), est la principale plateforme d'échange de valeurs mobilières au Kenya. Elle offre aux investisseurs un accès à une large gamme d'instruments financiers, notamment des actions, des obligations et des fonds négociés en bourse (ETF). Fondée en 1954, elle est la plus ancienne bourse d'Afrique de l'Est. La NSE se distingue par sa forte adoption des technologies financières, étant l'une des premières en Afrique à introduire le trading mobile. Le NSE All Share Index est un indice pondéré en fonction de la capitalisation boursière qui suit la performance de toutes les actions cotées à la NSE. Il offre une vue d'ensemble de l'ensemble du marché boursier kényan. Le NSE 20 Share Index, quant à lui, est un indice composé des 20 actions les plus liquides et les plus capitalisées de la NSE. Il est souvent considéré comme un indicateur clé de la performance des grandes entreprises du Kenya. La NSE joue un rôle crucial dans le positionnement de Nairobi comme hub financier régional, attirant des investisseurs de toute l'Afrique de l'Est. Le marché boursier de l'île Maurice, représenté par la Stock Exchange of Mauritius (SEM), s'est établi comme l'une des places financières majeures d'Afrique depuis sa création en 1989. Sa modernisation significative en 1994 avec l'introduction d'un système de

négociation électronique, suivie de sa démutualisation en 2010, en fait la première bourse africaine approuvée par la Financial Times Stock Exchange (FTSE). La SEM opère sur deux segments : le marché officiel pour les grandes entreprises et le marché développement (DEM) pour les PME. Le marché est suivi à travers plusieurs indices clés, notamment le SEMDEX (indice global), le SEM-10 (dix plus grandes sociétés) et le SEMTRI (incluant les dividendes). Sa particularité réside dans sa capacité à opérer en multiples devises (roupie mauricienne, dollar US, euro, livre sterling) et sa plateforme multi-catégories incluant actions, obligations et fonds. Sous la supervision de la Financial Services Commission, la bourse mauricienne se distingue par sa régulation solide et sa transparence aux standards internationaux. Les secteurs dominants comprennent les services financiers, le tourisme, l'immobilier et l'industrie manufacturière. La SEM présente une capitalisation boursière notable par rapport au PIB et affiche une croissance constante des échanges. Les innovations incluent le trading en ligne, des produits financiers novateurs et la finance durable. Elle vise également à renforcer ses liens avec d'autres bourses africaines.

I.2.3. Les types d'actions

- Actions ordinaires**

Les actions ordinaires sont les actions les plus courantes et les plus basiques, représentant une participation dans le capital de l'entreprise. Les détenteurs d'actions ordinaires bénéficient de plusieurs droits, notamment le droit de vote lors des assemblées générales, le droit aux dividendes (une part des bénéfices distribués par l'entreprise, si elle en distribue), et le droit résiduel en cas de liquidation de l'entreprise (ils reçoivent une part des actifs restants après le remboursement des créanciers et des actionnaires privilégiés). Cependant, les actionnaires ordinaires supportent un risque plus élevé car ils sont les derniers à être payés en cas de liquidation.

- Actions privilégiées**

Les actions privilégiées sont un type d'actions qui offrent des avantages spécifiques par rapport aux actions ordinaires. Les détenteurs d'actions privilégiées bénéficient de dividendes prioritaires, c'est-à-dire qu'ils reçoivent des dividendes avant les actionnaires ordinaires, souvent à un taux fixe. En cas de faillite, ils ont également la priorité en cas de liquidation, étant remboursés avant les actionnaires ordinaires. En revanche, les actions privilégiées ne donnent généralement pas ou peu de droit de vote. Ces actions sont

considérées comme moins risquées que les actions ordinaires et sont souvent comparées à des obligations en raison de leurs dividendes fixes.

- **Actions à dividende prioritaire (ADP)**

Les actions à dividende prioritaire (ADP) sont un type d'actions privilégiées qui offrent un dividende plus élevé que les actions ordinaires. Les détenteurs de ces actions reçoivent un dividende garanti, souvent plus élevé que celui des actions ordinaires. Cependant, ces actions ne donnent généralement pas de droit de vote. L'objectif des actions à dividende prioritaire est d'attirer les investisseurs recherchant un revenu régulier et moins risqué.

- **Actions de préférence**

Les actions de préférence sont des actions qui offrent des droits spécifiques, tels qu'un dividende prioritaire ou un droit de vote accru. Ces droits peuvent inclure un dividende prioritaire, un droit de vote renforcé ou d'autres avantages négociés. Les droits associés à ces actions sont définis par l'entreprise et peuvent varier en fonction des besoins. Ces actions sont souvent utilisées pour attirer des investisseurs stratégiques ou pour récompenser certains actionnaires.

- **Actions à bon de souscription d'actions (ABSA)**

Les actions à bon de souscription d'actions (ABSA) sont des actions qui donnent à leur détenteur le droit d'acheter de nouvelles actions à un prix prédéfini pendant une période donnée. Ce droit, appelé bon de souscription, permet à l'investisseur d'acheter de nouvelles actions à un prix fixé à l'avance (prix d'exercice). Cet avantage permet à l'investisseur de bénéficier d'une augmentation future du cours de l'action. L'objectif des ABSA est d'attirer des investisseurs en leur offrant un avantage supplémentaire.

- **Actions sans droit de vote**

Les actions sans droit de vote sont des actions qui ne donnent pas à leur détenteur le droit de voter lors des assemblées générales. Le détenteur de ces actions ne participe pas aux décisions de l'entreprise, mais il peut recevoir des dividendes similaires ou supérieurs à ceux des actions ordinaires. L'objectif de ces actions est de permettre à l'entreprise de lever des capitaux sans diluer le contrôle des actionnaires existants.

- **Actions à dividende majoré**

Les actions à dividende majoré sont des actions qui offrent un dividende plus élevé que les actions ordinaires, en échange de droits de vote réduits ou inexistant. Le dividende majoré est supérieur à celui des actions ordinaires, mais ces actions peuvent ne pas donner de droit de vote ou en donner un nombre réduit. L'objectif de ces actions est d'attirer les investisseurs recherchant un revenu régulier et élevé.

- **Actions de croissance**

Les actions de croissance sont des actions d'entreprises dont on anticipe une croissance rapide des revenus et des bénéfices. Ces entreprises réinvestissent généralement leurs bénéfices pour financer leur croissance, ce qui se traduit par des dividendes faibles ou inexistant. Les investisseurs misent sur une augmentation du cours de l'action à long terme, ce qui en fait un choix privilégié pour ceux recherchant une plus-value à long terme.

- **Actions de valeur**

Les actions de valeur sont des actions d'entreprises considérées comme sous-évaluées par rapport à leurs fondamentaux (bénéfices, actifs). Ces entreprises sont souvent bien établies et versent des dividendes réguliers. Les investisseurs espèrent que le marché reconnaîtra la valeur réelle de l'entreprise, entraînant une hausse du cours de l'action. Ces actions attirent les investisseurs recherchant des opportunités à long terme.

- **Actions cycliques et non cycliques**

Les actions cycliques sont des actions d'entreprises dont les performances sont liées aux cycles économiques, comme le secteur automobile ou immobilier. Elles se caractérisent par une forte volatilité en fonction de la conjoncture économique. En revanche, les actions non cycliques sont des actions d'entreprises dont les performances sont peu affectées par les cycles économiques, comme le secteur de la santé ou des produits de première nécessité. Ces actions sont généralement moins volatiles et sont souvent considérées comme des valeurs refuges.

I.2.4. Les Acteurs du Marché

Les principaux acteurs du marché des actions africaines incluent les investisseurs institutionnels, les investisseurs individuels, les courtiers en valeurs mobilières, et les régulateurs financiers. Les investisseurs institutionnels, tels que les fonds de pension et les

compagnies d'assurance, jouent un rôle important en fournissant des liquidités et en stabilisant le marché.

- **Investisseurs institutionnels**

Les investisseurs institutionnels jouent un rôle central sur les marchés financiers. Les banques investissent dans des titres pour diversifier leurs portefeuilles et générer des rendements. Les fonds de pension gèrent les économies des retraités et investissent principalement dans des actifs à long terme. Les fonds d'investissement collectent l'épargne des particuliers et des entreprises pour investir dans des actions, des obligations ou d'autres instruments financiers. Les assureurs investissent les primes perçues dans des actifs financiers pour garantir leur capacité à payer les indemnités futures. Enfin, les fonds souverains, détenus par des États, investissent dans des actifs nationaux et internationaux pour diversifier les revenus de l'État, comme le Fonds souverain norvégien.

- **Investisseurs individuels**

Les investisseurs individuels comprennent les particuliers, qui investissent leurs économies dans des actions pour générer des rendements à court ou long terme, et les traders, qui spéculent sur les mouvements de prix à court terme pour réaliser des profits rapides.

- **Investisseurs étrangers**

Les investisseurs étrangers jouent un rôle clé dans les marchés émergents, y compris les marchés africains, en apportant des capitaux et en augmentant la liquidité. Cependant, leur retrait soudain peut accroître la volatilité des marchés.

- **Les émetteurs**

Les émetteurs sont les entités qui proposent des titres (actions) sur le marché pour lever des fonds. Les entreprises cotées émettent des actions pour financer leur croissance, leurs projets d'investissement ou leur expansion, comme les grandes entreprises africaines MTN (télécommunications) ou Dangote Cement (industrie). Les États et gouvernements émettent des obligations souveraines pour financer les dépenses publiques ou les projets d'infrastructure, comme les émissions d'euro-obligations par le Kenya ou le Ghana. Les institutions internationales, telles que la Banque mondiale ou la Banque africaine de développement (BAD), émettent également des obligations pour financer des projets de développement.

- **Les intermédiaires financiers**

Les intermédiaires financiers facilitent les transactions entre les acheteurs et les vendeurs sur le marché boursier. Les banques d'investissement aident les entreprises à émettre des titres (introduction en bourse, émissions d'obligations) et conseillent sur les fusions et acquisitions, comme Standard Bank ou Rand Merchant Bank en Afrique. Les sociétés de bourse exécutent les ordres d'achat et de vente pour le compte des investisseurs, comme la Bourse de Johannesburg ou la Bourse de Casablanca. Les teneurs de marché (market makers) assurent la liquidité du marché en achetant et vendant des titres en permanence, même en l'absence de contrepartie immédiate. Les courtiers (brokers) agissent comme intermédiaires entre les investisseurs et le marché, en exécutant les ordres de trading.

- **Les régulateurs**

Les régulateurs veillent au bon fonctionnement du marché, à la protection des investisseurs et à la transparence des transactions. Les banques centrales supervisent les politiques monétaires et la stabilité financière. Les autorités des marchés financiers (AMF), comme la Securities and Exchange Commission (SEC) au Nigeria ou la Financial Services Conduct Authority (FSCA) en Afrique du Sud, régulent les activités des bourses et des intermédiaires financiers. Les organismes de surveillance luttent contre les pratiques frauduleuses, comme l'initié trading ou la manipulation des marchés.

- **Les infrastructures de marché**

Les infrastructures de marché fournissent les plateformes et les systèmes nécessaires au fonctionnement du marché. Les bourses sont les marchés organisés où s'échangent les titres, comme la Bourse de Johannesburg (JSE), la Bourse de Nairobi (NSE) ou la Bourse de Casablanca (CSE). Les dépositaires centraux assurent la garde des titres et facilitent les règlements des transactions, comme le Central Securities Depository (CSD) en Afrique du Sud. Les chambres de compensation garantissent la bonne fin des transactions en agissant comme contrepartie centrale.

- **Les analystes et les médias**

Les analystes et les médias fournissent des informations et des analyses qui influencent les décisions des investisseurs. Les analystes financiers évaluent les performances des entreprises et émettent des recommandations d'achat, de vente ou de conservation. Les médias financiers, comme Bloomberg, Reuters ou des médias locaux tels que Business Day en Afrique du Sud, diffusent des informations sur les marchés, les entreprises et les tendances économiques.

- **Les conseillers financiers**

Les conseillers financiers aident les investisseurs à prendre des décisions éclairées en fonction de leurs objectifs et de leur profil de risque. Les gestionnaires de portefeuille gèrent les actifs des investisseurs en diversifiant les placements pour maximiser les rendements. Les conseillers en investissement fournissent des recommandations personnalisées aux investisseurs individuels ou institutionnels.

II. Les politiques monétaires et mesures de risque

II.1. Les politiques monétaires

Les politiques monétaires désignent l'ensemble des actions menées par les banques centrales pour réguler la masse monétaire et les taux d'intérêt afin d'atteindre des objectifs macroéconomiques tels que la stabilité des prix, la croissance économique et le plein emploi. Les outils principaux incluent les opérations d'open market, les taux directeurs et les réserves obligatoires. En Afrique, les banques centrales font face à des défis spécifiques, tels que la dollarisation des économies et la faible diversification, qui limitent l'efficacité des politiques monétaires en période de crise.

II.1.1. Les acteurs des politiques monétaires en Afrique

a. Les banques centrales

Les banques centrales sont les principaux acteurs, chargées de définir et de mettre en œuvre les mesures pour réguler la masse monétaire et les taux d'intérêt. Par exemple, la Banque centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) opère dans les pays de l'UEMOA (Union Économique et Monétaire Ouest Africaine), tandis que la Banque centrale des États de l'Afrique centrale (BEAC) couvre les pays de la CEMAC (Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale). La Banque centrale d'Afrique du Sud (SARB) et la Banque centrale du Nigeria (CBN) jouent également un rôle crucial dans leurs économies respectives.

b. Les gouvernements

Les gouvernements collaborent avec les banques centrales pour aligner les politiques monétaires et budgétaires. Ils influencent les politiques monétaires par leurs décisions en matière de dépenses publiques et de dette, par exemple en émettant des obligations souveraines pour financer les déficits budgétaires.

c. Les institutions internationales

Les institutions internationales, comme le Fonds monétaire international (FMI) et la Banque mondiale, fournissent un soutien technique et financier aux banques centrales africaines. Par exemple, elles mettent en place des programmes d'ajustement structurel pour stabiliser les économies en crise.

d. Les acteurs privés

Les acteurs privés, tels que les banques commerciales, les investisseurs et les entreprises, influencent la transmission des politiques monétaires par leurs décisions de prêt, d'investissement et de consommation. Par exemple, les banques commerciales ajustent les taux d'intérêt sur les prêts en fonction des taux directeurs fixés par la banque centrale.

II.1.2. Les spécificités des politiques monétaires en Afrique

Dollarisation et dépendance aux devises étrangères : La dollarisation et la dépendance aux devises étrangères sont des caractéristiques majeures. De nombreuses économies africaines dépendent fortement du dollar américain (USD) ou de l'euro (EUR) pour les transactions internationales et les réserves de change. Cette dépendance limite la capacité des banques centrales à contrôler la masse monétaire et les taux de change. Par exemple, au Zimbabwe, la dollarisation a rendu la politique monétaire inefficace, conduisant à une hyper-inflation.

Faible diversification économique : De nombreux pays africains dépendent fortement des exportations de matières premières, comme le pétrole, les minerais ou les produits agricoles. Les fluctuations des prix des matières premières rendent les économies vulnérables aux chocs externes, limitant l'efficacité des politiques monétaires. Par exemple, la chute des prix du pétrole en 2014-2016 a gravement affecté les économies du Nigeria et de l'Angola.

Inflation élevée et volatilité des taux de change : L'inflation est souvent élevée en Afrique en raison de facteurs structurels, tels que les déficits budgétaires et les chocs d'offre. Les banques centrales doivent souvent prioriser la lutte contre l'inflation, ce qui peut limiter leur capacité à soutenir la croissance économique. Par exemple, la Banque centrale du Nigeria a maintenu des taux d'intérêt élevés pour lutter contre l'inflation, malgré un ralentissement économique.

Faible profondeur financière : La faible profondeur financière des marchés africains limite la transmission des politiques monétaires. Les marchés financiers sont souvent peu développés, avec une faible liquidité et un accès limité au crédit. Par exemple, dans de nombreux pays africains, les PME ont du mal à accéder au crédit, même lorsque les taux d'intérêt sont bas.

II.1.3. Les outils des politiques monétaires

Les politiques monétaires en Afrique reposent sur plusieurs outils et objectifs clés.

Taux directeurs : Les taux directeurs sont un outil essentiel. Les banques centrales ajustent les taux d'intérêt pour influencer l'inflation et la croissance. Par exemple, la BCEAO et la BEAC fixent des taux directeurs pour les pays de l'UEMOA et de la CEMAC. Le taux directeur de la BCEAO est de 3,5 %.

Opérations d'open market : Les opérations d'open market sont un autre outil important. Les banques centrales achètent ou vendent des titres publics pour réguler la liquidité. Par exemple, la Banque centrale d'Afrique du Sud utilise des opérations d'open market pour gérer la liquidité.

Réserves obligatoires : Les réserves obligatoires sont également utilisées. Les banques centrales exigent que les banques commerciales maintiennent un certain pourcentage de leurs dépôts en réserve. Par exemple, la Banque centrale du Nigeria a augmenté les réserves obligatoires pour limiter l'inflation.

Interventions sur le marché des changes : Les interventions sur le marché des changes sont un outil clé pour stabiliser les taux de change. Par exemple, la Banque centrale d'Égypte intervient régulièrement pour stabiliser la livre égyptienne.

II.1.4. Les objectifs et les défis des politiques monétaires

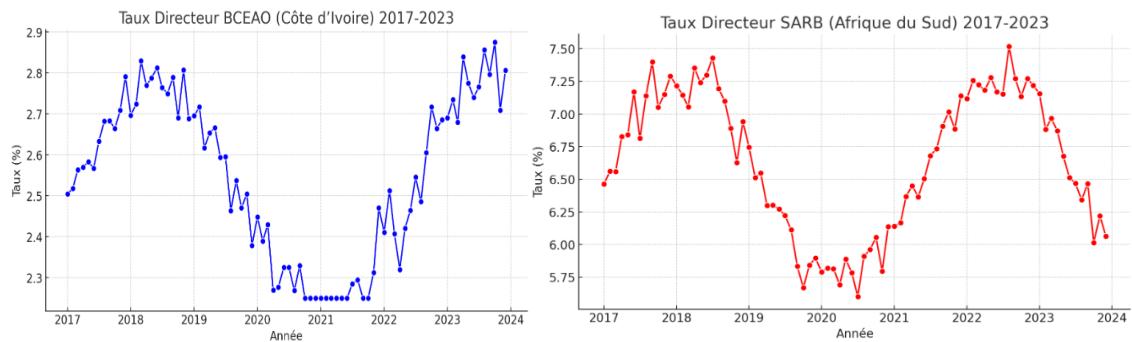
Les objectifs des politiques monétaires incluent la stabilité des prix, la croissance économique et la stabilité financière. Par exemple, la BCEAO et la BEAC ciblent une inflation inférieure à 3 %, tandis que la Banque centrale d'Afrique du Sud a réduit les taux d'intérêt pendant la pandémie de COVID-19 pour soutenir l'économie.

Conflits d'objectifs : Les banques centrales doivent souvent arbitrer entre la lutte contre l'inflation et le soutien à la croissance. Par exemple, maintenir des taux d'intérêt élevés pour lutter contre l'inflation peut freiner la croissance économique.

Transmission limitée des politiques : La faible profondeur financière et l'informalité des économies africaines limitent l'efficacité des politiques monétaires. Par exemple, les taux d'intérêt bas ne se traduisent pas toujours par une augmentation du crédit aux PME.

Dépendance aux chocs externes : Les économies africaines sont vulnérables aux chocs externes, tels que les fluctuations des prix des matières premières et les crises mondiales. Par exemple, la pandémie de COVID-19 a exacerbé les déséquilibres économiques en Afrique.

Figure 1::l'évolution des Taux Directeurs de la Côte d'Ivoire et de l'Afrique du Sud de 2017 à 2024



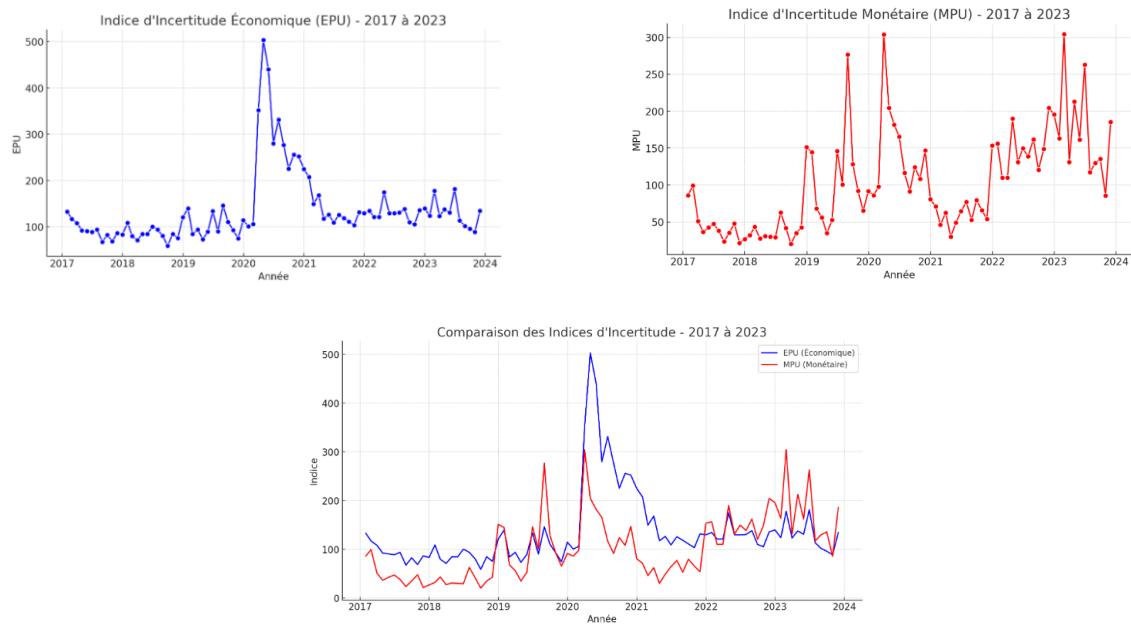
Source : BCEAO (Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest) et SARB (South African Reserve Bank)

II.1.5. Les incertitudes économiques et monétaires

Les incertitudes économiques et monétaires désignent l'ensemble des doutes et imprévisibilités liés à la fois aux perspectives macroéconomiques générales (croissance, inflation, stabilité budgétaire) et aux décisions de politique monétaire (taux d'intérêt, interventions des banques centrales, régulation des changes). Ces incertitudes concernent notamment les variations inattendues des taux directeurs, l'évolution des prix, les changements de politique budgétaire ou monétaire, ainsi que la stabilité des taux de change. En période d'incertitude, les investisseurs ont du mal à anticiper l'orientation des politiques économiques et monétaires, ce qui peut accroître la volatilité des marchés financiers, perturber la valorisation des actifs, modifier les anticipations d'inflation et engendrer des mouvements de capitaux. Elles influencent directement les comportements d'épargne, d'investissement et de couverture des agents économiques, particulièrement dans les économies ouvertes et sensibles aux flux internationaux de capitaux.

Les politiques monétaires, au cœur de ces incertitudes, désignent l'ensemble des actions menées par les banques centrales pour réguler la masse monétaire et les taux d'intérêt afin d'atteindre des objectifs tels que la stabilité des prix, la croissance économique et le plein emploi. Les principaux outils incluent les opérations d'open market, les taux directeurs et les réserves obligatoires. En Afrique, ces politiques se heurtent à des défis spécifiques comme la dollarisation des économies ou la faible diversification économique, qui limitent leur efficacité en période de crise.

Figure 2:l'évolution des Indices d'incertitudes économique et monétaire de la Côte d'Ivoire et de l'Afrique du Sud



Source : Calculs basés sur la méthodologie de l'Indice d'Incertitude de Politique Économique (EPU) (Baker, Bloom, Davis) et de l'Indice d'Incertitude Monétaire (MPU), à partir de données de presse de la Côte d'Ivoire et de l'Afrique du Sud.

Les graphiques montrent l'évolution de l'incertitude économique et monétaire en Côte d'Ivoire et en Afrique du Sud entre 2017 et 2023, marquée par deux phases principales de chocs externes. La première correspond à la pandémie de COVID-19 (2020-2021), avec un pic spectaculaire de l'indice d'incertitude économique (EPU) avoisinant 500, reflet d'un choc sans précédent lié aux confinements et à l'arrêt brutal de l'activité. La seconde est la période d'inflation mondiale et de resserrement monétaire (2022-2023), caractérisée par une incertitude accrue sur la politique monétaire (MPU), marquée par des fluctuations fréquentes autour de 300, traduisant les interrogations sur l'ampleur et le rythme des hausses de taux directeurs. Avant ces chocs, entre 2017 et 2019, les deux indices étaient relativement bas et stables, reflétant une période de prévisibilité. Après la pandémie, l'EPU s'est normalisé mais demeure structurellement plus élevé qu'avant 2020, oscillant entre 100 et 200, ce qui traduit une persistance de l'incertitude économique. En revanche, le MPU est devenu la principale source d'instabilité depuis 2022, dépassant régulièrement l'EPU et illustrant le déplacement des préoccupations des acteurs économiques : de la survie de l'économie pendant la crise sanitaire vers la trajectoire des taux d'intérêt et la lutte contre l'inflation après 2022.

II.2. Marché des changes

II.2.1. Définition et rôle du marché des changes

Le marché des changes, également appelé marché forex (abréviation de *foreign exchange*), est un marché où les devises sont achetées et vendues. Il permet aux participants de convertir une devise en une autre, que ce soit pour le commerce international, l'investissement, le tourisme ou la spéculation. Les transactions sur ce marché déterminent les taux de change, c'est-à-dire le prix d'une devise par rapport à une autre. C'est un marché financier décentralisé où s'échangent les devises du monde entier. Il s'agit du marché le plus liquide et le plus vaste au monde en termes de volume d'échanges quotidiens.

II.2.2. Caractéristiques principales du forex

II.2.2.1. Décentralisation

Contrairement aux marchés boursiers, le forex n'a pas de lieu physique unique. Il fonctionne 24 heures sur 24, 5 jours sur 24, à travers un réseau mondial de banques, de courtiers et de plateformes électroniques. Le marché des changes est le plus grand marché financier au monde, avec un volume quotidien d'échanges dépassant 6 000 milliards de dollars (selon la Banque des Règlements Internationaux, 2022). Les devises les plus échangées sont le dollar américain (USD), l'euro (EUR), le yen japonais (JPY), la livre sterling (GBP) et le franc suisse (CHF). Les devises émergentes, comme le rand sud-africain (ZAR) ou le naira nigérian (NGN), sont également échangées, mais en volumes moindres.

Le marché des changes est principalement caractérisé par les régimes de changes, les échanges des devises.

II.2.2.2. Régimes de change

Les régimes de change définissent la manière dont la valeur d'une devise est déterminée par rapport à d'autres devises. Ils sont établis par les gouvernements ou les banques centrales et ont des implications majeures sur la stabilité économique, la politique monétaire et les échanges internationaux. On distingue trois grands types de régimes de change : Le régime de change fixe, Le régime de change flottant, Le régime de change intermédiaire.

- Le régime de change fixe**

Dans un régime de change fixe, la valeur d'une devise est fixée par rapport à une autre devise (généralement une devise forte comme le dollar américain ou l'euro) ou à un panier de devises. La banque centrale intervient régulièrement sur le marché des changes pour maintenir la parité

fixe, en achetant ou vendant sa devise nationale. Stabilité des taux de change, ce qui favorise le commerce international et les investissements étrangers. Réduction de l'incertitude pour les entreprises et les consommateurs. Perte d'autonomie de la politique monétaire (la banque centrale doit maintenir des réserves de change importantes). Risque de crise en cas de déséquilibres économiques ou de spéculation contre la devise.

- **Le régime de change flottant**

Dans un régime de change flottant, la valeur d'une devise est déterminée par l'offre et la demande sur le marché des changes, sans intervention directe de la banque centrale. Les taux de change fluctuent librement en fonction des conditions économiques, des flux de capitaux et des anticipations des marchés. Flexibilité pour absorber les chocs économiques (la devise peut se déprécier ou s'apprécier pour rééquilibrer la balance commerciale). Autonomie de la politique monétaire (la banque centrale peut ajuster les taux d'intérêt pour contrôler l'inflation ou stimuler la croissance). Volatilité des taux de change, ce qui peut décourager les investissements étrangers. Risque de spéculation excessive.

- **Le régime de change intermédiaire (flottement administré)**

Ce régime combine des éléments des régimes fixe et flottant. La banque centrale intervient occasionnellement pour influencer le taux de change, mais laisse la devise fluctuer dans une certaine fourchette. La banque centrale fixe une bande de fluctuation autorisée pour la devise et intervient si le taux de change dépasse ces limites. Plus de flexibilité qu'un régime fixe, tout en limitant la volatilité excessive. Possibilité de maintenir une certaine stabilité tout en conservant une marge de manœuvre pour la politique monétaire. Difficulté à maintenir la crédibilité du régime en cas de pressions spéculatives. Risque de conflit entre les objectifs de stabilité des changes et de politique monétaire.

II.2.2.3. Types de transactions (spot, forward, swaps, options)

Les échanges de devises, qui sont l'activité principale du marché des changes, permettent de convertir une devise en une autre afin de répondre à divers besoins économiques et financiers. Premièrement, les devises sont toujours échangées par paires (par exemple, EUR/USD, USD/JPY, GBP/ZAR), où la première devise de la paire est la devise de base, et la seconde est la devise de contrepartie. Par exemple, dans la paire EUR/USD, l'euro est la devise de base et le dollar américain est la devise de contrepartie.

Ensuite, il existe plusieurs types de transactions sur le marché des changes. Les transactions au comptant (spot) permettent d'échanger des devises immédiatement, avec un règlement dans un délai de 2 jours ouvrables. Les transactions à terme (forward) permettent d'échanger des devises à une date future, à un taux de change prédéterminé, et sont souvent utilisées pour se couvrir contre les risques de change. Les swaps de devises, qui combinent une transaction au comptant et une transaction à terme, sont utilisés pour gérer les risques de change à court et long terme. Enfin, les options de change sont des contrats qui donnent le droit, mais non l'obligation, d'acheter ou de vendre une devise à un taux prédéfini à une date future.

Par ailleurs, les échanges de devises impliquent plusieurs acteurs clés. Les banques commerciales exécutent la majorité des transactions sur le marché interbancaire. Les entreprises multinationales échangent des devises pour leurs opérations commerciales et leurs investissements. Les investisseurs institutionnels échangent des devises pour diversifier leurs portefeuilles ou spéculer sur les mouvements de change. De plus, les particuliers participent également au marché via des plateformes de trading en ligne.

En outre, plusieurs facteurs influencent les échanges de devises. Les taux d'intérêt élevés attirent les investisseurs étrangers, augmentant ainsi la demande pour la devise. Les politiques monétaires des banques centrales, telles que les ajustements des taux directeurs, influencent les taux de change. De plus, les indicateurs économiques comme le PIB, l'inflation, le chômage et la balance commerciale affectent la valeur d'une devise. Les événements géopolitiques, tels que les crises politiques, les élections ou les conflits, peuvent provoquer des fluctuations importantes des taux de change. Enfin, la spéculation joue également un rôle important, car les traders anticipent les mouvements de change pour réaliser des profits.

• Fonctions du marché des changes

Les échanges de devises, qui représentent l'activité principale du marché des changes, permettent de convertir une devise en une autre pour répondre à divers besoins économiques et financiers. D'abord, les devises sont toujours échangées par paires (par exemple, EUR/USD, USD/JPY, GBP/ZAR), où la première devise de la paire est la devise de base, et la seconde est la devise de contrepartie. Par exemple, dans la paire EUR/USD, l'euro est la devise de base et le dollar américain est la devise de contrepartie.

Un taux de change est le taux auquel une devise est échangée contre une autre, influençant le commerce et les flux monétaires entre les pays. Il est généralement déterminé par l'activité

économique, les taux d'intérêt du marché, le produit intérieur brut et le taux de chômage de chaque pays. Il existe deux types de taux de change : le taux de change nominal et le taux de change réel.

Le taux de change nominal, aussi appelé taux de change direct, représente la valeur d'une devise par rapport à une autre. Il indique combien d'unités d'une devise étrangère vous pouvez obtenir en échange d'une unité de votre propre devise.

En revanche, le taux de change réel prend en compte l'inflation et mesure le pouvoir d'achat des devises. Il ajuste le taux de change nominal en fonction des variations de prix entre les deux pays. En d'autres termes, il évalue la valeur réelle de la monnaie en tenant compte des différences de niveaux de prix.

Il existe également plusieurs types de transactions sur le marché des changes. Les transactions au comptant (spot) permettent d'échanger des devises immédiatement, avec un règlement dans un délai de 2 jours ouvrables. Les transactions à terme (forward), quant à elles, permettent d'échanger des devises à une date future à un taux de change prédéterminé et sont souvent utilisées pour se couvrir contre les risques de change. Les swaps de devises, combinant une transaction au comptant et une transaction à terme, servent à gérer les risques de change à court et long terme. Enfin, les options de change sont des contrats donnant le droit, mais non l'obligation, d'acheter ou de vendre une devise à un taux prédéfini à une date future.

Concernant les acteurs du marché des changes, les banques commerciales sont les principaux acteurs, exécutant des transactions pour leur propre compte ainsi que pour leurs clients, tels que les particuliers, les entreprises et les institutions (par exemple, JPMorgan Chase, Citibank, Standard Bank, FirstRand). Les banques centrales interviennent également pour réguler la valeur de leur devise nationale, contrôler l'inflation ou stabiliser l'économie (par exemple, la BECEAO, la Réserve fédérale américaine (Fed), la Banque centrale européenne (BCE), la Banque centrale du Nigeria (CBN)).

En outre, les entreprises multinationales convertissent des devises pour payer leurs fournisseurs, recevoir des paiements ou investir à l'étranger, et utilisent aussi le marché des changes pour se couvrir contre les risques de change (par exemple, Apple, Total, Dangote Group). Les investisseurs institutionnels, tels que les fonds d'investissement, les fonds de pension et les hedge funds, investissent dans des actifs étrangers et spéculent sur les mouvements des taux de change pour générer des profits.

De plus, les courtiers en forex facilitent l'accès au marché pour les particuliers et les petits investisseurs par le biais de plateformes de trading en ligne et de services de levier financier (par exemple, FXCM, IG Markets, eToro). Les gouvernements interviennent aussi sur le marché des changes pour influencer la valeur de leur devise, notamment en cas de déséquilibres commerciaux ou de crises économiques (par exemple, la Chine intervient régulièrement pour maintenir un yuan stable).

Enfin, les particuliers participent au marché des changes pour spéculer sur les variations des taux de change ou diversifier leurs portefeuilles, en utilisant des plateformes de trading en ligne pour accéder au marché. Les cambistes (market makers), comme les grandes banques Deutsche Bank ou Barclays, fournissent des prix d'achat et de vente (bid et ask) pour les devises, assurant ainsi la liquidité du marché en étant prêts à acheter ou vendre à tout moment.

En ce qui concerne la structure du marché des changes, celui-ci est divisé en deux segments principaux.

Premièrement, il y a le marché interbancaire, qui constitue le cœur du marché des changes, où les banques échangent des devises entre elles. Les transactions y sont de très gros volumes et les spreads (écart entre les prix d'achat et de vente) sont très faibles.

Deuxièmement, il y a le marché de détail, qui comprend les particuliers, les petites entreprises et les courtiers. Dans ce segment, les volumes sont plus faibles, mais l'accès est plus large grâce aux plateformes de trading en ligne.

II.3. Lien entre le marché des actions et les politiques monétaires africaines

Le lien entre le marché des actions africain et les politiques monétaires africaines est étroit et complexe. Les politiques monétaires, mises en œuvre par les banques centrales africaines, influencent directement ou indirectement les marchés boursiers à travers plusieurs canaux.

II.3.1. Impact des taux d'intérêt sur les marchés actions

Les banques centrales africaines, comme la Banque centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) ou la Banque centrale du Nigeria (CBN), ajustent les taux d'intérêt directeurs pour contrôler l'inflation, stimuler la croissance ou stabiliser la devise. Ces ajustements ont un impact direct sur les marchés actions. Par exemple, une baisse des taux d'intérêt rend les emprunts moins chers pour les entreprises, stimule l'investissement et la croissance économique, ce qui peut booster les cours des actions. À l'inverse, une hausse des taux d'intérêt augmente le coût

du crédit, réduit les investissements et peut peser sur les bénéfices des entreprises, entraînant une baisse des cours boursiers.

De plus, les taux d'intérêt influencent l'attractivité des actions par rapport aux obligations. Lorsque les taux d'intérêt sont bas, les rendements des obligations deviennent moins attractifs, poussant les investisseurs à se tourner vers les actions pour obtenir de meilleurs rendements. Par exemple, si la Banque centrale sud-africaine (SARB) baisse ses taux, les investisseurs pourraient délaisser les obligations d'État au profit des actions de la Bourse de Johannesburg (JSE).

II.3.2. Politiques monétaires et liquidité du marché

Les banques centrales peuvent injecter des liquidités dans l'économie en achetant des actifs (politique d'assouplissement quantitatif) ou en réduisant les réserves obligatoires des banques commerciales. Une augmentation de la liquidité peut stimuler les investissements en actions, car les investisseurs disposent de plus de fonds à placer. Par exemple, pendant la pandémie de COVID-19, plusieurs banques centrales africaines ont assoupli leurs politiques pour soutenir l'économie, ce qui a soutenu les marchés boursiers.

À l'inverse, une restriction monétaire (une réduction de la liquidité), en augmentant les réserves obligatoires, peut limiter les fonds disponibles pour les investissements en actions, entraînant une baisse des cours.

II.3.3. Politiques de change et marchés actions

Les politiques monétaires visant à stabiliser la devise nationale, par exemple en intervenant sur le marché des changes ou en ajustant les taux d'intérêt, peuvent influencer les marchés actions. Une devise stable attire les investisseurs étrangers, ce qui peut soutenir les cours boursiers. Par exemple, une dépréciation soudaine du naira nigérian (NGN) pourrait décourager les investisseurs étrangers sur la Bourse de Lagos (NGX), entraînant une baisse des cours.

Les entreprises cotées en bourse qui dépendent des importations ou des exportations sont directement affectées par les fluctuations des taux de change. Une dépréciation de la devise avantage les exportateurs, car leurs produits deviennent moins chers à l'étranger, mais elle pénalise les importateurs, car le coût des importations augmente.

II.3.4. Confiance des investisseurs et anticipations

Les annonces et les décisions des banques centrales influencent les anticipations des investisseurs. Une politique monétaire claire et prévisible renforce la confiance des

investisseurs, ce qui peut soutenir les marchés actions. Par exemple, si la Banque centrale du Kenya (CBK) annonce une baisse des taux pour soutenir l'économie, cela pourrait stimuler les investissements sur la Bourse de Nairobi (NSE).

Les politiques monétaires visant à contrôler l'inflation ont également un impact indirect sur les marchés actions. Une inflation élevée érode le pouvoir d'achat des consommateurs et réduit les bénéfices des entreprises, ce qui peut peser sur les cours boursiers. En revanche, une inflation modérée et stable est généralement favorable aux marchés actions.

Le lien entre les marchés actions africains et les politiques monétaires africaines est multidimensionnel. Les décisions des banques centrales en matière de taux d'intérêt, de liquidité et de stabilité des devises ont un impact direct sur les performances des marchés boursiers. En retour, les marchés actions réagissent aux anticipations des investisseurs concernant les politiques monétaires futures. En Afrique, où les économies sont souvent vulnérables aux chocs externes et aux déséquilibres internes, une coordination efficace entre les politiques monétaires et les marchés financiers est essentielle pour promouvoir la stabilité économique et attirer les investissements.

II.4. Notion et mesures de risque

II.4.1. Définition et types de risque financier

Le risque financier désigne la possibilité de subir des pertes en raison de l'incertitude liée aux marchés financiers, aux décisions économiques ou à des événements imprévus. Il peut se manifester sous différentes formes, telles que le risque de marché, le risque de crédit, le risque de liquidité ou le risque opérationnel.

Risque de marché : Le risque de marché est lié aux fluctuations des prix des actifs financiers (actions, obligations, devises, matières premières). Le risque de marché désigne la possibilité de subir des pertes en raison des fluctuations des prix des actifs financiers, tels que les actions, les obligations, les devises ou les matières premières. Ce risque est influencé par des facteurs tels que les variations des taux d'intérêt, les mouvements des cours boursiers, les changements de taux de change ou les fluctuations des prix des matières premières.

Risque de taux d'intérêt : Le risque de taux d'intérêt correspond au risque de pertes en raison des variations des taux d'intérêt. Ce risque affecte principalement les obligations et les prêts, dont les prix sont sensibles aux changements de taux. Par exemple, si les taux d'intérêt augmentent, la valeur des obligations existantes diminue, car les nouvelles obligations offrent

des rendements plus élevés. De même, une entreprise ayant des dettes à taux variable verra ses coûts d'emprunt augmenter si les taux d'intérêt montent.

Risque de change : Le risque de change est le risque lié aux fluctuations des taux de change. Ce risque concerne principalement les entreprises et les investisseurs qui opèrent à l'international ou qui détiennent des actifs libellés en devises étrangères. Par exemple, une entreprise exportatrice qui reçoit des paiements en dollars américains (USD) est exposée au risque de change si sa devise locale se déprécie par rapport au dollar. De même, un investisseur détenant des actions étrangères pourrait subir des pertes si la devise dans laquelle ces actions sont libellées se déprécie.

Risque de prix : Les variations des prix des matières premières, des actions et d'autres actifs financiers influencent la valeur des portefeuilles.

Risque de crédit : Le risque de crédit est le risque qu'un emprunteur ne respecte pas ses obligations de remboursement, entraînant des pertes pour le prêteur. Ce risque concerne principalement les institutions financières, comme les banques, qui accordent des prêts, mais il peut également affecter les investisseurs détenant des obligations d'entreprises ou d'États. Par exemple, si une entreprise fait défaut sur ses dettes, les détenteurs de ses obligations subiront des pertes. Le risque de crédit est souvent mesuré par des notations de crédit, comme celles fournies par des agences telles que Moody's ou Standard & Poor's.

Risque de défaut : L'emprunteur ne peut pas honorer ses obligations de paiement (défaut de paiement).

Le risque de contrepartie : Il se caractérise par le fait que la personne physique ou morale procédant à un prêt d'argent assume le risque de défaillance de l'emprunteur. Cette défaillance peut porter sur la totalité ou une partie de la somme prêtée. Le risque de contrepartie peut résulter d'une mauvaise volonté de la part du débiteur, ou encore d'une incapacité technique de ce dernier de procéder au remboursement de sa dette.

Risque de concentration : Le risque de pertes en raison d'une exposition excessive à un seul actif, secteur, marché ou contrepartie. Par exemple, un portefeuille d'investissement fortement concentré dans un seul secteur, comme l'énergie, est exposé au risque de concentration si ce secteur subit un choc important. De même, une banque ayant accordé un grand nombre de prêts à une seule entreprise ou à un seul secteur est exposée à ce risque.

Risque opérationnel : Le risque opérationnel est le risque de pertes résultant de défaillances internes, d'erreurs humaines, de fraudes, de pannes de systèmes ou d'événements externes tels que des catastrophes naturelles. Ce risque concerne tous les aspects des opérations d'une entreprise ou d'une institution financière. Par exemple, une banque pourrait subir des pertes

importantes en raison d'une cyberattaque qui compromet ses systèmes informatiques. De même, une entreprise pourrait être affectée par une erreur de traitement des paiements ou une fraude interne.

Risque de liquidité : Le risque de liquidité est le risque de ne pas pouvoir acheter ou vendre un actif rapidement sans affecter significativement son prix. Ce risque est particulièrement pertinent pour les actifs peu négociés ou les marchés étroits. Par exemple, un investisseur détenant des actions d'une petite entreprise cotée sur un marché peu liquide pourrait avoir du mal à les vendre sans provoquer une baisse importante du cours. De même, une banque pourrait faire face à un risque de liquidité si elle ne parvient pas à refinancer ses dettes à court terme. Le risque de liquidité de marché désigne la difficulté à vendre des actifs rapidement sans affecter significativement leur prix, en raison d'un manque de liquidité sur le marché. Ce risque est particulièrement pertinent pour les actifs peu négociés ou les marchés étroits. Par exemple, un investisseur détenant des actions d'une petite entreprise cotée sur un marché peu liquide pourrait avoir du mal à les vendre sans provoquer une baisse importante du cours. De même, un fonds d'investissement détenant des obligations peu liquides pourrait rencontrer des difficultés à les vendre en cas de besoin urgent de liquidités. Le risque de liquidité de financement est l'incapacité d'une entreprise ou d'une institution à obtenir des financements pour couvrir ses obligations à court terme. Ce risque survient lorsque les sources de financement habituelles (comme les prêts bancaires ou les émissions d'obligations) deviennent inaccessibles ou trop coûteuses.

II.4.2. Mesures de risque

1. La Value at Risk (VaR)

La Value at Risk (VaR) est une mesure statistique largement utilisée pour quantifier le risque de marché. Elle estime la perte maximale potentielle d'un portefeuille ou d'un actif sur une période donnée, avec un niveau de confiance spécifié. Par exemple, une VaR de 1 million d'euros à 95 % sur 10 jours signifie qu'il y a 95 % de chances que les pertes ne dépassent pas 1 million d'euros sur les 10 prochains jours. La VaR est particulièrement utile pour les institutions financières et les gestionnaires de portefeuille, car elle fournit une estimation simple et intuitive du risque.

$$P(X > VaR_X(\alpha)) = 1 - \alpha \quad (1.1)$$

Dans le cas d'une perte qui suit une loi de fonction de répartition F sur l'horizon de temps considéré, nous en déduisons le lien direct entre la VaR et le quantile de cette loi de distribution au seuil α :

$$VaR_X(\alpha) = F^{-1}(1 - \alpha) \quad (1.2)$$

Trois approches d'estimation sont couramment mobilisées en statistique pour le calcul de la Value at Risk (VaR) :

La méthode historique repose sur l'exploitation des séries temporelles des rendements passés pour évaluer la VaR. Son principal atout est de refléter fidèlement la distribution empirique des rendements ainsi que la structure de dépendance entre les actifs du portefeuille. Toutefois, elle présente comme limite la taille souvent restreinte des historiques disponibles. Et même lorsque ces séries sont longues, l'utilisation de données trop anciennes peut interroger quant à leur pertinence pour mesurer le risque à venir.

La méthode paramétrique, quant à elle, estime la VaR en utilisant des données de rentabilité supposées suivre une distribution normale. Cette méthode offre un avantage notable : elle permet une expression simple de la VaR en fonction des paramètres des instruments financiers et des caractéristiques statistiques des facteurs de risque. Cependant, cette simplicité s'appuie sur de nombreuses hypothèses qui s'éloignent parfois de la réalité. En effet, l'approximation linéaire des instruments optionnels est souvent peu représentative, et la distribution des rendements financiers s'écarte fréquemment de la normalité, notamment lorsqu'il s'agit de modéliser des événements extrêmes.

La méthode de Monte Carlo procède de manière analogue à la méthode historique, mais en s'appuyant sur des échantillons générés par simulation. Son intérêt majeur réside dans la possibilité de prendre en compte une grande diversité de modèles adaptés aux spécificités des actifs du portefeuille, offrant ainsi une estimation plus précise et fiable de la VaR. Cependant, cette méthode présente également des inconvénients : elle requiert une puissance de calcul importante et l'utilisation de logiciels sophistiqués, ce qui en accroît le coût et la complexité de mise en œuvre.

2. Le Conditional Value at Risk (CoVaR)

Le **Conditional Value at Risk (CoVaR)** est une mesure de risque qui va au-delà de la VaR en évaluant l'impact d'un actif, d'un marché ou d'une institution sur le risque systémique.

Contrairement à la VaR, qui mesure le risque individuel, le CoVaR se concentre sur la contribution d'un actif ou d'un marché au risque global du système financier. Par exemple, si la VaR d'un portefeuille est de 1 million d'euros à 95 %, le CoVaR pourrait indiquer que, dans les 5 % des cas les plus défavorables, la perte moyenne pour l'ensemble du système financier est de 1,5 million d'euros en raison de la contribution de ce portefeuille.

Le CoVaR est particulièrement utile pour évaluer le risque systémique, c'est-à-dire le risque qu'un événement affecte l'ensemble du système financier. Par exemple, pendant une crise financière, le CoVaR permet de mesurer l'impact d'une institution ou d'un marché sur l'ensemble du système. Cette mesure est devenue essentielle pour les régulateurs et les institutions financières, car elle aide à identifier les acteurs ou les actifs les plus susceptibles de provoquer des contagions en période de stress.

$$VaR_{\alpha,t}^i = \inf\{x_{i,t} \in \mathbb{R}: F_{i,t} \geq \alpha\} = F_{i,t}^{-1}(\alpha) \quad (2.1)$$

Dans l'équation $F_{i,t}^{-1}$ est la fonction de distribution inverse généralisée de la distribution.

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t} = F_{s,t}^{-1}\left(H^{-1}\left(\beta, F_{i,t}(VaR_{\alpha,t})\right)\right) = F_{s,t}^{-1}(H^{-1}(\beta, \alpha)) \quad (2.2)$$

Ce chapitre a permis d'établir un cadre conceptuel et théorique approfondi sur les crises financières, le fonctionnement des marchés financiers africains, et la nature des incertitudes monétaires, en mettant en lumière leurs interrelations. Nous avons identifié les types de crises ayant marqué l'histoire récente et leurs impacts spécifiques sur les économies africaines, notamment à travers la volatilité accrue des marchés actions et la fragilisation des devises locales. L'analyse des marchés actions et du marché des changes a souligné la sensibilité des économies africaines aux chocs exogènes et aux incertitudes monétaires, exacerbée par la faible profondeur des marchés et la fragilité institutionnelle. Enfin, la présentation des notions et mesures de risque, telles que la Value at Risk (VaR) et le Conditional Value at Risk (CoVaR), a permis de poser les bases méthodologiques nécessaires à l'évaluation quantitative du risque financier dans un contexte africain caractérisé par une forte exposition aux crises et une vulnérabilité structurelle. Ce cadre théorique constitue ainsi un socle essentiel pour la compréhension et l'analyse des résultats empiriques qui seront présentés dans les chapitres suivants.

CHAPITRE II : REVUE DE LITTERATURE SUR LES MARCHES BOURSIERS ET LES POLITIQUES MONETAIRES

Le deuxième chapitre de notre travail est structuré en deux parties : une revue théorique des concepts clés et cadres fondamentaux de notre sujet d'étude, et une revue empirique des recherches sur les liens entre les politiques monétaires et les marchés boursiers.

I. REVUE DE LITTERATURE THEORIQUE

I.1. Revue de littérature théorique sur les modèles GARCH

Les modèles d'hétéroscléasticité autorégressive conditionnelle généralisée (GARCH) sont basés sur l'hypothèse que les composantes aléatoires des modèles présentent des changements de volatilité. Ces modèles ont été développés par Engle (1982), sous une forme simple, et ils ont été généralisés plus tard par Bollerslev (1986). Les modèles GARCH ont une longue et remarquable histoire, ils représentent une extension du modèle ARMA qui est due à Box et Jenkins en 1971 et consistent à répondre aux faiblesses et aux limites du modèle ARMA. Par exemple, Black (1976) affirme dans son article que les rendements boursiers sont négativement corrélés aux variations des rendements de volatilité, ce qui implique que la volatilité a tendance à augmenter en réponse aux mauvaises nouvelles et à diminuer en réponse aux bonnes nouvelles. Les modèles GARCH ont été appliqués avec beaucoup de succès sur la modélisation de la variabilité changeante ou de la volatilité de la variance sur des séries chronologiques pour mesurer les investissements financiers. Après la détermination d'une relation asymétrique entre la volatilité conditionnelle et la valeur moyenne conditionnelle, les économètres ont concentré leurs efforts sur les méthodologies de planification de la modélisation de ce phénomène. Nelson (1991) a suggéré un modèle GARCH exponentiel (EGARCH) exprimé en logarithmes de la volatilité de la variance conditionnelle. Le modèle EGARCH est devenu populaire car il présente une volatilité asymétrique sur les rendements positifs et négatifs. Un certain nombre de modifications ont été apportées à ce modèle au fil des ans. Glosten, Jagannathan et Runkle (1993) suggèrent un autre modèle asymétrique connu sous le nom de GJR-GARCH qui traite des limites des modèles GARCH symétriques. Donaldson et Kamstra (1997) ont créé un modèle GARCH non linéaire basé sur des réseaux neuronaux. Ils ont évalué la capacité du modèle à prévoir la volatilité des rendements sur les marchés boursiers de Londres, New York, Tokyo et Toronto. Nam, Pyun et Arize (2002) ont utilisé le modèle asymétrique non linéaire GARCH-M pour les indices du marché américain sur une période. Tudor (2008) utilise les modèles

GARCH et GARCH-M pour examiner la volatilité des marchés boursiers américains et roumains pour la période du 3 janvier 2001 au 9 février 2008. Panait et Slavescu (2012) utilisent les données quotidiennes, hebdomadaires et mensuelles de sept sociétés roumaines cotées à la bourse de Bucarest pour la période 1997-2012. À l'aide du modèle GARCH-in-mean, ils comparent la volatilité des entreprises en trois phases. Gao, Zhang et Zhang (2012) utilisent la méthode de Monte Carlo par chaîne de Markov (MCMC) au lieu de la méthode du rapport de vraisemblance maximal pour l'estimation des coefficients des modèles GARCH. Dutta (2014) a examiné les parités de change des États-Unis et du Japon pour la période du 1er janvier 2000 au 31 janvier 2012. Les données sont estimées non seulement à l'aide de modèles GARCH symétriques, mais aussi à l'aide de modèles GARCH asymétriques. Les universitaires et les chercheurs ont été attirés par la modélisation et la prédition des séries temporelles au cours des dernières décennies. Dhamija et Bhalla (2010) ont utilisé les modèles ARCH, GARCH, GARCH-M, TGARCH, EGARCH et IGARCH pour estimer les équations de moyenne et de variance du logarithme quotidien du NIFTY et pour estimer la volatilité des taux de change entre les deux pays.

D'autre part, sur les modèles GARCH, nous supposons que seule la taille du rendement de la variance conditionnelle est définie et non la positivité ou la négativité du rendement de la volatilité, qui sont imprévisibles. Une autre limitation cruciale des modèles GARCH est la non-négativité des paramètres afin d'assurer la positivité de la variance conditionnelle. Toutes ces limitations posent des difficultés dans l'estimation des modèles GARCH.

I.2. Études sur la relation entre les Politiques monétaires et le marché des actions

La transmission des chocs et la propagation des crises sur les marchés boursiers constituent un sujet central en finance en raison de leur impact majeur sur la stabilité financière mondiale. En effet, comprendre ces dynamiques est essentiel pour appréhender les mécanismes par lesquels un événement économique ou financier affectant un marché donné peut se diffuser vers d'autres marchés, provoquant des effets en chaîne susceptibles d'amplifier les risques. Ainsi, plusieurs théories économiques expliquent la manière dont ces chocs se propagent. D'une part, la théorie des portefeuilles internationaux (Markowitz, 1952) indique que, face à un choc financier, les investisseurs ajustent leurs portefeuilles à l'échelle mondiale, entraînant une réallocation des capitaux entre les marchés et provoquant une contagion même dans des marchés initialement non touchés. D'autre part, le phénomène de contagion, tel que décrit par Forbes et Rigobon (2002), fait référence à la propagation rapide d'un choc financier d'un marché à un autre,

notamment en période de crise, amplifiée par des corrélations accrues, la panique des investisseurs ou des ventes massives. Ces auteurs distinguent la contagion « pure », déclenchée par la crise elle-même, de l’« interdépendance », qui résulte de chocs communs liés à des fondamentaux économiques similaires. Par ailleurs, l’intégration croissante des marchés financiers, facilitée par la mondialisation, renforce la transmission des chocs à travers des canaux tels que le commerce international, les flux de capitaux et la circulation rapide de l’information, permettant à un événement économique ou politique local d’avoir des répercussions mondiales.

À titre d’illustration, la crise des subprimes de 2007, initialement limitée aux États-Unis, s’est rapidement transformée en une crise économique globale touchant presque tous les pays, notamment en raison de l’interconnexion entre institutions financières et de la libéralisation des marchés. En conséquence, cette crise a révélé les vulnérabilités du système bancaire, notamment la complexité des produits dérivés et le rôle des mécanismes d’endettement dans l’amplification des chocs.

Concernant la relation entre le marché boursier et le taux de change, l’approche de l’équilibre du portefeuille suggère que le marché boursier influence le taux de change : en effet, une hausse des taux d’intérêt attire les capitaux étrangers, stimule les investissements boursiers et renforce la monnaie nationale, tandis qu’en période de crise ou d’incertitude, la fuite vers des actifs refuges entraîne une vente des actions, une baisse de la demande de monnaie locale et sa dépréciation. Cette approche prévoit ainsi une relation positive ou négative entre les indices boursiers et le taux de change, établissant une causalité qui va généralement du marché boursier vers le taux de change. Toutefois, la littérature empirique révèle des résultats contradictoires. Par exemple, Chortareas et al. (2011) identifient une relation positive entre taux de change réel et indices boursiers en Égypte et Oman, mais négative en Arabie saoudite ; El-Masry et Badr (2021) constatent une relation significative avant la révolution égyptienne, mais non significative après ; tandis qu’Abdalla et Murinde (1997) montrent que le taux de change peut influencer asymétriquement les cours des actions dans les économies émergentes. Dans le contexte pakistanais, Chang et al. (2021) démontrent que l’impact du taux de change dépend de l’état du marché, et Akbar et al. (2019) confirment l’existence d’une relation bilatérale entre le taux de change et les cours des actions, particulièrement marquée en période de ralentissement économique. Ces études soulignent que, si la plupart des recherches analysent l’effet de la volatilité du taux de change sur les indices boursiers, elles négligent souvent l’influence inverse,

alors même que l'appréciation des prix des actions peut attirer les investisseurs étrangers, induire des entrées de capitaux et soutenir la monnaie locale.

Par ailleurs, s'agissant de la relation entre incertitude monétaire et marché boursier, la littérature théorique s'accorde à reconnaître que l'incertitude sur la politique monétaire influence fortement le comportement des investisseurs et la dynamique des marchés financiers. Selon la théorie de l'arbitrage intertemporel de Merton (1973), toute incertitude affectant les facteurs de risque systémique (comme les taux d'intérêt ou l'inflation anticipée) se reflète dans les prix des actifs via une augmentation des primes de risque. En complément, la théorie de la préférence pour la liquidité (Keynes, 1936) postule qu'en période d'incertitude, les agents privilégient les actifs liquides au détriment des actifs risqués tels que les actions, accentuant ainsi la baisse des marchés. De plus, la théorie des anticipations adaptatives suggère que lorsque les signaux de politique monétaire sont flous, absents ou contradictoires, cela crée une incertitude qui peut entraîner des comportements de panique, des bulles ou une sous-évaluation des actifs. Enfin, la finance comportementale (Shiller, 1981 ; Barberis et al., 1998) montre que l'incertitude monétaire alimente l'anxiété des investisseurs, entraînant une volatilité excessive des marchés, même en l'absence de modification des fondamentaux économiques.

En Afrique, plusieurs études empiriques ont mis en évidence la sensibilité des marchés boursiers aux chocs économiques et aux incertitudes monétaires, souvent amplifiées par la faible profondeur et la faible liquidité des marchés financiers locaux. Ainsi, Ncube et al. (2014) ont montré que même si les marchés boursiers africains sont relativement moins intégrés aux marchés mondiaux, ils restent exposés aux effets de contagion lors des crises globales, notamment à travers la volatilité des flux de capitaux et la dépendance aux matières premières. De plus, Agyapong et al. (2016) ont souligné que les marchés boursiers africains réagissent fortement aux fluctuations des prix internationaux du pétrole et des métaux, reflétant la vulnérabilité structurelle des économies africaines exportatrices de matières premières. Par ailleurs, la pandémie de COVID-19 a illustré la transmission rapide des chocs externes : Mulyungi et al. (2021) ont observé que la chute des prix des matières premières et la hausse de l'incertitude mondiale ont provoqué d'importantes sorties de capitaux des marchés boursiers africains, amplifiant la volatilité et la dépréciation des devises locales.

De plus, concernant le lien entre incertitude monétaire et marchés boursiers africains, plusieurs études récentes montrent que l'incertitude, qu'elle soit d'origine locale ou internationale, constitue un canal majeur de transmission des crises. Par exemple, Kanga et Alagidede (2018) ont démontré qu'en Afrique subsaharienne, les variations inattendues des taux d'intérêt des

grandes banques centrales (comme la Fed ou la BCE) induisent une volatilité accrue sur les marchés boursiers régionaux en raison des mouvements de capitaux et de la dépendance extérieure au financement. De surcroît, Hlatshwayo et Redl (2021) soulignent que l'absence de communication claire et régulière des banques centrales africaines alimente l'incertitude monétaire, ce qui accroît l'aversion au risque des investisseurs et provoque des ventes massives sur les marchés actions locaux.

En outre, la littérature sur la relation entre taux de change et marchés boursiers en Afrique confirme la vulnérabilité des marchés à la volatilité des devises. Par exemple, Adjasi et Biekpe (2006) ont mis en évidence que les dépréciations rapides des monnaies africaines en période de crises globales réduisent la confiance des investisseurs, entraînant des baisses significatives des indices boursiers. Cette relation est souvent asymétrique, car les valorisations boursières chutent plus fortement lors des dépréciations que lors des appréciations des devises. D'autre part, Guillaumont Jeanneney et Hua (2001) notent que la volatilité des taux de change en Afrique subsaharienne est exacerbée par la dépendance aux exportations de quelques produits et par l'instabilité politique, ce qui accentue l'incertitude et fragilise les marchés financiers.

Enfin, certaines études, comme celles de Bonga-Bonga et Hoveni (2013) pour l'Afrique du Sud, confirment que l'incertitude sur les perspectives de croissance et les politiques monétaires amplifie la volatilité des rendements boursiers, notamment dans les périodes de crise. Ces résultats soulignent l'importance de la crédibilité des politiques économiques et de la communication proactive des banques centrales pour limiter les effets déstabilisateurs de l'incertitude sur les marchés actions africains.

Ainsi, l'ensemble de ces recherches montre que les marchés boursiers africains, caractérisés par une faible profondeur et une forte exposition aux chocs exogènes, sont particulièrement sensibles aux incertitudes économiques et monétaires, qu'elles soient locales ou globales. Ces observations justifient l'importance d'une analyse spécifique des dynamiques de risque et de volatilité en Afrique, afin de mieux comprendre la transmission des crises et le rôle que peuvent jouer les politiques monétaires pour atténuer ces effets.

I.3. La revue théorique sur les modèles des copules

La théorie des copules est une avancée relativement récente en mathématiques, bien que son origine remonte à Sklar (1959). C'est dans les années 1980 et 1990 que la recherche dans ce domaine a véritablement pris de l'ampleur. Parmi les travaux importants, on retrouve les

copules archimédianes, mises en avant par Genest et MacKay (1986), Marshall et Olkin (1988), et plus tard par Joe (1997). Toutefois, l'application de la théorie des copules dans le domaine financier est encore plus récente. En finance, l'utilisation des copules pour modéliser la dépendance entre les actifs financiers a conduit à plusieurs découvertes notables. Par exemple, Longin et al. (1995) et Ang et Bekaert (2002) ont observé une corrélation croissante entre les actifs internationaux au fil du temps. De même, Cappiello et al. (2006) ont constaté que la corrélation entre les actions et les obligations tend à augmenter en période de crise, bien que cette hausse puisse être partiellement influencée par un biais lié à la variante. Les études axées sur l'utilisation des copules pour examiner la dépendance révèlent divers résultats. Mashal et Zeevi (2002) ont découvert que les rendements des actions, des instruments financiers et des matières premières présentent des distributions à queues épaisses. Patton (2004) a mis en évidence une dépendance asymétrique dans les rendements des actifs financiers en utilisant une copule conditionnelle pour étudier les produits dérivés sur les marchés boursiers. Il a également souligné que la compréhension de cette asymétrie peut offrir des avantages significatifs aux investisseurs sans contraintes de vente à découvert. Dans une étude ultérieure, Patton (2006) a exploré la dépendance entre les taux de change avec une copule conditionnelle, identifiant une forte dépendance asymétrique entre les taux de change de divers instruments. Jondeau et al. (2006) ont utilisé un modèle de rendement intégrant un skew-t GARCH pour les marginaux, combiné à une copule de type Student pour décrire la structure de dépendance. Rosenberg et Schuerman (2006) ont analysé la répartition des pertes bancaires en utilisant des copules pour modéliser le risque de marché, de crédit et opérationnel. Rodriguez (2007) a développé un modèle de corrélation basé sur les copules pour étudier les actions en Amérique Latine et en Asie, introduisant un modèle de changement de régime pour améliorer la prédition de la contagion financière internationale. Okimoto (2008) a relevé des preuves d'asymétrie entre les indices boursiers de ces régions. Harvey et Rossi (2009) ont élaboré un modèle de corrélation basé sur des quantiles variables dans le temps, adapté aux données irrégulièrement espacées. Par ailleurs, Harvey et Bussetti (2009) ont conçu un test pour vérifier la constance des copules, démontrant une variabilité temporelle de la dépendance en l'appliquant aux rendements des actifs thaïlandais et coréens. Ning et al. (2009) ont analysé la dépendance entre différentes classes d'actions asiatiques. Ces études révèlent une forte dépendance dans les extrêmes supérieurs et inférieurs des distributions. Ning (2008) a également mis en évidence une asymétrie et une dépendance dynamique dans les rendements des actifs en Amérique du Nord et en Asie de l'Est, avec une dépendance plus marquée au sein des continents qu'entre eux. Par ailleurs, Cholette et al. (2009) ont utilisé un modèle de copule de vigne pour modéliser un large

portefeuille de rendements d'actifs des pays du G5 et d'Amérique Latine. Bien que cette liste de contributions ne soit pas exhaustive, elle illustre l'importance croissante des copules dans l'analyse de la dépendance financière.

L'une des approches les plus couramment utilisées pour évaluer l'effet de transfert de risque est le modèle de la valeur conditionnelle à risque (CoVaR). Proposée par Adrian et Brunnermeier (2011), cette mesure vise à quantifier le risque systémique au sein du système financier. Elle permet d'identifier les débordements potentiels de risque systémique entre deux marchés en fournissant des informations sur la valeur à risque (VaR) d'un marché, conditionnée par un autre marché en situation de détresse financière (Reboredo et Ugolini, 2015).

La CoVaR est essentiellement un quantile conditionnel, et de nombreux chercheurs ont utilisé la régression quantile (Koenker et Bassett, 1978) pour étudier les transferts de risque en raison de sa flexibilité accrue dans l'estimation de la corrélation entre variables financières. Parmi ces chercheurs, on peut citer Acharya et al. (2012), Bernal et al. (2014), et Adrian et Brunnermeier (2016). Cependant, les risques financiers sur différents marchés sont souvent corrélés de manière non linéaire, surtout à des niveaux de risque élevés (Chao et al., 2015). L'utilisation d'un modèle CoVaR basé sur une régression quantile linéaire peut ignorer la dépendance non linéaire dans les queues de distribution entre les variables financières, ce qui pourrait biaiser l'estimation des effets de transfert de risque. Pour pallier cette limitation, de nouveaux modèles ont été développés.

Tian et Ji (2022) ont proposé le modèle Garch CQR pour calculer la CoVaR négative et les transferts de risque. Ce modèle innovant permet à la dépendance de queue négative de varier selon différents niveaux de risque, capturant ainsi plus précisément la non-linéarité de la dépendance de queue négative, ainsi que les caractéristiques de clustering de volatilité et de corrélation sérielle dans la distribution marginale.

En outre, pour quantifier l'effet de transfert de risque, Reboredo et Ugolini (2015) ont examiné le risque systémique sur les marchés de la dette souveraine européenne avant et pendant la crise de la dette grecque en utilisant la CoVaR. Petrella et al. (2018) ont utilisé cette méthode pour évaluer le risque systémique sur le marché des actions de la zone euro, en se concentrant sur la contribution des grandes entreprises européennes à ce risque. Enfin, Borri (2019) a appliqué la méthode CoVaR pour modéliser le risque de queue conditionnel des crypto-monnaies en lien avec des actifs mondiaux.

I.4. Revue de littérature théorique sur la régression quantile

La régression quantile est une méthode statistique développée par Roger Koenker et Gilbert Bassett en 1978. Elle permet d'estimer les quantiles conditionnels d'une variable réponse en fonction des valeurs des variables explicatives. Cette méthode est particulièrement utile pour comprendre les relations entre variables au-delà de la moyenne conditionnelle. La régression quantile a vu le jour grâce aux travaux de Koenker et Bassett. Depuis lors, elle a été enrichie par les contributions de nombreux chercheurs, qui ont exploré ses propriétés théoriques et ses applications dans divers domaines.

Roger Koenker et Gilbert Bassett (1978) sont les créateurs de la méthode de régression quantile, une approche révolutionnaire dans le domaine de la statistique. De plus, Keith Knight a apporté des contributions importantes à la théorie asymptotique de la régression quantile, enrichissant ainsi notre compréhension des propriétés de cette méthode. En outre, Stephen Portnoy a mené des recherches approfondies sur les algorithmes et les propriétés statistiques de la régression quantile, permettant de développer des outils plus efficaces pour son application. Par ailleurs, Victor Chernozhukov a contribué aux méthodes d'inférence et aux applications économétriques, élargissant les domaines d'application de la régression quantile. Enfin, Jianqing Fan a développé des méthodes non paramétriques appliquées à la régression quantile, ouvrant de nouvelles perspectives pour l'analyse des données complexes.

Les différentes approches théoriques de la régression quantile se distinguent par leurs applications et les hypothèses sous-jacentes. Par exemple, les approches non paramétriques de Jianqing Fan contrastent avec les méthodes bayésiennes de Keming Yu. Extensions et développements récents Régression quantile bayésienne : Des méthodes bayésiennes ont été développées pour estimer les modèles de régression quantile, offrant une flexibilité accrue pour l'incorporation d'informations a priori. Régression quantile non paramétrique : Ces méthodes permettent de modéliser des relations non linéaires sans imposer de forme fonctionnelle spécifique. Régression quantile en panel : Des extensions ont été proposées pour analyser des données de panel, prenant en compte les effets fixes ou aléatoires.

La régression quantile bayésienne développée par Yu et Moyeed (2001) combine les avantages de la régression quantile classique avec la flexibilité des méthodes bayésiennes. Elle permet

d'incorporer des informations a priori et d'estimer les distributions a posteriori des paramètres. Dans un cadre bayésien, les paramètres du modèle sont traités comme des variables aléatoires, avec des distributions a priori et a posteriori. Pour la régression quantile, cela permet d'incorporer des connaissances préalables sur les paramètres et d'obtenir des intervalles de crédibilité pour les estimations. La fonction de perte de la régression quantile est intégrée dans le cadre bayésien, en utilisant des méthodes comme l'échantillonnage de Gibbs ou les algorithmes MCMC (Markov Chain Monte Carlo) pour estimer les paramètres.

La régression quantile non paramétrique développée par Li et Racine (2008) permet de modéliser des relations complexes entre les variables sans imposer de forme fonctionnelle spécifique. Elle est particulièrement utile lorsque les relations sont non linéaires ou inconnues. Contrairement à la régression quantile classique, qui suppose une relation linéaire entre les variables, la régression quantile non paramétrique utilise des méthodes comme les noyaux (kernels) ou les splines pour estimer les quantiles conditionnels. Les méthodes non paramétriques s'adaptent aux données, ce qui permet de capturer des relations complexes et non linéaires.

La régression quantile en panel développée par Roger Koenker (2004) étend la régression quantile aux données de panel, permettant d'analyser des données longitudinales avec des effets fixes ou aléatoires. Les données de panel incluent des observations répétées sur les mêmes individus ou entités au fil du temps. La régression quantile en panel permet d'étudier les effets des variables explicatives sur les quantiles conditionnels, tout en contrôlant les effets individuels ou temporels. Il existe 2 différents effets, effets fixes qui capturent les caractéristiques invariantes dans le temps spécifiques à chaque individu et l'effets aléatoires qui supposent que les effets individuels sont aléatoires et non corrélés avec les variables explicatives.

La régression quantile a révolutionné l'analyse statistique en permettant d'examiner l'impact des variables explicatives sur les différentes parties de la distribution de la variable réponse.

II. REVUE DE LITTERATURE EMPIRIQUE

II.1. Les études menées sur les Modèles GARCH

Dhamija et Bhalla (2010) ont utilisé les modèles ARCH, GARCH, GARCH-M, TGARCH, EGARCH et IGARCH pour estimer les équations de la moyenne et de la variance de la moyenne et de la variance des rendements logarithmiques quotidiens de la NIFTY et pour

estimer la volatilité des taux de change entre les deux pays. La volatilité des taux de change entre la livre sterling, le mark allemand et le yen japonais, britannique, le mark allemand, le yen japonais, la roupie indienne et l'euro par rapport au dollar américain et l'euro par rapport au dollar américain. Les résultats montrent que les modèles hétéroscléastiques conditionnels peuvent être utilisés efficacement pour modéliser et prédire les taux de change. Une analyse comparative a montré que les modèles IGARCH et TGARCH sont plus performants que les autres modèles dans la prévision des taux de change. Le taux de change du Naira par rapport au dollar américain, à la livre sterling, à l'euro de l'Union européenne et au yen japonais l'euro de l'Union européenne et le yen japonais a également été examiné par David et al. (2016) en utilisant le modèle GARCH (1,1) et ses variantes asymétriques et 3 ans de données hebdomadaires. L'hétéroscléasticité a été observée dans trois des quatre séries de rendements et les modèles ajustés ont indiqué des paramètres significatifs avec une volatilité persistante. Différents impacts pour les chocs négatifs et positifs ont été observés dans les modèles asymétriques qui ont démontré une performance de prévision supérieure aux modèles GARCH asymétriques. Vee et al. (2011), dans un article similaire, ont évalué les prévisions de volatilité pour le taux de change USD/roupie mauricienne. Les prévisions de volatilité pour le taux de change USD/Roupie mauricienne à l'aide d'un modèle GARCH (1,2,3) de la roupie mauricienne à l'aide d'un modèle GARCH (1,1), le Generalized (GED), la distribution de Student (t) et des données quotidiennes du 30/06/2003 au 31/03/2008. Ils évaluent la capacité de prévision des modèles à l'aide de la capacité de prévision des modèles à l'aide de l'erreur absolue moyenne (MAE) et de la racine moyenne de l'erreur et l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Les résultats montrent que les deux distributions peuvent prévoir assez bien avec GARCH (1,1) - GED ayant un léger avantage pour les prévisions hors échantillon. GARCH-M symétrique et asymétriques EGARCH et TGARCH ont été également employés par Kamal et al. (2012) pour prévoir la volatilité du marché des changes pakistanais (FOREX) en utilisant des données quotidiennes de janvier 2001 à décembre 2009. Les résultats montrent un comportement autorégressif de premier ordre dans les modèles GARCH-M et EGARCH et le modèle GARCH-M confirme le fait que le taux de change du jour précédent affecte le taux de change du jour suivant que le taux de change des jours précédents affecte celui du jour en cours. Epaphra (2017) a également appliqué les modèles GARCH et EGARCH pour analyser les taux de change quotidiens entre le shilling tanzanien (TZS) et le dollar américain. Il a conclu par l'estimation de la volatilité asymétrique que les chocs positifs impliquent une variance conditionnelle plus période suivante que les chocs négatifs de même signe. Cela se produit généralement lorsque le coefficient de la volatilité asymétrique est positif.

Les modèles GARCH symétriques et asymétriques ont été utilisés par Abdalla (2012) pour modéliser la volatilité des taux de change dans 19 pays arabes entre l'année 2000 et 2011. Les modèles capturent des faits stylisés de la volatilité des taux de change, tels que la volatilité, le regroupement et l'effet de levier. Le modèle GARCH (1,1) a montré une persistance de la volatilité dans 9 pays et un processus explosif dans 10 pays. Le modèle EGARCH(1,1) a mis en évidence des effets de levier pour la majorité des monnaies, montrant que les chocs négatifs impliquent une volatilité période suivante que les chocs positifs. Alors que les résultats obtenus par Okyere et al.(2013) dans la modélisation et la prévision du taux de change entre le Ghana Cedi et le dollar américain en utilisant des modèles GARCH ont également montré une persistance de la volatilité, le coefficient estimé dans le modèle TGARCH était négatif suggérant que les chocs positifs impliquent un taux de change plus élevé. Arize (2002) ont utilisé le modèle asymétrique non linéaire GARCH-M pour les indices du marché américain pour la période 1926:01-1997:12. Les résultats de leur article ont montré que les rendements négatifs se répercutaient en moyenne plus rapidement à long terme que les rendements positifs. Les modèles GARCH et GARCH-M utilisés par Tudor (2008) pour examiner la volatilité des marchés boursiers américains et roumains pour la période du 3 janvier 2001 au 9 février 2008 ont montré que le modèle GARCH-M est plus performant et confirme les résultats entre volatilité et rendements attendus sur les deux marchés. Panait et Slavescu (2012) utilisent les données quotidiennes, hebdomadaires et mensuelles de sept sociétés roumaines cotées à la bourse de Bucarest pour la période 1997-2012. À l'aide du modèle GARCH-in-mean, ils comparent la volatilité des entreprises en trois phases. Les résultats de leur article ont montré que la persistance est plus évidente dans les rendements quotidiens que dans les séries hebdomadaires et mensuelles. De plus, le modèle GARCH-in-mean n'a pas réussi à confirmer qu'une augmentation de la volatilité entraîne une augmentation des rendements futurs. Gao, Zhang et Zhang (2012) comparent les résultats de la volatilité des données avec trois modèles différents et deux distributions différentes en utilisant la méthode de Monte Carlo par chaîne de Markov (MCMC). Les résultats ont montré que le modèle GED-GARCH est meilleur que le t-GARCH, et que le t-GARCH est meilleur que le N-GARCH.

Dans le modèle GARCH de Bollerslev (1986) et Taylor (1986), on suppose que les résidus sont gaussiens. Cependant, l'analyse des données a souvent montré que ce n'était pas le cas comme l'ont montré Abdullah et al.(2017) qui ont abordé la question de l'hypothèse de distribution des erreurs dans la modélisation et la prévision des taux de change entre le taka bangladais (BDT) et le dollar américain en utilisant GARCH, APARCH,EGARCH, TGARCH et IGARCH. Les

résultats ont montré que les erreurs de distribution de student améliorent la précision des prévisions avec AR(2) -GARCH(1,1) comme meilleur modèle de prévision. En ce qui concerne l'estimation des paramètres, l'estimation du maximum de vraisemblance (EMV) à l'aide de l'algorithme de Marquardt a été utilisée par Dritsaki (2017) pour estimer les paramètres de GARCH(1,1) et GJR-GARCH(1,1) dans l'analyse des rendements boursiers quotidiens des actions de la bourse de Stockholm. Les résultats ont montré que les chocs négatifs ont un impact plus important que les chocs positifs de même ampleur sur ce marché. Outre les modèles utilisés par Dritsaki (2017), Almisshal et Emir (2021) ont inclus des PGARCH(1,1) dans leur modélisation du dollar américain et de l'euro par rapport à la nouvelle monnaie turque (TRY). Les résultats ont montré que GARCH(1,1) et GJR-GARCH(1,1) étaient les modèles les plus appropriés pour estimer la volatilité du taux de change USD/TRY et PGARCH(1,1) pour le taux de change EUR/TR. Les fonctions de perte RMSE, MAE et MAPE ont montré que GJR-GARCH(1,1) est le meilleur modèle pour prédire l'évolution future du taux de change EUR/TRY. En ce qui concerne les marchés émergents chinois, Wang et al.(2022) ont utilisé l'indice composite de Shanghai Composite Index et l'indice Shenzhou Component pour mener une analyse empirique basée sur un modèle de type GARCH. Les résultats obtenus indiquent que le modèle ARMA(4,4)-GARCH(1,1) sous la distribution student-t surpassent les autres modèles lors de la prévision de la série de rendements de l'indice composite de Shanghai et que le modèle ARMA Composite Index et que ARMA(1,1)-TGARCH(1,1) s'est avéré le meilleur modèle de prévision modèle de prévision pour l'indice composite de Shenzhou. Bien que des recherches empiriques approfondies ont été menées sur la modélisation de la volatilité des taux de change en utilisant différentes paires de devises sur les marchés financiers de plusieurs pays développés, peu d'attention a été accordée aux économies des pays en développement en général et au Cameroun en particulier à l'exception des travaux d'Ayuk (2018).

Les résultats montrent que les modèles hétérosclélastiques conditionnels peuvent être utilisés efficacement pour modéliser et prédire les taux de change. Une analyse comparative a montré que les modèles IGARCH et TGARCH sont plus performants que les autres modèles dans la prévision des taux de change. Le taux de change du Naira par rapport au dollar américain, à la livre sterling, à l'euro de l'Union européenne et au yen japonais. L'euro de l'Union européenne et le yen japonais a également été examiné par David et al. (2016) en utilisant le modèle GARCH (1,1) et ses variantes asymétriques et 3 ans de données hebdomadaires. L'hétéroscléasticité a été observée dans trois des quatre séries de rendements et les modèles ajustés ont indiqué des paramètres significatifs avec une volatilité persistante.

II.2. Les études menées sur la relation entre les Politiques monétaires et le marché des actions

La contagion financière, qui désigne la propagation des chocs économiques d'un marché à un autre, a été largement étudiée pour comprendre comment des crises localisées peuvent affecter rapidement des économies éloignées. Forbes et Rigobon (2002), en analysant les crises financières, ont distingué deux phénomènes : la contagion pure, qui découle directement de la crise elle-même, et l'interdépendance, qui se manifeste lorsque des marchés subissent des chocs communs. Cette distinction aide à mieux appréhender la dynamique des crises, notamment lorsque les corrélations entre actifs sont accrues, comme durant les crises majeures.

L'étude de Markwat, Kole et Van Dijk (2009) confirme que la contagion est particulièrement forte pendant les crises, comme celles de 1997 en Asie et de 1998 en Russie. Ils montrent que, lors de ces crises, les corrélations entre marchés augmentent, illustrant la propagation des chocs par des réallocations massives de portefeuilles. Chiang, Jeon et Li (2007), qui ont étudié les marchés asiatiques pendant la crise de 1997, observent une augmentation des corrélations, ce qui montre que les crises économiques renforcent l'interconnexion entre les marchés financiers. Cela s'explique par la panique des investisseurs et les réactions collectives exacerbant la contagion.

La relation entre le marché boursier et le taux de change est également complexe et dépend du contexte économique. Abdalla et Murinde (1997) ont montré que, dans plusieurs économies émergentes, comme l'Inde et la Corée, les variations du taux de change réel influencent directement les cours des actions, établissant une relation causale unidirectionnelle du taux de change vers le marché boursier. Cependant, cette relation n'est pas toujours linéaire. Ajaz et al. (2017), par exemple, constatent qu'une dépréciation de la monnaie nationale affecte négativement les cours boursiers, surtout en période de forte volatilité.

El-Masry et Badr (2021) ont observé en Égypte une relation causale entre le taux de change et le marché boursier avant la révolution, mais cette relation est devenue non significative après la révolution. Cela met en lumière l'impact de l'instabilité politique sur la relation entre ces variables. Enfin, Chortareas et al. (2011) ont montré que la relation entre les taux de change et les indices boursiers varie selon les pays, avec des effets différents en fonction des spécificités économiques et politiques locales.

Les études empiriques confirment l'existence d'une relation inverse entre les prix des actions et l'évolution du taux directeur. Pearce et Roley (1983) ont démontré qu'une hausse non

anticipée du taux directeur diminue les prix des actions, tandis qu'une baisse les augmente. Ces résultats ont été confirmés par Bernanke et Kuttner (2005), qui ont observé qu'une baisse de 25 points de base du taux d'intérêt directeur de la Fed entraîne une hausse d'environ 1 % des indices boursiers. Cependant, certaines études suggèrent que le choc monétaire expansionniste pourrait aussi entraîner une baisse des prix d'actifs, notamment en envoyant un signal sur un environnement macroéconomique plus dégradé.

Bredin et al. (2009) ont montré que des changements non anticipés dans la politique monétaire peuvent avoir des effets négatifs ou positifs sur les rendements boursiers, selon les circonstances économiques. Rogers et al. (2014) ont étudié les surprises de politique monétaire non conventionnelle, montrant qu'elles entraînent généralement une hausse des rendements boursiers, sauf au Japon. Haitsma et al. (2015), pour la zone euro, ont observé des effets positifs des surprises de politique monétaire non conventionnelle sur l'indice boursier Euro Stoxx 50.

Les crises économiques, notamment les chocs financiers, affectent fortement les marchés boursiers. Cependant, l'impact de ces crises peut être modifié par des variables macroéconomiques, telles que les taux de change et les taux d'intérêt. Chang et al. (2021) ont montré que la relation entre les variables macroéconomiques et les cours des actions est significative à court terme, mais devient insignifiante à long terme. Akbar et al. (2019) ont observé une relation bidirectionnelle entre le taux de change et le marché boursier au Pakistan, cette relation étant renforcée en période de ralentissement économique.

Les études sur les relations entre le marché boursier et les variables macroéconomiques en Afrique sont encore limitées, mais des recherches ont montré des résultats intéressants. Par exemple, El-Masry et Badr (2021) ont étudié l'impact des fluctuations du taux de change sur les marchés boursiers en Égypte, en particulier lors de réformes économiques. Les études de Chortareas et al. (2011) sur la région MENA offrent également un cadre utile pour analyser les marchés africains, notamment à travers des modèles comme le VAR ou le VECM, qui permettent de capturer les interactions à court et long terme entre les variables macroéconomiques et les indices boursiers.

Enfin, l'étude de Tsaï (2012) sur les marchés asiatiques, utilisant une régression quantile, pourrait offrir une méthode efficace pour examiner l'impact des crises mondiales sur les rendements boursiers et les taux de change en Afrique. Cette approche permettrait d'identifier les périodes où les rendements boursiers sont les plus sensibles aux chocs externes, en prenant en compte les effets non linéaires et asymétriques des crises.

En ce qui concerne les indices d'incertitude économique, Baker, Bloom et Davis (2016) ont introduit l'index EPU (Economic Policy Uncertainty), qui quantifie l'incertitude à partir de la fréquence de certains termes dans la presse économique. Cet indice s'est rapidement imposé comme une référence pour mesurer l'incertitude macroéconomique, et de nombreuses études empiriques ont mis en évidence sa capacité à prédire la volatilité des marchés financiers et les cycles économiques. Par exemple, Brogaard et Detzel (2015) montrent que des hausses de l'EPU aux États-Unis précèdent des périodes de forte volatilité boursière, tandis que Arouri et al. (2016) confirment que l'EPU exerce un effet significatif sur les rendements et la volatilité des marchés boursiers européens et asiatiques.

En Afrique, bien que les études soient plus rares, Salisu et al. (2020) révèlent que l'incertitude économique mondiale capturée par l'EPU américain affecte directement les marchés boursiers des pays africains, en particulier ceux dépendants des matières premières comme le Nigeria ou l'Afrique du Sud. Dans le même esprit, Alagidede et Nassar (2021) soulignent que l'EPU exerce un effet de contagion sur les indices boursiers africains, amplifiant la volatilité dans les périodes de crise, notamment lors de la pandémie de COVID-19.

Par ailleurs, l'indice d'incertitude monétaire (MPU - Monetary Policy Uncertainty) développé par Husted, Rogers et Sun (2020) permet de mesurer spécifiquement l'incertitude entourant les décisions des banques centrales en analysant les communiqués officiels et les articles de presse. Empiriquement, plusieurs études ont mis en évidence le rôle central du MPU dans la transmission des politiques monétaires vers les marchés financiers. Par exemple, Istrefi et Mouabbi (2020) montrent que l'incertitude sur les annonces de politique monétaire de la BCE et de la Fed accroît significativement la volatilité des marchés obligataires et boursiers de la zone euro.

De plus, Bekaert et al. (2022) démontrent que les pics de MPU affectent la prime de risque exigée par les investisseurs, entraînant des ajustements de portefeuille même en l'absence de modifications effectives des taux d'intérêt. Cette sensibilité des marchés à l'incertitude monétaire confirme l'importance d'étudier conjointement l'EPU et le MPU, comme le soulignent Bauer et Swanson (2022), qui proposent un indice alternatif mesurant les surprises de marché lors des annonces de politique monétaire et leur lien avec la volatilité boursière.

Enfin, en Afrique, bien que l'application directe du MPU soit encore limitée en raison du manque de données systématiques sur la communication des banques centrales, plusieurs études indiquent que l'incertitude monétaire issue des grandes économies (États-Unis, zone

euro) affecte significativement les flux de capitaux et la stabilité des marchés africains. Par exemple, Balcilar et al. (2019) montrent que les marchés africains réagissent de manière asymétrique aux surprises de politique monétaire américaine, accentuant les sorties de capitaux en période de forte incertitude.

Ainsi, la littérature empirique sur les indices EPU et MPU démontre que l'incertitude économique et monétaire exerce un rôle déterminant dans la dynamique des marchés financiers, en influençant la volatilité, les primes de risque et les flux de capitaux. Ces résultats justifient l'intégration de ces indices dans l'analyse des marchés boursiers africains pour mieux comprendre leur sensibilité aux chocs externes et les canaux de transmission des crises.

II.3. Les études menées sur la Théorie des copules

À l'aide de la théorie des copules, Jansons, Kozlovskis et Lace (2005) ont élaboré une méthode d'optimisation de portefeuilles tenant compte de l'asymétrie et du coefficient d'aplatissement propres à la majorité des données financières. Leur modèle de construction de portefeuilles exige de choisir la copule archimédienne qui représente le mieux les interactions entre les titres ; il est basé sur une procédure itérative. Les auteurs sélectionnent la famille de copules en minimisant la distance qui sépare une copule archimédienne de la copule empirique. La matrice des rendements ainsi que la matrice de covariance sont déterminées à partir des matrices moyennes obtenues à chaque simulation. Au-delà du cadre théorique, Jansons, Kozlovskis et Lace comparent leur méthode de construction avec la technique d'optimisation de Markowitz pour deux marchés et trois intervalles temporels différents. Les conclusions obtenues suggèrent que la méthode de construction par itération à l'aide de copules estime plus précisément le risque d'un portefeuille au sein d'un marché mature que la technique de Markowitz. Par contre, le modèle de Jansons, Kozlovskis et Lace ne répond pas au critère de rationalité lorsqu'il est question de construire un portefeuille basé sur des titres d'un marché émergeant. De plus, l'intervalle des données financières est un facteur important puisque la comparaison avec Markowitz génère des résultats similaires lorsque les données sont évaluées sur une base journalière mais suggère des portefeuilles différents lorsque les données sont mensuelles. Bien qu'il ait été prouvé que les techniques traditionnelles d'optimisation de portefeuilles génèrent des résultats qui divergent significativement de ceux obtenus sur le plan de l'asymétrie et du coefficient d'aplatissement des données financières, il y a lieu de s'interroger si l'impact de cette divergence est assez important pour inciter les gestionnaires de portefeuille à modifier leurs modèles de façon à tenir compte de ces éléments. Yue Xu examine cette question dans sa thèse

« Applications of Copula-Based Models in Portfolio Optimization » (2005). Selon ses travaux, l'impact de la structure de dépendance serait important lorsque l'horizon d'investissement est court mais diminuerait à mesure que la période augmente. Le risque de modèle demeure cependant un élément déterminant qui limite les avantages de la modélisation à l'aide de copules. À première vue, l'introduction de copules ne permet donc pas d'obtenir une meilleure performance mais cette conclusion est partielle puisque l'évaluation de Yue Xu ne tient compte ni de la composante d'auto-corrélation, ni de l'évolution de la volatilité dans le temps.

La notion de copule à un modèle visant à modéliser des séries chronologiques provient d'Andrew Patton (2001). Dans son document de travail, Patton suggère d'appliquer des copules conditionnelles pour modéliser la dépendance temporelle de la distribution combinée du rendement de deux devises. Un modèle AR - tGARCH a été utilisé pour modéliser les marges tandis que l'évolution du paramètre de la copule à travers le temps permet de tenir compte de la dépendance temporelle. Bouyé, Gaussel et Salmon publient un document de travail intitulé « Investigating Dynamic Dependence using Copulae » (2001). Dans cet article, les auteurs développent une méthodologie générale pour modéliser des séries chronologiques et proposent des exemples empiriques de leur méthode basés sur les données venant du FOREX. Si leur modèle permet de tenir compte de la modification de la structure de dépendance dans le temps, l'hypothèse de constance est toutefois conservée pour les marges. Un autre texte important au niveau de la chronologie de la propagation de la théorie des copules s'intitule « Bivariate Option Pricing with Copulas » (71) de Cherubini et Luciano. Cet article fut le premier en évaluation d'options à être publié au sein d'une revue scientifique. En effet, la revue Applied Mathematical Finance publia le document en juin 2002. Les deux auteurs s'illustreront d'ailleurs par les nombreuses recherches effectuées dans le domaine de l'évaluation de produits dérivés à l'aide de copules. Dans le cadre de leurs recherches, Cherubini et Luciano modéliseront des options binaires rédigées sur deux indices de marchés avant de s'intéresser davantage aux problématiques liées aux dérivés de crédit.

Suite à l'apparition du concept de copule au sein de la littérature financière, le groupe de recherche opérationnelle (GRO) de Crédit Lyonnais a mis sur pied une équipe de recherche en mathématiques appliquées pour se doter d'une expertise technique et scientifique sur le sujet. Outre le résumé des définitions et des caractéristiques des copules en un vocabulaire accessible pour les acteurs du domaine de la finance, l'équipe du GRO s'est penchée sur les applications possibles des copules dans les différentes sphères financières. Le premier article du groupe intitulé « Copulas for Finance : A Reading Guide and Some Applications » (2000) rédigé par

Bouyé, Durrelman, Nikeghabali, Riboulet et Roncalli. Ce document, tout comme les autres travaux du GRO, n'a jamais été publié dans une revue scientifique et n'a donc été soumis à aucune évaluation par les pairs. Les textes du GRO ne sont disponibles que sur le site Internet de Crédit Lyonnais. Cette particularité explique sans doute la faible popularité des travaux du groupe lorsqu'on les compare avec les recherches effectuées par Paul Embrechts et son équipe. Il n'en demeure pas moins que cet article présenté en mars 2000 constitue un excellent résumé des développements de la théorie des copules issus de la littérature scientifique antérieure. De plus, ce document présente pour la première fois en finance un exemple pratique d'utilisation des copules à partir de données réelles extraites de la bourse des métaux de Londres. Pour cette raison, bien que le guide sur les copules ne constitue pas une étude empirique à proprement dit, il est tout de même un précurseur aux études qui furent publiées dans les années subséquentes.

En ce qui concerne la CoVaR, les premières applications empiriques ont cherché à évaluer le rôle des institutions financières et des marchés dans la propagation des chocs économiques. Par exemple, Adrian et Brunnermeier (2011) ont appliqué la CoVaR pour analyser l'impact des grandes banques sur la stabilité du système financier américain. Leurs résultats ont montré que les grandes institutions financières agissaient comme des sources de risque systémique, en particulier en période de crise. Cette observation a été renforcée par Acharya et al. (2012) qui ont utilisé la CoVaR pour étudier la contagion de la crise de 2008, démontrant que les interconnexions entre les banques ont amplifié le risque systémique au-delà des institutions en crise elles-mêmes.

La CoVaR a également été utilisée pour étudier les effets de contagion entre les marchés boursiers, les marchés de la dette, et les crypto-monnaies. Reboredo et Ugolini (2015) ont examiné le risque systémique lié aux marchés de la dette souveraine européenne, en particulier pendant la crise de la dette grecque. Leur étude a montré que le marché de la dette souveraine était fortement interconnecté avec d'autres actifs financiers européens, et que des chocs dans un pays pouvaient se propager à l'ensemble de la zone euro. Cette analyse a été étendue par Petrella et al. (2018), qui ont utilisé la CoVaR pour examiner la contribution des grandes entreprises européennes au risque systémique global, mettant en évidence l'importance de certains secteurs dans la propagation des crises économiques à l'échelle régionale.

Borri (2019) a appliqué la CoVaR aux crypto-monnaies, soulignant l'importance de comprendre le risque de contagion dans un marché financier mondialement connecté. Ses résultats ont montré que les crypto-monnaies, bien qu'étant des actifs relativement nouveaux et risqués, exercent un effet de contagion sur les marchés traditionnels tels que les actions et les

obligations, et peuvent donc être considérées comme des facteurs de risque systémique en raison de leur volatilité et de leur interconnexion avec d'autres marchés.

D'autres études ont étendu l'utilisation de la CoVaR à divers contextes. Chao et al. (2015) ont appliqué un modèle CoVaR à la relation entre les marchés boursiers et les taux d'intérêt, en montrant que les effets de contagion sont significativement amplifiés en période de crise, lorsque les niveaux de risque sont particulièrement élevés. Ils ont mis en évidence que les rendements des actifs sont souvent plus sensibles à l'évolution des taux d'intérêt dans les queues de distribution, où les effets extrêmes deviennent plus significatifs.

II.4. Revue de littérature empirique sur la régression quantile

L'application empirique de la régression quantile a permis de découvrir des relations complexes entre variables dans de nombreux domaines.

Victor Chernozhukov a appliqué des méthodes d'inférence pour évaluer les politiques économiques, tandis qu'Ivan Fernandez-Val a mené des études sur l'impact des variables économiques sur différents quantiles de la distribution des revenus. Par ailleurs, Keming Yu a développé des approches bayésiennes pour modéliser les risques financiers.

Les résultats empiriques montrent que la régression quantile fournit des informations supplémentaires par rapport aux méthodes classiques de régression linéaire. Cependant, les résultats peuvent varier selon les méthodes d'estimation utilisées et la nature des données. La robustesse des preuves empiriques dépend fortement de la qualité des données et des hypothèses sous-jacentes. De plus, les méthodes computationnelles peuvent limiter l'application de la régression quantile à de grands ensembles de données.

La régression quantile est largement utilisée pour modéliser les queues de distribution des rendements financiers, ce qui est crucial pour la gestion des risques (Value at Risk, Expected Shortfall). Engle et Manganelli (2004) ont utilisé la régression quantile pour développer le modèle CaViaR (Conditional Autoregressive Value at Risk).

La régression quantile permet d'étudier comment les chocs macroéconomiques affectent différemment les rendements boursiers selon les conditions de marché (hausse vs. baisse). Bassett et Chen (2001) ont montré que les effets des variables macroéconomiques sur les rendements boursiers varient selon les quantiles. La régression quantile est utilisée pour étudier les déterminants des inégalités de revenus en analysant les effets des variables explicatives à différents niveaux de revenu. Koenker et Hallock (2001) ont appliqué la régression quantile

pour étudier les écarts de salaires entre hommes et femmes. Elle permet d'évaluer l'impact des politiques économiques sur différents segments de la population (par exemple, les ménages pauvres vs. riches). Chernozhukov et Hansen (2008) ont utilisé la régression quantile pour évaluer l'impact des programmes sociaux. La régression quantile est utilisée pour estimer les pertes extrêmes dans les portefeuilles financiers ou les secteurs d'activité. Taylor (2008) a appliqué la régression quantile pour modéliser les pertes extrêmes dans les portefeuilles d'assurance. La régression quantile est utilisée pour étudier les déterminants des résultats éducatifs ou de santé à différents niveaux de performance.

CONCLUSION DE LA PREMIERE PARTIE

Cette première partie a brillamment rempli son objectif fondamental : ériger le socle conceptuel et théorique indispensable à l'étude de l'effet des crises et des politiques monétaires sur les marchés actions africains.

Le Chapitre 1 a non seulement défini la complexité des crises financières et de leurs manifestations historiques sur le continent, mais a aussi introduit les outils de mesure du risque (VaR et CoVaR) et les variables exogènes clés (notamment les indices d'incertitude économique et monétaire - EPU/MPU). Cette contextualisation précise, qui a passé en revue les principales bourses africaines, a permis de circonscrire l'objet de notre analyse à une réalité empirique riche et hétérogène. Le Chapitre 2, quant à lui, a assuré la légitimité académique de notre démarche en synthétisant la littérature sur les mécanismes de transmission et la contagion financière. Il a mis en exergue la nécessité d'une approche non linéaire pour capturer l'asymétrie des chocs en période de turbulence, justifiant ainsi notre choix méthodologique futur.

PARTIE 2 : CADRE METHODOLOGIQUE ET EMPIRIQUE DE L'ETUDE

Cette partie comprendra également deux chapitres, à l'instar de la première partie de l'étude. Le premier chapitre présentera une méthodologie rigoureuse permettant d'analyser les interactions entre les marchés boursiers africains et leurs devises respectives par rapport au dollar américain. Cette méthodologie combinerà l'utilisation des modèles ARMA-GJR-GARCH, la théorie des valeurs extrêmes (EVT) et l'ajustement de copules. Elle intégrera également une régression quantile visant à évaluer la dépendance entre les CoVaR et les indices d'incertitude économique et monétaire, ainsi que le prix du pétrole. Ce chapitre détaillera en outre les mesures de risque telles que la Value at Risk (VaR) et la Conditional Value at Risk (CoVaR) pour quantifier le risque systémique, ainsi que les méthodes de backtesting permettant de valider la qualité des modèles estimés.

Le second chapitre sera consacré aux estimations et à la présentation des résultats de l'étude, offrant une analyse approfondie des dynamiques observées et des implications en matière de gestion des risques financiers en Afrique.

CHAPITRE III : OUTILS MATHEMATIQUES ET ACTUARIELS POUR LA METHODOLOGIE

Ce chapitre présente la méthodologie développée pour analyser les interactions entre les marchés boursiers africains et leurs devises respectives face au dollar. Il expose la combinaison des modèles ARMA-GJR-GARCH pour modéliser la dynamique des rendements, la théorie des valeurs extrêmes (EVT) pour capturer les risques extrêmes, et les copules pour mesurer la dépendance entre les actifs. Il décrit les mesures de risque VaR et CoVaR ainsi que les méthodes de backtesting utilisées pour valider la robustesse des modèles estimés. Enfin, ce chapitre détaille également l'approche de régression quantile permettant d'évaluer la sensibilité des CoVaR aux indices d'incertitude économique et monétaire ainsi qu'au prix du pétrole et les taux directeurs de chaque pays.

I. Modélisation du risque avec les modèles GARCH, la théorie des valeurs extrêmes et les copules

I.1. Justification du choix du modèle

La gestion du risque de marché, notamment à travers l'estimation de la Value at Risk (VaR) et de la Conditional Value at Risk (CoVaR), est cruciale pour les institutions financières. Toutefois, modéliser ces risques devient complexe lorsqu'il s'agit de portefeuilles multi-actifs, en raison de la nature complexe de la structure de dépendance entre les rendements des actifs. Cela nécessite des méthodes plus sophistiquées, comme l'intégration de modèles ARMA-GARCH et la théorie des valeurs extrêmes (EVT), en complément des copules pour capturer les dépendances extrêmes.

Le modèle ARMA-GARCH a été choisi pour modéliser la série temporelle des rendements financiers, car il permet de capturer à la fois la dynamique de la moyenne des rendements à travers les composants autorégressifs et de moyenne mobile (ARMA), ainsi que les variations de la volatilité à travers le temps (GARCH).

L'EVT a été utilisée pour capturer les mouvements extrêmes des rendements, fournissant ainsi une modélisation plus précise des événements rares dans les marchés financiers. Quant aux copules, elles sont utilisées pour modéliser les structures de dépendance non linéaires entre les rendements des actifs financiers, ce qui est crucial pour capturer les co-mouvements extrêmes que la corrélation de Pearson traditionnelle ne peut pas représenter.

L'approche combinée ARMA-GARCH-EVT-Copule permet d'intégrer la dynamique des rendements, la volatilité conditionnelle, et les événements extrêmes, tout en prenant en compte les co-mouvements extrêmes entre les actifs dans un cadre multivarié.

I.2. Modélisation de la distribution des marginales

I.2.1. Modèle ARMA

Les modèles ARMA (AutoRegressive Moving Average) et GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) sont souvent utilisés ensemble pour modéliser les séries temporelles financières. Les modèles ARMA capturent la dépendance temporelle des rendements financiers, tandis que les modèles GARCH modélisent la volatilité conditionnelle. En combinant un modèle ARMA pour les rendements et un modèle GARCH pour la volatilité, les gestionnaires de portefeuille peuvent mieux comprendre la dynamique des marchés financiers.

Les modèles ARMA se composent d'une partie autorégressive (AR) et d'une partie à moyenne mobile (MA). Herman Wold (1938) a démontré que les processus ARMA peuvent modéliser toute série stationnaire, à condition de bien choisir les ordres (p) et (q). Box et Jenkins (1970) ont développé une méthodologie pour estimer ces modèles. Les modèles ARMA utilisent les valeurs passées et les erreurs passées pour capturer la dépendance temporelle des rendements financiers, modéliser les tendances, les cycles et les comportements saisonniers. Cela aide les gestionnaires de portefeuille à prendre des décisions éclairées en tenant compte de la dynamique historique des rendements. Les modèles ARMA (p, q) se composent des processus auto-régressifs AR(p) et de moyennes mobiles ("Moving average") MA(q).

La forme générale du modèle ARMA (p, q) (Tsay, 2005) est :

$$\varepsilon_t = X_t - \phi_1 X_{t-1} - \cdots - \phi_p X_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

I.2.2. Modèle GARCH

Suivant l'approche traditionnelle GARCH basée sur Bollerslev (1986), tous les modèles développés sont principalement utilisés pour estimer le risque en cas de mouvement de volatilité. Cette approche inclut les études de French et al. (1987), Christie (1982) et Black (1976), qui ont indiqué que les mauvaises nouvelles ou les effets, plutôt que les effets positifs, ont une influence négative. De ces perspectives, certains des modèles asymétriques sont continuellement construits à partir de la base GARCH, y compris E-GARCH de Nelson (1991), T-GARCH de Zakoian (1994), NA-GARCH de Higgins et Bera (1992) et AV-GARCH de Taylor (1986). Ensuite, Awartani et Corradi (2005) ont découvert que le GARCH

asymétrique génère plus d'efficacité que le GARCH traditionnel ; en particulier Monfared et Enke (2014) prouvé que GJR – GARCH, validé par Glosten et al. (1993), est l'une des méthodes les plus appropriées approches GARCH asymétriques pour la prévision.

Un processus autorégressif conditionnel généralisé hétéroscléasticité est dit être un processus GARCH (p, q) si :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (4.1)$$

Où ε_t^2 est le terme ARCH, σ_t^2 est le terme GARCH et ω une constante. Le modèle ci-dessus est stationnaire en termes de variance et de covariance si les conditions nécessaires suivantes sont satisfaites :

$\omega > 0$; $\alpha_i > 0$, $i = 1, 2, \dots, q$; $\beta_i > 0$, $i = 1, 2, \dots, p$ et $\sum \alpha_i + \sum \beta_i < 1$. Cette somme indique la persistance du choc de volatilité.

Selon Bera et Higgins (1993), la plupart des travaux financiers appliqués montrent que GARCH (1,1) fournit une approximation flexible et parcimonie de la dynamique de la variance conditionnelle et est capable de représenter la majorité des séries financières. Le modèle GARCH (1,1) s'écrit :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (4.2)$$

Où ε_t^2 est le terme ARCH, σ_t^2 est le terme GARCH.

➤ **Le modèle Glosten-Jagannathan-Runkle -GARCH (p,q)**

Le modèle GARCH de Glosten, Jagannathan et Runkle (Glosten et al. 1993), introduit par Robert F. Engle (1982), est une extension du modèle GARCH avec un terme supplémentaire pour tenir compte d'une éventuelle asymétrie dans la modélisation de la volatilité modélisation de la volatilité (Brooks, 2008). Il est également connu sous le nom de modèle GARCH à seuil (T-GARCH). Dans un modèle GJR-GARCH les chocs positifs et négatifs ont le même impact sur la volatilité. Cette approche permettant de capter l'effet d'asymétrie des perturbations sur la variance conditionnelle introduite par Glosten, Jagannathan et Runkle (1993). La formulation GJR-GARCH est en fait un modèle GARCH avec une variable binaire de plus qui multipliée par le carré du terme d'erreur de la période passée dans l'équation de la variance précédent. De telles manières, la variance conditionnelle suit d'abord un processus de signe positif des termes

d'erreur, et puis dans un second temps suit un processus négatif selon le signe des termes d'erreur. Donc le modèle GJR-GARCH (p, q) permet de mieux capter l'effet d'asymétrie des perturbations sur la variance conditionnelle.

L'équation de variance est définie comme suit :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4.3)$$

Où la fonction indicatrice $I_{t-i} = 0$ si $\varepsilon_{t-i}^2 \geq 0$ (bonnes nouvelles). Ainsi, les bonnes nouvelles et les mauvaises nouvelles sur le marché ont des effets différents sur le modèle (Wang et al., 2022). La volatilité conditionnelle est positive lorsque les paramètres remplissent les conditions suivantes $\omega > 0$, $\alpha_i + \gamma_i > 0$, $\beta_j > 0$. Ce modèle permet aux chocs positifs d'avoir un effet plus fort sur la volatilité que les chocs négatifs (Rossi 2004).

Estimation du modèle ARMA(p,q)-GJR-GARCH(1,1)

Distribution normale

$$\left\{ \begin{array}{l} X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \varepsilon_t = \sigma_t Z_t \\ \sigma^2 = \omega + (\alpha_1 + \lambda_1 I_{t-1}) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases} \end{array} \right\} \quad (4.4)$$

Avec $\omega > 0, \alpha > 0, \beta \geq 0, \alpha + \beta < 1$

$$\text{Log } L(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_T, \theta) = -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log(\sigma_t^2) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2} \quad (4.5)$$

Distribution student

$$\left\{ \begin{array}{l} X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \varepsilon_t = \sigma_t Z_t \\ \sigma^2 = \omega + (\alpha_1 + \lambda_1 I_{t-1}) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases} \end{array} \right\} \quad (4.6)$$

Avec $\omega > 0, \alpha > 0, \beta \geq 0, \alpha + \beta < 1$

$$L_T(\{y_t\}, \theta) = T \left(\log \Gamma \left(\frac{\nu + 1}{2} \right) - \log \left(\frac{\nu}{2} \right) - \frac{1}{2} \log(\pi(\nu - 2)) \right) \\ - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \log(\sigma_t^2) + (1 + \nu) \log \left(1 + \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2(\nu - 2)} \right) \quad (4.7)$$

Distribution student asymétrique

$$L_T = \ln \left[\Gamma \left(\frac{\nu + 1}{2} \right) \right] - \ln \left[\Gamma \left(\frac{\nu}{2} \right) \right] \\ - \frac{1}{2} \ln[\pi(\nu - 2)] \\ + \ln \left(\frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}} \right) + \ln(s) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\ln \sigma_t^2 + (1 + \nu) \ln \left(1 + \frac{s z_t + m}{\nu - 2} \xi^{-I_t} \right) \right] \quad (4.8)$$

Où ξ est le paramètre asymétrique, ν le degré de liberté, $\Gamma(\cdot)$ La fonction gamma

$$I_t^t = \begin{cases} 1 & \text{si } z_t \geq -\frac{m}{s} \\ -1 & \text{si } z_t < -\frac{m}{s} \end{cases}, \quad (4.9)$$

$$m = \frac{\Gamma \left(\frac{\nu + 1}{2} \right) \sqrt{\nu - 2}}{\sqrt{\pi} \Gamma \left(\frac{\nu}{2} \right)} \left(\xi - \frac{1}{\xi} \right) \quad (4.10)$$

$$s = \sqrt{\left(\xi^2 + \frac{1}{\xi^2} - 1 \right) - m^2} \quad (4.11)$$

Avec

$$\sigma^2 = \omega + (\alpha_1 + \lambda_1 I_{t-1}) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases} \quad (4.12)$$

➤ Le modèle Integrated-GARCH (IGARCH)

La modélisation du modèle IGARCH (Integrated GARCH) est une extension des modèles GARCH qui permet de capturer la persistance des chocs sur la volatilité dans le temps. Voici un aperçu de la modélisation et des caractéristiques du modèle IGARCH.

Un modèle IGARCH (p, q) est défini par les équations suivantes :

Equation de la moyenne

$$y_t = \mu + \varepsilon_t \quad (4.13)$$

Equation de la variance conditionnelle

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4.14)$$

Dans le modèle IGARCH, la condition principale est que la somme des coefficients des termes de la variance conditionnelle doit être égale à 1, ce qui implique une racine unité dans le polynôme caractéristique associé à la variance. Cela se traduit par :

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j = 1 \quad (4.15)$$

Bien que le modèle IGARCH soit non stationnaire en covariance (c'est-à-dire que la variance conditionnelle ne converge pas vers une valeur fixe), il est strictement stationnaire et ergodique. Cela signifie que les moments d'ordre supérieur existent et que le processus est stable dans le temps, même si la variance conditionnelle peut être influencée par des chocs passés de manière persistante. Un des aspects clés du modèle IGARCH est qu'un choc sur la variance conditionnelle a des effets persistants sur la volatilité future. Par exemple, si un choc se produit, la variance conditionnelle continuera d'influencer les prévisions de volatilité à long terme, ce qui est particulièrement pertinent dans le contexte des marchés financiers.

➤ Le modèle GARCH exponentiel (EGARCH)

Le modèle EGARCH a été le premier modèle GARCH asymétrique proposé par D. B. Nelson (1991), pour tenir compte des effets asymétriques entre les rendements positifs et négatifs des actifs. Ce modèle capture la réponse asymétrique de la volatilité variable dans le temps en y

incluant un paramètre asymétrique. Il garantit que la variance conditionnelle est toujours positive en modélisant le logarithme naturel de la variance conditionnelle.

L'équation de variance conditionnelle se définit comme suite :

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^p \left[\alpha_i \left(\frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + \gamma_i \left(\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) \right] + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) \quad (4.16)$$

Où α_i mesure l'ampleur du choc $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} = z_{t-1}$, β_j mesure la persistance de la volatilité conditionnelle des chocs subis par le marché tandis que γ_i est le paramètre asymétrique mesurant l'effet de levier.

Selon Alexander (2009) en période de crise sur le marché, la volatilité mettra beaucoup de temps à s'éteindre pour des valeurs relativement grandes de β_j . Le modèle est asymétrique lorsque $\gamma_i \neq 0$.

Si $\gamma_i < 0$ alors les mauvaises nouvelles ($z_{t-1} < 0$) ont un impact plus important sur la volatilité que les bonnes nouvelles ($z_{t-1} > 0$), ce que l'on appelle l'effet de levier (Atoi, 2014 et Epaphra, 2017).

Le modèle EGARCH (1,1) peut être exprimé comme suit :

$$\ln \sigma_t^2 = \omega + \beta_1 \ln \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (4.17)$$

Où α_1 représente l'effet symétrique du modèle, β_1 mesure la persistance du choc de volatilité conditionnelle. Une valeur élevée de implique β_1 que la volatilité mettra longtemps à s'éteindre à la suite d'une crise sur le marché selon C. Alexander (2009). Si $\gamma < 0$, il existe un effet de levier et les chocs négatifs (mauvaises nouvelles) génèrent plus de volatilité que les chocs positifs (bonnes nouvelles) de même ampleur. Par contre, si $\gamma > 0$ cela implique que les chocs positifs génèrent plus de volatilité que les chocs négatifs de même module. Le choc de volatilité est asymétrique lorsque $\gamma \neq 0$. Si en revanche $\gamma = 0$, alors le modèle est symétrique (des chocs positifs et négatifs de même ampleur ont le même effet sur la volatilité).

I.3. Théorie des valeurs extrêmes (TVE) : Approche POT et estimation des paramètres

I.3.1. Présentation de la théorie des valeurs extrêmes (TVE)

La théorie des valeurs extrêmes se rapporte au comportement asymptotique des observations extrêmes d'une variable aléatoire. Elle fournit les bases de la modélisation statistique des événements rares utilisées pour calculer les mesures liées à la queue. Il existe deux manières différentes mais liées d'identifier les extrêmes dans les données réelles sur un certain horizon temporel. La première approche divise l'horizon temporel en blocs ou périodes et considère le maximum que prend la variable au cours de périodes successives, par exemple des mois ou des années. Ces observations sélectionnées constituent les événements extrêmes, également appelés maxima de bloc. Cependant, cette méthode n'est pas particulièrement adaptée aux séries temporelles financières en raison du regroupement de la volatilité où les événements extrêmes ont tendance à se succéder. Comme la méthode des maxima par bloc ne prend en compte que le rendement maximal de chaque période, un grand nombre de points de données pertinents sont exclus de l'analyse. La deuxième approche, qui utilise les données de manière plus efficace, prend en compte les points supérieurs à un seuil donné. Par conséquent, la méthode du pic au-dessus du seuil (POT) est devenue la méthode de choix dans les applications financières.

L'approche EVT décrite ci-dessus se concentre directement sur la queue mais ne reconnaît pas le fait que les rendements des actifs financiers sont non-independant et identiquement distribué (iid). La plupart des séries de rendements financiers présentent un regroupement de volatilité, des distributions à queue épaisse et un effet de levier. Bien que les queues épaisses puissent être modélisées directement avec EVT, l'absence de rendements iid est problématique. Une approche de ce problème est fournie par McNeil et Frey (2000). En utilisant une approche en deux étapes, ils estimate la volatilité conditionnelle à l'aide d'un modèle GARCH dans la première étape. Le modèle GARCH sert à filtrer la série de rendement de telle sorte que les résidus GARCH soient plus proches de iid que la série de rendement brut. Malgré cela, il a été démontré que les résidus GARCH présentent des queues épaisses. Dans la deuxième étape, ils appliquent l'EVT aux résidus GARCH. Ainsi, la combinaison GARCH-EVT s'adapte à la fois à la volatilité variable dans le temps et aux distributions de rendement à queue épaisse. Dans cet article, nous suivons McNeil et Frey (2000) en combinant l'approche EVT avec une spécification GARCH appropriée avec effet de levier.

La théorie des valeurs extrêmes est un sujet longuement étudié dans la littérature ces dernières années, tout particulièrement dans le cadre univarié. Dans ce contexte, deux approches sont utilisées pour caractériser l'appartenance à un domaine d'attraction.

- Méthode Block Maxima (BMM) qui modélise la loi des extrêmes par la GEV dérivant explicitement du théorème de Fisher-Tippet. La méthode BMM se concentre sur les plus grandes valeurs (maxima) tirées d'échantillons d'observations indépendantes et identiquement distribuées (*i. i. d.*). Il est modérément coûteux en termes de données, car il n'utilise que des maxima périodiques et nécessite donc de vastes ensembles de données.
- Méthode des choix au-dessus du seuil (POT) modélise la loi Balkema-De Hann Picklands. La méthode POT se concentre sur les observations qui dépassent un seuil élevé. Il est défini sur les excès (c'est-à-dire les observations supérieures à un certain seuil u) et est généralement considéré comme plus efficace que BMM, car il utilise tous les excès, pas seulement les maxima.

I.3.2. L'approche Peaks Over Threshold (POT)

La méthode des excès au-delà d'un seuil, appelée Peaks Over Threshold (POT), consiste à observer non pas les maxima des blocs, mais toutes les valeurs qui excèdent un certain seuil élevé, et ensuite étudier le comportement asymptotique de ces valeurs. Les travaux de Balkema et de Haan (1974), ainsi qu'à ceux de Pickands (1975) reposent sur la loi des excès au-delà d'un seuil fixe μ et est communément appelée l'approche « pics au-delà d'un seuil » (approche POT, « Peaks-Over-Threshold »). L'idée est la suivante : partant d'un échantillon X_1, \dots, X_n , on se fixe un seuil μ grand. On ne considère que les N_μ observations dépassant ce seuil. On note Y_i , $i = 1, \dots, N_\mu$, les excès au-delà du seuil μ définis comme l'écart entre l'observation et μ . La fonction de répartition des excès au-delà de μ est :

$$F_\mu(y) = \mathbb{P}(Y \leq y | X > \mu) = \mathbb{P}(X - \mu \leq y | X > \mu) = \frac{F(\mu + y) - F(\mu)}{1 - F(\mu)} \quad (5.1)$$

Avec $Y = X - \mu$ (5.2)

$$F_\mu(y) = \frac{\mathbb{P}(X - \mu \leq y | X > \mu)}{\mathbb{P}(X > \mu)} = \frac{\mathbb{P}(\mu < X \leq y + \mu)}{1 - \mathbb{P}(X \leq \mu)} \quad (5.2.1)$$

$$= \frac{\mathbb{P}(X \leq y + \mu) - \mathbb{P}(X \leq \mu)}{1 - \mathbb{P}(X \leq \mu)} \quad (5.2.2)$$

$$F_\mu(y) = \frac{F(\mu + y) - F(\mu)}{1 - F(\mu)} \quad (5.2.3)$$

Théorème de Pickands-Balkema-de Haan

Le théorème de Pickands-Balkema-de Haan est un résultat fondamental de la théorie des valeurs extrêmes qui décrit le comportement asymptotique des excès au-dessus d'un seuil élevé. Ce théorème énonce que pour un seuil μ suffisamment élevé, la fonction de répartition conditionnelle F_μ des excès au-delà d'un seuil μ est associée à une fonction de répartition F inconnue. F appartient au domaine d'attraction de la GPD, si et seulement s'il existe une fonction positive σ telle que :

$$\lim_{\mu \rightarrow x_F} \sup |F_\mu(y) - F_{\xi, \sigma(\mu)}^{GPD}| = 0 \text{ avec } 0 \leq y \leq x_F - \mu \quad (5.3)$$

Ou $F_{\xi, \sigma(\mu)}^{GPD}$ est la fonction de répartition de la loi de Pareto généralisée (GPD), définie par :

$$F_{\xi, \sigma(\mu)}^{GPD}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi y}{\sigma_\mu}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{si } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{y}{\sigma_\mu}\right) & \text{si } \xi = 0 \end{cases} \quad (5.4)$$

Pour $y \in [0, x_F - \mu]$ si $\xi \geq 0$ et $y \in \left[0, \min\left(-\frac{\sigma}{\xi}, x_F - \mu\right)\right]$ si $\xi < 0$. (5.5)

Ou ξ est le paramètre de forme, μ est le seuil et σ est le paramètre d'échelle. Le paramètre ξ est également appelé indice des valeurs extrême ou de queue. Plus ξ est élevé en valeur absolue, plus le poids des extrêmes dans la loi de probabilité initiale est important. On parle de fonction de répartition à queue épaisse.

$$F(x) = (1 - F(\mu)) F_\mu(y) + F(\mu) \quad (5.6)$$

La fonction $F(\mu)$ peut être estimée de manière non paramétrique par $\frac{n - N_\mu}{n}$ où n est le nombre total d'observation et N_μ représente le nombre de dépassements du seuil μ . Après avoir remplacé $F_\mu(y)$ par $F_{\xi, \sigma(\mu)}^{GPD}(y)$ on obtient l'estimation suivante par $F(x)$:

$$\hat{F}(x) = \begin{cases} \left(1 - \frac{N\mu_i^L}{N}\right) \left(1 - \xi_i^L \left(\frac{x-\mu_i^L}{\sigma_i^L}\right)\right)^{-1/\xi_i^L} & (x < \mu_i^L) \\ N(x; \mu, \sigma) & (\mu_i^L \leq x \leq \mu_i^R), i = 1, \dots, N \\ 1 - \frac{N\mu_i^R}{N} \left(1 + \xi_i^R \left(\frac{x-\mu_i^R}{\sigma_i^R}\right)\right)^{-1/\xi_i^R} & (x \geq \mu_i^R) \end{cases} \quad (5.7)$$

Ou $N(x; \mu, \sigma)$ est le c.d.f. gaussien, μ est la moyenne de la variance aléatoire X et σ est son écart-type.

Fonction moyenne des excès (FME)

En pratique, le choix du seuil constitue une difficulté. En fait, μ doit être assez grand pour que l'approximation GPD soit valide, mais pas trop élevé afin de garder un nombre suffisant de dépassements pour estimer les paramètres du modèle. Le seuil doit être choisi de façon à faire un arbitrage, traditionnel en statistiques, entre le biais et la variance.

Généralement, μ est déterminé graphiquement en exploitant la linéarité de la fonction d'excès moyenne $e(\mu)$ pour la GPD (Embrechts et al., 1997). La fonction d'excès moyenne est donnée par la relation :

$$e_n(\mu) = E[X - \mu | X > \mu] \quad (5.8)$$

$e_n(\mu)$ est la moyenne conditionnelle des excès au-delà du seuil μ . Théoriquement, lorsque la loi des excès au-delà d'un seuil μ_1 est une GPD, alors la loi des excès de tout seuil $\mu_2 > \mu_1$, l'est aussi, avec le même paramètre ξ .

Les paramètres d'échelle σ_{μ_2} et σ_{μ_1} des différents seuils μ_2 et μ_1 satisfont l'équation suivante (Coles 2001) :

$$\sigma_{\mu_2} = \sigma_{\mu_1} - \xi(\mu_2 - \mu_1), \text{ pour tout } \mu_2 > \mu_1 \quad (5.9)$$

La Fonction moyenne des excès est estimée par, la somme des valeurs des excès dépassant un certain seuil élevé μ divisée par leur nombre.

$$\hat{e}_\mu = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^+}{\sum_{i=1}^n I_{x_i > \mu}} \quad (5.10)$$

$$\text{Avec } \{(x_i - \mu)^+ = \sup(x_i - \mu, 0)\} \text{ ou } I_{x_i > \mu} = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i > \mu \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.11)$$

Cette approche, consiste à représenter l'estimateur empirique \hat{e}_μ et choisir la valeur de μ , à partir d'un graphique approximativement linéaire. On note cette valeur, μ^* . Le graphique "MRL plot" est défini par les points suivants :

$$\left((\mu, \hat{e}_\mu); \mu \leq \max_{j=1,\dots,n} X_j \right) \quad (5.12)$$

Pour un seuil μ^* , la loi des excès est une GPD, et la moyenne conditionnelle de μ^* est donné, pour tout $\mu > \mu^*$ par :

$$E[X - \mu | X > \mu] = \frac{\sigma_\mu}{1+\xi} = \frac{\sigma_{\mu^*} - \xi(\mu - \mu^*)}{1+\xi} \quad (5.13)$$

- Si à partir de μ^* , le MRL plot est marqué par une pente positive, alors les excès au-delà de μ^* suivent une loi de Fréchet (GPD avec $\xi > 0$).
- Si la pente est horizontale alors, les excès au-delà de μ^* suivent une loi de Gumbel (GPD avec $\xi = 0$).
- Si la pente est décroissante, alors les excès au-delà de μ^* suivent une loi de Weibull (GPD avec $\xi < 0$).

Estimation des paramètres de la loi GPD

L'utilisation de l'approche POT requiert l'estimation des paramètres γ , σ . Pour cela différentes techniques d'estimation ont été proposées dans la littérature, parmi elles on peut citer les méthodes des moments, des moments pondérés (Greenwood et al., 1979 ; Hosking et Wallis, 1987), des moments pondérés généralisés (Diebolt et al., 2007), du maximum de vraisemblance (Smith, 1984). Ces estimateurs sont en général basés sur les k plus grandes valeurs de l'échantillon et leurs consistances sont établies sous des hypothèses convenables sur ce paramètre.

Méthode de maximum vraisemblance

Considérons un échantillon des données $\{X_t\}$ de taille $T = K n$. Nous divisons cet échantillon en K blocs et nous définissons le maximum de la façon suivante

$$Y_k = \max\{X_t - \mu, t = 1 + (k-1)n, \dots, k_n\} \quad (5.14)$$

Nous disposons alors d'un échantillon de max-excès (Y_1, \dots, Y_K) i.i.d. selon la loi GPD de fonction densité

$$h(y) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \frac{y}{\sigma} \right]^{-\left(\frac{1+\xi}{\xi}\right)} \quad (5.15)$$

L'expression de log-vraisemblance de l'observation k est donc :

Nous en déduisons l'expression suivante pour la log-vraisemblance :

$$l(y_k, \xi, \sigma) = -\ln \sigma - \left(\frac{1+\xi}{\xi} \right) \ln \left[1 + \xi \frac{y_k}{\sigma} \right] \quad (5.16)$$

L'estimateur du maximum de vraisemblance correspond alors à :

$$\hat{\theta}_{MV} = \underset{\theta \in \Theta}{argmax} \sum_{k=1}^K l(y_k, \theta) \quad (5.17)$$

à condition que $1 + \xi \frac{y_k}{\sigma} > 0$ pour tout k

Estimation de l'indice de queue

La plupart des estimateurs du paramètre de queue reposent sur l'utilisation de la statistique d'ordre. A partir d'un échantillon de taille n , on s'intéresse aux k valeurs les plus grandes. Les estimateurs les plus utilisés en pratique sont :

Estimateur de Pickands (1975)

$$\xi_{n,k}^{Pickands} = \frac{1}{\ln(2)} \ln \frac{X_{n-k:n} - X_{n-2k:n}}{X_{n-2k:n} - X_{n-4k:n}} \quad (5.18)$$

Estimateur de Hill (1975)

$$\xi_{n,k}^{Hill} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \log X_{n-i:n} - \log X_{n-k+1:n} \quad (5.19)$$

Estimateur de Dekkers, Einmahl et de Haan (1990)

$$\xi_{n,k}^{DEdH} = \xi_{n,k}^{H(1)} + 1 - \frac{1}{2} \left[1 - \frac{\left(\xi_{n,k}^{H(1)} \right)^2}{\xi_{n,k}^{H(2)}} \right]^{-1} \quad (5.20)$$

$$\text{Ou } \xi_{n,k}^{H(1)} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k-1} (\log X_{n-i:n} - \log X_{n-k+1:n})^r, r = 1, 2, \dots \quad (5.21)$$

I.4. Modélisation de la dépendance par les copules

I.4.1. Généralités sur les copules

Le concept de copule a été introduit par Abe Sklar en 1950, comme solution à un problème de probabilité énoncé par Maurice Fréchet dans le cadre des espaces métriques aléatoires (travaux avec Berthold Schweizer). Les copules sont un outil de base dans la modélisation des distributions multivariées en finance. Elles ont l'avantage de capturer une multitude de formes de dépendance constituant ainsi une extension des distributions multivariées. Elles permettent également de coupler les lois marginales des variables afin d'obtenir la loi jointe. Les copules sont également utilisées pour modéliser les dépendances, en particulier dans les extrêmes.

- **Théorème de Sklar**

Le théorème de Sklar (1959) établit le lien entre les copules, les fonctions de répartition multivariées et les lois marginales.

Soit F une fonction de répartition N -dimensionnelle avec marginales F_1, \dots, F_N . Il existe une copule C telle que pour tout $x \in \mathbb{R}^N$:

$$F(x_1, \dots, x_N) = C(F_1(x_1), \dots, F_N(x_N)) \quad (6.1)$$

Si les marginales sont continues, C est unique. Sinon, elle est déterminée de manière unique sur l'image des marginales.

- **Fonction de copules et modèles de copules**

Comme notre étude portera sur des données bivariées, nous définissons la copule sous forme bivariée. Une fonction copule bivariée $C(u_1, u_2)$ est définie comme une fonction de distribution cumulative pour un vecteur bivarié avec support dans $[0,1]^n$ et marginal uniforme. Désignant T_{u_1}, T_{u_2} le vecteur bivarié correspondant. La fonction copule est définie comme

$$C(u_1, u_2) = P[T_{u_1} \leq u_1, T_{u_2} \leq u_2] \quad (6.2)$$

Si nous sélectionnons maintenant des fonctions de distribution marginales arbitraires, $F_i(x_i) = P(X_i \leq x_i)$, pour $i = 1, 2$.

Et utiliser les transformations $U_i = F_i(X_i)$, on peut facilement vérifier que la fonction

$F_i(x_1, x_2) = C[F_1(x_1), F_2(x_2)]$ Définit une nouvelle distribution bivariée, évaluée à x_1, x_2 , avec marginal F_i , $i = 1, 2$. Sklar (1973) montre l'inverse, à savoir que toute fonction de distribution bivariée F peut être écrit en termes de sa marginale utilisant une représentation de copule, comme dans l'équation précédente. De plus, si nous supposons que les distributions marginales F_i sont toutes continues. F est une copule unique C qui peut être utilisée pour construire une distribution multivariée en spécifiant des distributions univariées marginales, puis pour choisir une copule pour extraire la structure de dépendance entre deux variables. Cette étude utilise des copules permet d'étudier la structure de dépendance ou le mouvement conjoint du marché entre des séries de rendement appariées.

La famille de copules à appliquer comprend la copule gaussienne, la copule de Frank, la copule de Clayton, la copule de Gumbel et les copules à deux paramètres BB1, BB4 et BB7. Li (2000) introduit la copule gaussienne en finance pour calibrer la corrélation des défauts. On l'appelle copule gaussienne parce qu'elle communique la dépendance exactement de la même manière que la distribution gaussienne, en utilisant uniquement des corrélations par paires entre les variables, mais elle le fait pour des variables avec une marge arbitraire. Dans l'analyse univariée, la recherche d'une distribution appropriée commence souvent par l'évaluation de l'écart par rapport à la normalité des rendements empiriques des actifs. De la même manière, la copule gaussienne servira de référence pour tester si la structure de dépendance dans les rendements financiers se comporte comme le suggère le cadre gaussien.

• Dépendance de queue

Une mesure de dépendance définie par la copule est la dépendance de queue, qui mesure la probabilité que deux variables se trouvent dans les queues conjointes inférieures ou supérieures. Le coefficient de dépendance de queue est, dans ce cas, une mesure de la tendance des marchés à s'effondrer ou à prospérer simultanément.

Les coefficients de dépendance des queues inférieure et supérieure (λ_L et λ_U) peuvent être exprimés en termes de copule entre u_1, u_2

$$\lambda_L = \lim_{q \rightarrow 0} Pr[X_1 \leq F_1^{-1}(q) / X_2 \leq F_2^{-1}(q)] = \lim_{q \rightarrow 0} \frac{C(q, q)}{q} \quad (6.4)$$

$$\lambda_U = \lim_{q \rightarrow 1} Pr[X_1 \geq F_1^{-1}(q) / X_2 \geq F_2^{-1}(q)] = \lim_{q \rightarrow 1} \frac{1 - 2q + C(q, q)}{1 - q} \quad (6.5)$$

F_1^{-1} et F_2^{-1} sont les quantiles marginaux , ou λ_L et $\lambda_U \in [0,1]$. λ_L et λ_U mesurent la probabilité que X_1 soit en dessous (au-dessus) d'un quantile bas (élevé), étant donné que X_2 soit en-dessous(au-dessus) d'un quantile bas (élevé). Si λ_L ou λ_U est positif, alors il y'a une dépendance de queue inférieure ou supérieure, sinon il y'a une dépendance en queue inférieure ou supérieure. Il existe également une dépendance de queue symétrique entre deux actifs lorsque $\lambda_L = \lambda_U$, sinon elle est asymétrique. Différentes copules représentent généralement différentes structures de dépendance, les paramètres d'association indiquant la force de la dépendance. Par exemple, la copule Student-t a une dépendance symétrique de la queue supérieure et inférieure, tandis que la copule de Clayton a une dépendance de la queue gauche et aucune dépendance de la queue droite. D'autre part, la copule de Gumbel a une dépendance de la queue droite et aucune dépendance de la queue gauche, et la copule BB1 capture à la fois la dépendance de la queue supérieure et inférieure. Pour plus de détails sur les copules ci-dessus, voir les études de Joe (1997) et Nelsen (1999).

I.4.2. Familles des copules

❖ Familles des copules elliptiques

Les copules elliptiques sont définies à partir des familles des lois elliptiques. Une copule est dite elliptique si elle est la copule d'une loi elliptique (une forme qui dépend uniquement d'une fonction d'une norme quadratique). Cela signifie que la densité de probabilité est concentrée autour d'un point central. Elles sont souvent utilisées pour modéliser des dépendances symétriques.

Tableau 1: Familles de copules Elliptiques

Copule	Expression	Structure de dépendance
Gaussienne	$\Phi_\rho(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2))$	<ul style="list-style-type: none"> • Dépendance linéaire • Copule symétrique
Student-t	$T_{\rho,\nu}(T^{-1}(u_1), T^{-1}(u_2))$	<ul style="list-style-type: none"> • Dépendance non linéaires et asymétriques • Une dépendance en queue lourde

Source : Auteur

La copule gaussienne ne présente pas de dépendance de queue et n'est donc pas adaptée à des valeurs extrêmes. L'importance de cette copule réside dans le fait qu'elle est sous-jacente à la distribution normale multivariée. En effet, modéliser la structure de dépendance d'un échantillon par une copule gaussienne est cohérent avec la mesure de cette dépendance par le coefficient de corrélation linéaire.

Quant à la copule de Student (t copula), elle est la copule sous-jacente à une distribution multivariée de Student. Cette structure de dépendance capte les dépendances extrêmes positives et négatives. Elle est construite de la même manière que la copule gaussienne mais à partir de la distribution de Student centrée réduite, le coefficient de la dépendance de queue inférieur et celui de queue supérieure sont égaux.

❖ Famille des copules Archimédiennes

Le concept de copule archimédienne, formulé par GENEST et MACKAY (1986), englobe plusieurs copules telles que Clayton, Gumbel, Franck, etc. Les copules archimédiennes sont prisées en raison de leur capacité à modéliser divers types de dépendances, incluant les dépendances positives, négatives, asymétriques et non linéaires.

Tableau 2:Familles de copules Archimédiennes

Copule	Expression	Structure de dépendance
Gumbel	$\exp(-[(-\log(u_1))^{\theta} + (-\log(u_n))^{\theta}]^{\frac{1}{\theta}})$	<ul style="list-style-type: none"> • Dépendance positive • Copule asymétrique • Dépendance en queue relativement forte
Clayton	$\left([u_1^{-\theta} + u_n^{-\theta} - 1]^{-\frac{1}{\theta}}\right)$	<ul style="list-style-type: none"> • Dépendance positive • Copule asymétrique • Dépendance en queue relativement faible
Frank	$-\frac{1}{\theta} \ln \left(1 + \frac{(e^{-\theta u_1} - 1)(e^{-\theta u_2} - 1)}{e^{-\theta} - 1} \right)$	<ul style="list-style-type: none"> • Dépendance négative • Copule asymétrique • Dépendance en queue relativement forte

Source : Auteur

La copule de Gumbel

La copule de Gumbel est couramment utilisée pour modéliser des dépendances positives, en particulier dans des contextes où les valeurs extrêmes des variables aléatoires sont importantes. Elle est souvent utilisée dans l'étude des événements rares et des risques extrêmes.

Soit la fonction $\varphi(t) = (-\log t)^\theta$ avec $\theta \geq 1$ et $t \in [0,1]$. On remarque que $\varphi(t)$ est continue et $\varphi(1) = 0$, on a :

$$\varphi'(t) = -\frac{\theta}{t}(-\log t)^{\theta-1} \text{ et } \varphi'(t) < 0 \quad (6.6)$$

$$\varphi''(t) = -\frac{\theta}{t^2}(-\log t)^{\theta-2}(\theta - 1 - \log t) \text{ et } \varphi''(t) \geq 0 \quad (6.7)$$

φ est une fonction continue strictement décroissante définie de $[0, 1]$ dans $[0, +\infty]$, convexe et elle est un générateur strict. La copule de Gumbel est définie par la fonction de répartition conjointe suivante :

$$C_\theta(u_1, \dots, u_n) = \varphi^{-1}(\varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_n)) \quad (6.8)$$

$$C_\theta(u_1, \dots, u_n) = \exp\left(-((-\log(u_1))^\theta + \dots + (-\log(u_n))^\theta)^{\frac{1}{\theta}}\right) \quad (6.9)$$

$C_\theta(u_1, \dots, u_n)$ est la copule de Gumbel avec le paramètre de dépendance θ , u_1, \dots, u_n sont les valeurs des fonctions de répartition marginales des variables aléatoires X_1, X_2, \dots, X_n respectivement.

La copule de Clayton

La copule de Clayton est une copule archimédienne largement utilisée pour modéliser la dépendance positive entre les variables aléatoires. Elle est souvent utilisée pour capturer des dépendances non linéaires et asymétriques et à une dépendance de queue inférieur.

La copule de Clayton bivarié est définie par la fonction de répartition conjointe suivante :

$$C_\theta(u_1, u_2) = (u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (6.10)$$

La copule de Frank

La copule de Frank est une copule archimédienne univariée largement utilisée en statistique pour modéliser la dépendance entre deux variables aléatoires. Elle a été introduite par le mathématicien Philip Frank en 1979. La copule de Frank est largement utilisée dans des domaines tels que la finance, l'assurance, la modélisation des risques et la théorie de la fiabilité pour modéliser la dépendance entre des variables aléatoires. Elle est souvent utilisée en combinaison avec des méthodes de copules pour modéliser des phénomènes complexes et réaliser des analyses statistiques avancées.

La copule de Frank, quant à elle a pour générateur $\varphi_\theta(t) = -\ln\left(\frac{e^{\theta t}-1}{e^\theta-1}\right)$ pour $\theta \in \mathbb{R}^*$. Sa formule :

$$C_\theta(u_1, \dots, u_n) = -\frac{1}{\theta} \ln\left(1 + \frac{(e^{-\theta u_1} - 1) \times \dots \times (e^{-\theta u_n} - 1)}{e^{-\theta} - 1}\right) \quad (6.11)$$

II. Mesures de risques et regression quantile

II.1. Les mesures de risques : La VaR(Value at Risk) et la CoVaR(Conditional Value at Risk)

La mesure de risque est devenue un enjeu majeur dans le monde de la finance. Les gestionnaires de risque et les économistes visent à résoudre la problématique de détermination du risque lié à la variation du marché financier. Nous nous intéressons dans cette section à introduire deux techniques fortement recommandées aux gestionnaires de risque dans les institutions financières. Apparue pour la première fois dans les années 1990, la valeur à risque a été introduite dans la banque JP Morgan suite aux différentes crises financières que le monde a subi depuis ce temps-là. Elle constitue un modèle de mesure de risque très répandu dans le monde de la finance et l'assurance.

II.1.1. La valeur à risque (VaR)

II.1.1.1. Définition

La valeur à risque est définie comme la perte potentielle maximale de la valeur d'un portefeuille d'instruments financiers avec une probabilité donnée sur un certain horizon. En d'autres termes, l'estimation de la VaR n'est rien d'autre que la perte maximale qu'une institution financière peut subir avec un niveau de confiance de $100(1 - \alpha) \%$ dans les T jours suivants. C'est un nombre

qui indique combien une institution financière peut perdre avec une certaine probabilité sur un horizon temporel donné.

$$P(X > VaR_X(\alpha)) = 1 - \alpha \quad (7.1)$$

On appelle VaR au niveau $\alpha \in [0,1]$ le quantile d'ordre α , une probabilité généralement fixée à 0,05 ou 0,01 ; notée VaR_α ou $VaR[X, \alpha]$ et défini par :

$$VaR_\alpha = VaR[X, \alpha] = x_\alpha \quad (7.2)$$

Où

$$P(X \leq x_\alpha) = \alpha \quad (7.3)$$

Ou encore :

$$VaR_\alpha(X) = \inf\{x \in \mathbb{R} ; P(X \leq x) > \alpha\} \quad (7.4)$$

La VaR est liée à l'inverse généralisé de $F(X)$, où $F(X)$ est la fonction de répartition de la variable aléatoire X . La VaR peut être estimée par des méthodes paramétriques ou non paramétriques.

II.1.1.2. Les méthodes de calcul de la VaR

a. La VaR paramétrique

La VaR paramétrique est une méthode avancée d'estimation du risque financier d'un portefeuille ou d'un actif la plus couramment utilisé dans le monde. En effet, la VaR paramétrique utilise une approche statistique pour modéliser la distribution des rendements et estimer le risque.

Soit R_d les rendements à $d - jour$ qui suivent une distribution gaussienne avec une moyenne nulle et d'écart-type inconnu sur un horizon temporelle d , c'est-à-dire $R_d \sim N(\mu_d, \sigma_d)$.

$$p(R_d < VaR_{d,a}) = a \quad (7.5)$$

$$p(R_d < VaR_{d,a}) = p\left(\frac{R_d - \mu_d}{\sigma_d} < \frac{VaR_{d,a} - \mu_d}{\sigma_d}\right) \quad (7.6)$$

$$= p\left(\frac{VaR_{d,a} - \mu_d}{\sigma_d}\right) \quad (7.7)$$

$$\frac{VaR_{d,a} - \mu_d}{\sigma_d} = F^1(1-a) = z_a \quad (7.8)$$

Où z_α est telle que $P(Z \geq z_\alpha) = \alpha$ avec $Z \sim N(0,1)$, Nous pouvons par la suite calculer la VaR comme suit :

$$VaR_{h,a} = \mu_d + \sigma_d F^{-1}(1-a) \quad (7.9)$$

$F^{-1}(1-a)$ est la fonction quantile de la distribution normale centrée réduite.

Tableau 3: Calcul de la VaR de quelques lois usuelles

Loi	Fonction de répartition	VaR
Normale	$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \text{erf} \left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right)$	$VaR_{\sigma,u}(X) = \rho\varphi^{-1}(\alpha) + \mu$
Cauchy	$F(x) = \frac{1}{\pi} \arctan \left(\frac{x-x_0}{\alpha} \right) + \frac{1}{2}$	$VaR(X) = \varepsilon \tan \left\{ \pi \left(x - \frac{1}{2} \right) \right\} + k$
Logistique	$f_{v,\beta}(x) = \frac{1}{\left(1 + e^{-\left(\frac{x-v}{\beta} \right)} \right)^2}, v \in \mathbb{R} \text{ et } \beta > 0$	$VaR(X) = -\beta \log \left(\frac{1}{\alpha} - 1 \right) + v$
Student	$F_x(X) = \frac{1}{2} + x \Gamma \left(\frac{k+1}{2} \right) \frac{2F_1 \left(\frac{1}{2}, \frac{k+1}{2}; \frac{-x^2}{k} \right)}{\sqrt{k\pi} \Gamma \left(\frac{k}{2} \right)}$	$VaR_{h,a}(X) = u_h + \sqrt{\frac{(v-2)}{v}} \times \sigma_h \times T$

Source : Auteur

b. La VaR historique

La méthode historique est une méthode non paramétrique, elle est basée sur l'historique des rendements ou des prix de l'actif ou du portefeuille sur une période passée. La méthode consiste à classer les rendements (ou les variations de prix) du passé du plus bas au plus élevé et à identifier la perte potentielle qui serait dépassée avec une probabilité donnée.

En utilisant les résultats standard de la distribution empirique, le α -ème quantile $F^{-1}(\alpha)$ d'une variable aléatoire de retour X avec la fonction de distribution F peut être estimée de manière non paramétrique en considérant :

$$\widehat{VaR}_\alpha(X) = \widehat{F^1}(\alpha) = X_{n(i)}, \quad \alpha \in \left(\frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} \right) \quad (7.10)$$

Où $X_{n(1)} \leq X_{n(2)} \dots \leq X_{n(n)}$ sont les statistiques d'ordre correspondant à l'observation X_1, X_1, \dots, X_n de F .

c. Évaluation des mesures de risque (VaR) par la méthode GJR-GARCH-POT-Copule ou la VaR dynamique

La VaR (Value at Risk) dynamique est une mesure couramment utilisée pour évaluer le risque financier. Dans le contexte du modèle GJR-GARCH, la VaR dynamique est calculée en utilisant les prévisions de volatilité générées par le modèle.

Calcul de la VaR dynamique à l'aide du modèle GJR-GARCH

Le logarithme de la variance conditionnelle $\ln \sigma_t^2$:

$$\ln \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2 \quad (7.11)$$

La variance conditionnelle σ_t^2 du modèle

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (7.12)$$

La volatilité conditionnelle σ_t est simplement la racine carrée de la variance conditionnelle σ_t^2

$$\hat{\sigma}_t = \sqrt{\omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2} \quad (7.13)$$

la volatilité est la prévision de volatilité pour la période à venir, et le quantile de la distribution normale est choisi en fonction du niveau de confiance souhaité.

La formule finale pour la VaR est :

$$VaR_\alpha = \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1} VaR(Z) \quad (7.14)$$

Si la prévision de volatilité pour la journée suivante est de 0,02 (soit 2 %) et que l'on souhaite calculer une Value at Risk (VaR) à un niveau de confiance de 95 %, on peut utiliser le quantile de la distribution normale correspondant à 1,645 (qui couvre 95 % de la distribution).

Cela signifie que vous vous attendez à ce que la perte maximale (ou le rendement négatif) soit d'environ 3,29 % avec une probabilité de 5 %.

d. VaR de la loi GPD

La VaR n'est rien d'autre que le quantile extrême calculé à partir de la loi asymptotique des extrema (Generalized Pareto Distribution), obtenu en modélisant les pertes (ou les profits) extrêmes par la méthode des excès. Ainsi, la VaR_p , correspondant au modèle GPD inconditionnel, pour un horizon donné t et avec une certaine probabilité p , ou de façon équivalente à un niveau de confiance (typiquement 95% ou 99%) $1-p$ est :

$$VaR_p = u + \frac{\hat{\xi}}{\hat{\sigma}} \left[\left(\frac{n}{N_u} (1-p) \right)^{-\hat{\xi}} - 1 \right] \quad (7.15)$$

Où $\hat{\xi}$ et $\hat{\sigma}$ représentent des estimateurs de la loi GPD s'ajustant au N_u excès de rendements audelà d'un seuil u , délimitant le début de la queue gauche (ou droite) de la loi parente.

II.1.1.3. Backtesting et tests de résistance de la VaR

Habituellement, l'évaluation de la qualité des prévisions d'une grandeur économique repose sur la comparaison entre la valeur réalisée ex-post et celle anticipée ex-ante. Cette comparaison permet de calculer des erreurs de prévision et d'élaborer des critères pour juger la performance prédictive des modèles, comme le Root Mean Square Forecast Error (RMSFE) ou le Mean Absolute Error (MAE). L'analyse de ces erreurs sert également à construire des tests pour vérifier l'hypothèse nulle selon laquelle deux modèles concurrents offrent des performances prédictives similaires (selon le RMSFE ou tout autre critère), conformément à l'approche développée par Diebold et Mariano (1995).

Ces méthodes de comparaison ne sont applicables que si la valeur ex-post de la variable d'intérêt est observable. Si ce n'est pas le cas, il devient nécessaire de recourir à une variable proxy pour représenter la variable latente. Un exemple fréquent concerne l'évaluation des modèles de volatilité, où la volatilité quotidienne ex-post peut être approximée de manière satisfaisante par la volatilité réalisée, définie comme la somme des carrés des rendements intra-journaliers (Andersen et al., 2003). En revanche, dans le contexte de l'évaluation du VaR, la construction d'une telle variable proxy est plus complexe. C'est pourquoi les critères d'évaluation des prévisions du VaR reposent généralement sur des tests statistiques visant à valider deux hypothèses clés que le modèle de mesure du risque doit respecter : l'hypothèse de couverture non conditionnelle et celle d'indépendance des violations.

On note $VaR_{t|t-1}(\alpha)$ la prévision de VaR par unité monétaire pour la période t établie conditionnellement à l'ensemble d'information Ω_{t-1} disponible à la période t-1 et pour un taux de couverture de $\alpha\%$. Par définition, cette quantité correspond au fractile d'ordre α de la distribution conditionnelle des rendements r_t de l'actif ou du portefeuille d'actifs considéré :

$$Pr[r_t < VaR_{t|t-1}(\alpha)] = \alpha \quad (8.1)$$

Une violation de la VaR (ou hit) apparaît lorsque la rentabilité observée ex-post, r_t , est inférieure à la valeur prévue ex-ante de la VaR. On note $I_t(\alpha)$ la variable indicatrice associée à une éventuelle violation de la VaR à la date t pour un taux de couverture $\alpha\%$:

$$I_t(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{si } r_t < VaR_{t|t-1}(\alpha) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (8.2)$$

Christoffersen (1998) montre que le problème de la validité de la prévision de VaR peut se ramener au problème de savoir si la séquence des violations $\{I_t(\alpha)\}_{t=1}^T$ satisfait ou non les deux hypothèses suivantes :

- **L'hypothèse de couverture non conditionnelle** : la probabilité que se réalise ex-post une perte en excès par rapport à la VaR anticipée ex-ante doit précisément être égale au taux de couverture α :

$$E[I_t(\alpha)] = Pr[I_t(\alpha) = 1] = \alpha \quad (8.3)$$

- **L'hypothèse d'indépendance** : les violations de la VaR pour un même taux de couverture à deux dates différentes doivent être indépendamment distribuées. Formellement, la variable $I_t(\alpha)$ associée à la violation à la date t de la VaR pour un taux de couverture à $\alpha\%$, est indépendante de la variable $I_{t-k}(\alpha)$ pour toute valeur de k différente de 0. Autrement dit, l'observation des violations passées de la VaR n'apporte aucune information sur les violations contemporaines et futures. Cette propriété est en outre valable pour n'importe quelle variable appartenant à l'ensemble d'information disponible à la date t-1.

La première hypothèse est tout à fait intuitive : si la prévision de VaR est valide, la fréquence des violations observées sur une période T où cette VaR est retenue comme mesure du risque, i.e. $\sum_{t=1}^T I_t(\alpha)$, ne doit pas être significativement différente du taux de couverture nominale α . Dans le cas contraire, si la fréquence des violations est significativement inférieure (resp.

Supérieure) au taux de couverture nominale α , cela traduit une surestimation (resp. sous-évaluation) de la VaR et donc du risque. Les tests de validité de cette propriété de couverture non conditionnelle, initialement développés par Kupiec (1995), constituent aujourd’hui le cœur des principales procédures d’évaluation des modèles de VaR, préconisées notamment au niveau réglementaire. Toutefois, si la couverture non conditionnelle permet de s’assurer que la proportion de violations pour une période donnée garantit la couverture nominale, elle ne donne aucune information sur l’indépendance temporelle des violations. Or, la propriété d’indépendance des violations est une propriété essentielle puisque toute mesure de risque doit s’ajuster sans retard à toute nouvelle information entraînant une évolution dans la dynamique de la rentabilité de l’actif. Une modélisation qui ne prend pas en compte cet aspect, risque d’engendrer des clusters de violations successives. Aussi, aucune forme de dépendance ne doit-elle exister dans la séquence des violations et cela quels que soient les taux de couverture considérés. Il convient de noter que ces deux propriétés de la VaR sont indépendantes l’une de l’autre. Dès lors, si une prévision de VaR ne satisfait pas à l’une ou l’autre de ces deux hypothèses, elle doit être considérée comme non valide. À l’inverse, on qualifie de couverture conditionnelle la situation qui prévaut lorsque la prévision de VaR satisfait les deux hypothèses. Dans le cadre des procédures de backtesting, de nombreux tests ont été proposés dans la littérature pour tester l’une ou l’autre des propriétés de couverture non conditionnelle et d’indépendance, ou directement la propriété de couverture conditionnelle. Dans ce contexte, la difficulté majeure consiste à spécifier la forme de la dépendance des processus $I_t(\alpha)$ sous l’hypothèse alternative. Aux différentes spécifications proposées sont associées différents tests parmi lesquels nous ne retiendrons ici que trois approches qui constituent aujourd’hui les références de la littérature : le test LR de Christoffersen (1998), le test DQ d’Engle et Manganelli (2004) et le test de modèle de durée de Christoffersen et Pelletier (2004).

- **Test LR de Christoffersen (1998)**

Christoffersen (1998) propose un test dans lequel on suppose que, sous l’hypothèse alternative de non efficience de la VaR, le processus des violations $I_t(\alpha)$ est modélisé par une chaîne de Markov admettant pour matrice des probabilités de transition la matrice suivante :

$$\Pi = \begin{pmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} \\ \pi_{10} & \pi_{11} \end{pmatrix} \quad (8.4)$$

Où $\pi_{ij} = Pr[I_t(\alpha) = j | I_{t-1}(\alpha) = i]$. De façon générale, cette chaîne de Markov permet de modéliser une éventuelle dépendance temporelle dans la séquence $I_t(\alpha)$. Ainsi, la probabilité d’observer une violation (resp. de ne pas en observer) pour la période courante peut être liée

(ou non) à l'occurrence d'une violation (pour un même niveau de couverture α) à la période précédente. L'hypothèse nulle de couverture conditionnelle est alors définie par l'égalité :

$$H_0 = \Pi = \Pi_{\Pi} = \begin{pmatrix} 1 - \alpha & \alpha \\ 1 - \alpha & \alpha \end{pmatrix} \quad (8.5)$$

L'acceptation de l'hypothèse nulle entraîne le respect de l'hypothèse de couverture non conditionnelle. Quel que soit l'état du système en $t - 1$, la probabilité d'observer à la date t une violation est égale au taux de couverture conditionnelle, i.e. $\Pi_t = \Pr[I_t(\alpha) = 1] = \alpha$. De plus, la probabilité d'observer une violation à la date t est indépendante de l'état en $t - 1$. Une simple statistique de rapport de vraisemblance, notée LR_{CC} , permet alors de tester l'hypothèse nulle de couverture conditionnelle. Sous H_0 , on montre que :

$$LR_{CC} = -2\{\ln L[\Pi_{\alpha}, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)]\} - \ln L[\widehat{\Pi}, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)] \quad (8.6)$$

$$\begin{matrix} L \\ \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \chi^2(2) \end{matrix}$$

Où $\widehat{\Pi}$ désigne l'estimateur du maximum de vraisemblance de la matrice de transition sous l'hypothèse alternative et où $\ln L[\Pi_{\alpha}, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)]$ désigne la log-vraisemblance des violations $I_t(\alpha)$ associées à une matrice de transition Π . Par définition :

$$L[\Pi, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)] = (1 - \pi_{01})^{n_{00}} \pi_{01}^{n_{01}} (1 - \pi_{11})^{n_{10}} \pi_{11}^{n_{11}} \quad (8.7)$$

Où n_{ij} désigne le nombre de fois où l'on observe $I_t(\alpha) = j$ sachant $I_{t-1}(\alpha) = i$. Dans cette perspective, il est en outre possible de distinguer suivant que le rejet de la couverture conditionnelle est dû au non-respect de l'hypothèse d'indépendance et / ou au non-respect de l'hypothèse de couverture non conditionnelle. Ainsi, Christoffersen propose deux autres statistiques de rapport de vraisemblance, notée LR_{UC} et LR_{IND} , associées à chacune de ces deux sous hypothèses. Ainsi, sous l'hypothèse nulle d'indépendance, la matrice de transition est définie par :

$$H_0 = \Pi = \Pi_{\Pi} = \begin{pmatrix} 1 - \pi & \pi \\ 1 - \pi & \pi \end{pmatrix} \quad (8.8)$$

Où la probabilité π n'est pas nécessairement égale au taux de couverture non conditionnelle α . Dès lors, la statistique LR_{IND} , associée à la seule hypothèse nulle d'indépendance des violations est définie par :

$$LR_{IND} = -2\{\ln L[\widehat{\Pi}_\pi, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)]\} - \ln L[\widehat{\Pi}, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)] \quad (8.9)$$

$$\begin{array}{c} L \\ \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \chi^2(1) \end{array}$$

Où $\widehat{\Pi}_\pi$ désigne l'estimateur du maximum de vraisemblance de la matrice de transition sous l'hypothèse d'indépendance. Ces tests sont très faciles à mettre en œuvre, mais ils apparaissent toutefois assez réducteurs pour deux raisons essentielles. Tout d'abord, l'indépendance est testée contre une forme très particulière qui ne prend pas en compte notamment des dépendances d'ordre supérieur à un. De plus, l'utilisation d'une chaîne de Markov ne permet pas de mesurer le rôle d'autres variables que la seule séquence des violations passées $I_t(\alpha)$ dans une possible dépendance des violations. Le test récemment proposé par Engle et Manganelli (2004) permet de lever ces deux inconvénients.

- **Testez la couverture inconditionnelle (test de Kupiec)**

Vérifie si la proportion des dépassements des pertes enregistrées au-delà de la VaR est conforme au niveau de risque choisi q (par exemple, 1 % ou 5 %).

La $VaR_{q,t}^{s|j}$ satisfait la propriété de couverture inconditionnelle si la probabilité $\Pr(I_{t+1}^{s|j} = 1 = q)$.

L'hypothèse de couverture inconditionnelle est la suivante :

La proportion de dépassements est égale à un niveau de confiance q

$$H_0: E[I_t^{s|j}] = p = q \quad (10.3)$$

Et nous utilisons le test du rapport de Ratio de log-vraisemblance de Kupiec(1995).

Soit N le nombre total d'observation (jours) et x le nombre total de violations ($I_{t+1}^{s|j} = 1$)

La statistique du test est donnée par :

$$LR_{kupiec} = -2 \ln \left[\left(\frac{x}{N} \right)^x \left(\frac{N-x}{N} \right)^{N-x} \right] + 2 \ln[q^x(1-q)^{N-x}] \quad (10.4)$$

Interprétation :

- Si LR_{kupiec} est supérieur à une certaine valeur critique (dépendant du seuil de confiance, typiquement 95%), on rejette H_0 .

- Cela signifie que le modèle ne couvre pas correctement les risques au niveau q choisi.

II.1.2. La Valeur à Risque Conditionnel (CoVaR)

En période de crise, la forte interconnexion entre les banques transfrontalières tend à répartir les pertes entre les institutions financières, ce qui amplifie la crise. La Valeur à Risque Conditionnelle (CoVaR), est un outil essentiel dans la gestion des risques financiers. Cette mesure vise à quantifier le niveau de risque auquel une institution financière ou un investisseur est exposé. Actuellement, il existe deux définitions alternatives de la CoVaR dans la littérature financière. L'intuition originale d'Adrian et Brunnermeier (2011) décrit la mesure de la CoVaR comme la distribution conditionnelle de $X_{s,t}$, représentant les rendements du système financier s à l'instant t, étant donné que $X_{i,t} = VaR_t^i$; tandis que dans la notion modifiée de CoVaR proposée par Girardi et Ergun (2013), l'événement conditionnant est $X_{i,t} \leq VaR_t^i$.

La définition de la CoVaR par Adrian et Brunnermeier (2011) représente la VaR du système financier, s, en supposant que l'institution, i, est exactement à son niveau de VaR. En revanche, la notion de CoVaR de Girardi et Ergun (2013), représente la VaR du système financier en supposant que l'institution i est au maximum à son niveau de VaR. Ce changement apporté par Girardi et Ergun (2013) à la définition originale de la CoVaR présente certains avantages. Tout d'abord, elle nous permet de prendre en compte de l'institution i qui se situent dans la queue de la distribution des pertes, c'est-à-dire en dessous de la VaR. En outre, Mainik et Schaanning (2014) ont montré que le fait de conditionner présente également de grands avantages pour la modélisation de la dépendance.

Cependant, le calcul de la mesure CoVaR reste un problème ouvert. Aujourd'hui, certaines méthodes ont été proposées dans la littérature. Adrian et Brunnermeier (2011) ont suggéré une méthode d'estimation de la CoVaR méthode d'estimation de la CoVaR basée sur une « régression linéaire du quantile ». Gauthier et al. (2012) ont adopté une approche basée sur la simulation. Nous soulignons que toutes ces méthodes, qui ne considèrent qu'une structure de dépendance linéaire, ne prennent pas en compte les comportements stochastiques des variables spécifiques aux institutions financières et de leur structure de dépendance avec le système financier.

II.1.2.1. Analyse détaillée de la CoVaR

Soit X une variable aléatoire représentant le rendement d'un instrument financier. Elle est considérée en tant que gain si elle est positive et perte si elle est négative. Soit $\alpha \in [0, 1]$ le seuil par rapport auquel on souhaite déterminer la perte potentielle (Si α est proche de 1 c'est un seuil de confiance sinon il s'agit d'un niveau de risque). La Value-at-Risk est donnée par :

$$VaR_{\alpha,t}^i = \inf\{x_{i,t} \in \mathbb{R}: F_{i,t} \geq \alpha\} = F_{i,t}^{-1}(\alpha) \quad (9.1)$$

Dans l'équation $F_{i,t}^{-1}$ est la fonction de distribution inverse généralisée de la distribution. L'équation précédente peut également s'écrire comme suit :

$$Pr(X_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i) = \alpha \quad (9.2)$$

La définition originale de CoVaR introduite par Adrian et Brunnermeier (2011) est la suivante:

$$Pr(X_{s,t} \leq CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I | X_{i,t} = VaR_{\alpha,t}^i) = \beta \quad (9.3)$$

Girardi et Ergun (2013) ont proposé une autre définition de CoVaR, où l'événement conditionnant est $X_{i,t} \leq VaR_{\alpha,t}^i$. Analytiquement :

$$Pr(X_{s,t} \leq CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{II} | X_{i,t} = VaR_{\alpha,t}^i) = \beta \quad (9.4)$$

$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I$ et $CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{II}$ représentent les β -quantile des distributions conditionnelles décrites dans les équations précédentes.

II.1.2.2. Évaluation du CoVaR par les fonctions de copule et la théorie des valeurs extrêmes

Soient X_i et X_s deux variables aléatoires représentant la perte de l'institution financière, i, et celle du système financier, s, respectivement. Supposons que la distribution conjointe de (X_i, X_s) soit définie par une copule bivariée C avec des fonctions de distribution marginales $F_{i,t}$ et $F_{s,t}$ respectivement. Si $F_{i,t}$ et $F_{s,t}$ sont continues strictement croissantes et positives et la dérivée partielle : $H(u, v) = \frac{\partial C(u, v)}{\partial u}$ est inversible par rapport au paramètre, alors Halwa et al. (2015) ont démontré que :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t} = F_{s,t}^{-1} \left(H^{-1} \left(\beta, F_{i,t}(VaR_{\alpha,t}) \right) \right) = F_{s,t}^{-1} (H^{-1}(\beta, \alpha)) \quad (9.5)$$

❖ Si l'on suppose que la copule de X_i et X_s est la copule gaussienne, alors :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I = F_{s,t}^{-1} \left(\Phi \left(\rho \Phi^{-1}(\alpha) + \sqrt{1 - \rho^2} \Phi^{-1}(\beta) \right) \right) \quad (9.6)$$

En particulier, si X_i et X_s sont de distribution gaussienne alors :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I = \rho \frac{\sigma_{s,t}}{\sigma_{i,t}} (VaR_{\alpha,t}^i - \mu_{i,t}) + \sqrt{1 - \rho^2} \sigma_{s,t} \Phi^{-1}(\beta) + \mu_{s,t} \quad (9.7)$$

❖ Si l'on suppose que X_i et X_s sont distribués EVT. On obtient alors, en se focalisant sur la queue droite de la distribution :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I = u_s^L + \frac{\beta_s^L}{\xi_s^L} \left(1 - \left(\left(\Phi \left(\rho \Phi^{-1}(\alpha) + \sqrt{1 - \rho^2} \Phi^{-1}(\beta) \right) \right) \frac{N}{N - N_{us}^L} \right)^{-\xi_s^L} \right) \quad (9.8)$$

$$\text{Si } \Phi \left(\rho \Phi^{-1}(\alpha) + \sqrt{1 - \rho^2} \Phi^{-1}(\beta) \right) < 1 - \frac{N_{us}^L}{N} \quad (9.9)$$

❖ Si nous supposons que la copule de X_i et X_s est le t-Student bivarié copule, alors on obtient :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I = F_{s,t}^{-1} \left(t_v \left(\rho t_v^{-1}(\alpha) + \sqrt{(1 - \rho^2)(v + 1)^{-1}(v + [t_v^{-1}(\alpha)]^2)} t_{v+1}^{-1}(\beta) \right) \right) \quad (9.10)$$

En particulier, si X_i et X_s sont des distributions-t de Student univariées avec v degrés de liberté, on trouve :

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^I = (\rho VaR_{\alpha,t}^i) + \sqrt{\frac{(1 - \rho^2)(v + (VaR_{\alpha,t}^i)^2)}{v + 1}} t_{v+1}^{-1}(\beta) \quad (9.10)$$

❖ Afin de déterminer $CoVaR_{\alpha,\beta}$ utilisant des copules d'Archimède, Hakwa et al. (2015) ont illustré à l'aide de l'équation que :

$$Pr(Y \leq y | X = x) = \frac{\partial C(u, v)}{\partial v} = \frac{\psi'(u)}{\psi'(\psi^{-1}[\psi(u) + \psi(u)])} \quad (9.11)$$

Et donc

$$CoVaR_{\alpha, \beta, t}^I = F_{s,t}^{-1} \left(\psi^{-1} \left(\psi \left(\psi'^{-1} \left(\frac{\psi'(\alpha)}{\beta} \right) \right) - \psi(\alpha) \right) \right) \quad (9.12)$$

- ❖ Si nous utilisons la copule de Clayton, il est facile de déterminer que :

$$CoVaR_{\alpha, \beta, t}^I = F_{s,t}^{-1} \left(\left(1 + \alpha^{-\theta} \left(\beta^{-\frac{1}{1+\theta}} - 1 \right) \right)^{-\frac{1}{\theta}} \right) \quad (9.13)$$

- ❖ Si nous utilisons la copule de Frank, il est facile de déterminer :

$$CoVaR_{\alpha, \beta, t}^I = F_{s,t}^{-1} \left(-\frac{1}{\theta} \ln \left(1 - (1 - e^{-\theta}) [1 + e^{-\theta\alpha} (\beta^{-1} - 1)]^{-1} \right) \right) \quad (9.14)$$

- ❖ L'utilisation de la copule de Gumbel rend impossible la dérivation d'une expression analytique. $CoVaR_{\alpha, \beta}$ pour appliquer l'équation, il est nécessaire d'utiliser des méthodes numériques. L'expression de la CoVaR peut être formulée de la manière suivante :

$$CoVaR_{\alpha, \beta, t}^I = \hat{\mu}_t + \hat{\sigma}_t F_{s,t}^{-1} \left(\exp \left(- \left[(\log(\alpha, \beta))^{\theta} - (-\log \alpha)^{\theta} \right]^{\frac{1}{\theta}} \right) \right) \quad (9.15)$$

Ces outils mathématiques et actuariels ont permis d'appréhender les aspects de modélisation, d'estimation des paramètres, et d'évaluation des risques dans notre analyse financière.

II.1.2.3. Backtesting et tests de résistance de la CoVaR

Il est généralement admis que les séries financières ne suivent pas une distribution gaussienne et que la distribution des rendements sur les marchés financiers présente à la fois une asymétrie et un aplatissement (en excès).

Le backtesting permet de vérifier si le modèle utilisé pour estimer que le CoVaR est fiable. Il consiste à comparer les prévisions de CoVaR avec les données enregistrées, afin de s'assurer que le modèle reflète bien la réalité et peut être utilisé pour prendre des décisions financières ou de gestion des risques.

❖ Les différentes étapes du backtesting de la CoVaR

Comparer CoVaR aux pertes enregistrées

- Prédiction : Calculez la CoVaR pour chaque jour (ou période) en utilisant les données historiques.

Pour chaque rendement, une fois que nous observons les prévisions VaR ex-ante passées, nous pouvons les comparer avec les pertes ex-post passées et définir la séquence de coups de violations comme :

$$I_{t+1}^j = \begin{cases} 1 & \text{si } R_{t+1}^j \leq VaR_{q,t+1}^j \\ 0 & \text{si } R_{t+1}^j > VaR_{q,t+1}^j \end{cases} \quad (10.1)$$

La séquence de frappe renvoie un 1 dans le cas où la perte de j à un jour est plus grande que le niveau de VaR prévu pour le même jour, et renvoie 0 dans les autres cas. Pour un sous-échantillon de T-observations, lorsque que j est en difficulté financière, c'est-à-dire les jours où $R_{t+1}^j \leq VaR_{q,t+1}^j$, nous pouvons construire une deuxième séquence de coups qui compare les prévisions CoVaR ex-ante passées avec les pertes ex-post passées du système financier.

$$I_{t+1}^{s|j} = \begin{cases} 1 & \text{si } R_{t+1}^s \leq CoVaR_{q,t+1}^{s|j} \\ 0 & \text{si } R_{t+1}^s > VaR_{q,t+1}^{s|j} \end{cases} \quad (10.2)$$

Cette deuxième séquence de coups avec T-observations est égal au nombre de violations de la première séquence de coups, c'est-à-dire au nombre de jours pendant lesquels j est en difficulté financière et renvoie 1 si la perte du système financier est supérieure à son niveau de CoVaR prévu, et 0 dans le cas contraire.

- Testez la couverture inconditionnelle (test de Kupiec)

Ce test vérifie si la proportion des dépassements des pertes enregistrées au-delà de la CoVaR est conforme au niveau de risque choisi q (par exemple, 1 % ou 5 %).

La $CoVaR_{q,t}^{s|j}$ satisfait la propriété de couverture inconditionnelle si la probabilité $\Pr(I_{t+1}^{s|j} = 1 = q)$.

L'hypothèse pour tester la couverture inconditionnelle est :

La proportion de dépassements est égale à un niveau de confiance q

$$H_0: E[I_t^{s|j}] = p = q \quad (10.3)$$

Et nous utilisons le test du rapport de Ratio de log-vraisemblance de Kupiec(1995).

Soit N le nombre total d'observation (jours) et x le nombre total de violations ($I_{t+1}^{s|j} = 1$)

La statistique du test est donnée par :

$$LR_{kupiec} = -2 \ln \left[\left(\frac{x}{N} \right)^x \left(\frac{N-x}{N} \right)^{N-x} \right] + 2 \ln[q^x(1-q)^{N-x}] \quad (10.4)$$

Interprétation :

Si LR_{kupiec} est supérieur à une certaine valeur critique (dépendant du seuil de confiance, typiquement 95%), on rejette H_0 .

Cela signifie que le modèle ne couvre pas correctement les risques au niveau q choisi.

- Test de Christoffersen

Le test de Christoffersen (1998) est une extension du test de Kupiec qui vérifie non seulement la proportion des violations (comme Kupiec), mais aussi si ces violations sont indépendantes et non regroupées dans le temps. Autrement dit, il teste à la fois la couverture inconditionnelle et la couverture conditionnelle.

- Couverture inconditionnelle : la proportion de violations doit correspondre au niveau de risque q .
- Indépendance des violations : les violations ne doivent pas être corrélées ou survenir en grappes (clustering).

Hypothèses du test de Christoffersen

H_0 : les violations suivent un processus de Bernoulli avec une probabilité constante q .

Autrement dit, les violations sont indépendantes dans le temps et ont la bonne proportion.

H_1 : les violations ne sont pas indépendantes dans le temps

❖ **Les étapes du test de Christoffersen**

1. Définition des transitions

Le test repose sur l'analyse des transitions entre les états :

$I_t = 1$: Violation (la perte dépasse la CoVaR)

$I_t = 0$: Pas de violation

On examine les transitions suivantes entre deux jours consécutifs :

- n_{00} : Nombre de jours avec $I_t = 0$ suivi de $I_{t+1} = 0$ (10.5)

- n_{01} : Nombre de jours avec $I_t = 0$ suivi de $I_{t+1} = 1$ (10.6)

- n_{10} : Nombre de jours avec $I_t = 1$ suivi de $I_{t+1} = 0$ (10.7)

- n_{11} : Nombre de jours avec $I_t = 1$ suivi de $I_{t+1} = 1$ (10.8)

2. Construction des probabilités conditionnelles

- $\pi_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}}$: Probabilité qu'une violation survienne après un jour sans violation.
- $\pi_{11} = \frac{n_{11}}{n_{00} + n_{01}}$: Probabilité qu'une violation survienne après un jour avec violation.
- $\hat{q} = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{01} + n_{10} + n_{11}}$: Probabilité globale de violation (proportion observée).

3. Statistique du test de Christoffersen

- Test d'indépendance de Christoffersen

Le test d'indépendance de Christoffersen (1998) est un test statistique utilisé pour évaluer la validité des modèles de risque en termes de prévision des violations de la CoVaR (Value at Risk). Ce test vise à examiner l'indépendance des violations dans le temps, ce qui est crucial dans le contexte des modèles de backtesting.

La statistique du rapport de vraisemblance est utilisée pour comparer deux modèles :

- Modèle restreint : la probabilité de violation est constante, c'est \hat{q} .
- Modèle non restreint : La probabilité de violation dépend de l'état précédent, avec π_{01} et π_{11} .

La statistique lorsque les violations sont indépendantes est donnée par :

$$LR_{independance} = -2 \ln \left(\frac{(1-\hat{q})^{n_{00}+n_{01}} \hat{q}^{n_{01}+n_{11}}}{(1-\pi_{01})^{n_{00}} \pi_{01}^{n_{01}} (1-\pi_{11})^{n_{01}} \pi_{11}^{n_{11}}} \right) \quad (10.9)$$

Cette statistique suit une distribution de chi-deux avec 1 degré de liberté.

Interprétation

- Si LR est supérieur à la valeur critique, on rejette l'hypothèse nulle.
- Cela signifie que les violations ne sont pas indépendantes ou ne respectent pas la proportion attendue.
 - Statistique du test de Christoffersen

$$LR_{\text{Christoffersen}} = LR_{kupiec} + LR_{independance} \quad (10.10)$$

$$LR_{CC} = -2\{\ln L[\Pi_\alpha, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)]\} - \ln L[\hat{\Pi}, I_1(\alpha), \dots, I_T(\alpha)] \quad (10.11)$$

$$\begin{matrix} L \\ \rightarrow \\ T \rightarrow \infty \end{matrix} \chi^2(2)$$

Avec $LR_{CC} = LR_{\text{Christoffersen}}$

Il est important de souligner que les méthodes de backtesting utilisées pour la VaR et le CoVaR sont similaires. Dans les deux cas, les tests de couverture inconditionnelle et conditionnelle, ainsi que les approches de comparaison ex-ante/ex-post des pertes, jouent un rôle central dans l'évaluation de la qualité des prévisions des modèles.

II.2. Régression quantile

Cette étude adopte une approche quantitative longitudinale basée sur des données financières et macroéconomiques pour examiner l'impact des crises financières récentes sur la volatilité des marchés boursiers africains, tout en évaluant le rôle stabilisateur des politiques monétaires. Dix marchés représentatifs ont été retenus : le Johannesburg Stock Exchange (JSE) pour l'Afrique du Sud, la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM) pour la zone UEMOA, et le Nigerian Stock Exchange (NSE) pour le Nigeria, Ghana, Égypte, Maroc, Île Maurice, Kenya, Tunisie, Tanzanie. Cette sélection permet de comparer des marchés différenciés en termes de profondeur financière et de structure économique, conformément aux recommandations de Bekaert et Harvey (1997) sur l'analyse des marchés émergents.

II.2.1. Approche méthodologique

L'approche analytique adoptée dans cette étude s'articule en deux volets complémentaires.

Dans un premier temps, une analyse descriptive préliminaire a été effectuée afin de caractériser les propriétés fondamentales des séries de volatilité et d'identifier d'éventuelles tendances

structurelles ou anomalies. Cette étape a mobilisé des mesures statistiques classiques telles que les moyennes arithmétiques, écarts-types et quantiles, ainsi que des techniques de visualisation graphique, incluant les séries chronologiques et les diagrammes en boîte (boxplots), permettant une exploration visuelle fine de la dispersion et de la distribution des données (Gujarati & Porter, 2009). Cette phase préliminaire visait à établir une compréhension approfondie des dynamiques de volatilité propres à chaque marché et période étudiés, en constituant une base empirique robuste pour les analyses inférentielles subséquentes.

Dans un second temps, afin de modéliser les déterminants de la volatilité, nous avons recouru à la régression quantile développée par Koenker et Bassett (1978). Contrairement à la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), qui se focalise exclusivement sur la moyenne conditionnelle de la variable dépendante, la régression quantile permet d'estimer les effets des variables explicatives à différents points de la distribution conditionnelle (par exemple, les 25e, 50e et 75e quantiles). Cette flexibilité méthodologique est particulièrement adaptée aux données financières, dont les distributions sont fréquemment asymétriques et marquées par la présence de valeurs extrêmes ou de queues épaisse (Koenker & Hallock, 2001). En s'affranchissant des hypothèses de normalité et d'homoscedasticité propres aux MCO, la régression quantile offre une représentation plus complète de la structure conditionnelle de la volatilité et permet de capturer l'hétérogénéité des effets selon les régimes de marché (volatilité basse, moyenne ou élevée).

Sur le plan formel, le modèle de régression quantile retenu peut être exprimé comme suit :

$$Q_\tau(\text{Volatilité}_{it} | X_i) = \alpha_\tau + \beta_\tau X_\tau + \varepsilon_{i,\tau} \quad (11.1)$$

Où :

- $Q_\tau(\cdot)$ désigne le τ -ième quantile conditionnel de la volatilité ($\tau \in \{0,25;0,50;0,75\}$),
- α_τ L'ordonnée à l'origine propre à chaque quantile,
- β_τ le vecteur des coefficients associés aux variables explicatives X_τ ,
- $\varepsilon_{i,\tau}$ le terme d'erreur spécifique.

La spécification du modèle de base de notre étude s'écrit comme suit :

$$Q_\tau(\text{Volatilité}_{it} | X) = \beta_0^\tau + \beta_1^\tau Période_t + \beta_2^\tau PolitiqueMon_t + \beta_3^\tau Incertitude_t + \beta_4^\tau PrixPétrole_t + \beta_5^\tau Marché_t + \varepsilon_{it}^\tau \quad (11.2)$$

Où Q_τ désigne le quantile conditionnel τ de la volatilité pour le marché i à la période t

Pour capturer les effets différenciés selon les contextes, deux interactions sont intégrées :

- **Politique monétaire × période de crise**

Cette interaction permet de tester si l'efficacité de la politique monétaire varie entre périodes normales et périodes de crise.

Le modèle devient :

$$Q_\tau(\text{Volatilité}_{it} | X) = \beta_0^\tau + \beta_1^\tau \text{Période}_t + \beta_2^\tau \text{PolitiqueMon}_t + \beta_3^\tau (\text{PolitiqueMon}_t \times \text{Période}_t) + \beta_4^\tau \text{Incertitude}_t + \beta_5^\tau \text{PrixPétrole}_t + \beta_6^\tau \text{Marché}_t + \varepsilon_{it}^\tau \quad (11.3)$$

Un coefficient β_3^τ négatif et significatif aux quantiles supérieurs (0.75) indiquerait que la politique monétaire réduit la volatilité en situation de crise, conformément à Bernanke et Gertler (1995).

- **Politique monétaire × marché**

Cette interaction vise à comparer l'efficacité des politiques monétaires entre marchés africains aux structures hétérogènes :

$$Q_\tau(\text{Volatilité}_{it} | X) = \beta_0^\tau + \beta_1^\tau \text{Période}_t + \beta_2^\tau \text{PolitiqueMon}_t + \beta_3^\tau (\text{PolitiqueMon}_t \times \text{Marché}_t) + \beta_4^\tau \text{Incertitude}_t + \beta_5^\tau \text{PrixPétrole}_t + \beta_6^\tau \text{Marché}_t + \varepsilon_{it}^\tau \quad (11.4)$$

Cette spécification teste si l'effet stabilisateur diffère entre marchés profonds (ex. JSE) et marchés moins liquides (ex. BRVM) (Cairns et al., 2020).

Tests de validation et de robustesse.

Les erreurs standard ont été estimées par bootstrap ($R=100$) pour garantir la robustesse en présence d'hétéroscédasticité fréquente en finance (Koenker, 2005). Des tests de Wald ont été utilisés pour comparer les coefficients entre quantiles et vérifier l'hétérogénéité des effets. Enfin, des estimations séparées par marché ont été effectués pour tester la robustesse des résultats.

La régression quantile est l'un des outils dont dispose le statisticien pour répondre à ces limites inhérentes à la moyenne. Elle permet d'avoir une description plus précise de la distribution d'une variable d'intérêt conditionnelle à ses déterminants, comparativement à la régression linéaire qui se focalise sur la moyenne conditionnelle.

La régression quantile présente des similitudes avec la régression MCO traditionnelle, car les deux méthodes étudient les relations entre les variables endogènes et exogènes. La principale

différence réside dans l'approche d'estimation des paramètres : la régression MCO sélectionne les valeurs des paramètres minimisant l'écart au carré par rapport à la ligne de régression, tandis que la régression quantile sélectionne des valeurs de paramètres minimisant l'écart absolu par rapport à la ligne de régression. Cette dernière approche est adaptée en présence de valeurs aberrantes.

Si on a une variable dépendante Y et des variables explicatives X , la régression quantile vise à minimiser la somme des erreurs pondérées entre les valeurs observées y_i et les valeurs prédictes $X_i^T \beta$ pour un quantile donné τ :

$$\hat{\beta}_T = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - X_i^T \beta) \quad (11.5)$$

Où ρ_T la fonction de perte quantile, définie comme :

$$\rho_{\tau}(u) = \begin{cases} \tau u & \text{si } u \geq 0 \\ (\tau - 1)u & \text{si } u < 0 \end{cases} \quad (11.6)$$

et τ le quantile cible (par exemple, $\tau = 0.5$ pour la médiane).

II.2.2. Estimation des paramètres

Minimisation de la fonction de perte $f(\beta)$

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (11.7)$$

La régression quantile cherche à estimer les coefficients $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ en minimisant une fonction de coût asymétrique (fonction de perte des résidus ε_i) définie pour un quantile $\tau \in (0,1)$.

$$\min \sum_i \rho_{\tau}(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{i1} - \beta_2 X_{i2} - \beta_3 X_{i3}) \quad (11.8)$$

Où la fonction de perte quantile est définie par : $\rho_{\tau}(u) = (\tau - 1)u \{u < 0\}$

Pour linéariser cette fonction non différentiable : On introduit deux variables d'écart non négatives pour chaque observation :

$\xi_i \geq 0$: résidu positif (surestimation)

$\varphi_i \geq 0$: résidu négatif (sous-estimation) telles que: $\varepsilon_i = \xi_i - \varphi_i$ et $\xi_i, \varphi_i \geq 0$

Étapes de résolution. On procède en deux phases (méthode des grandes M ou en 2 phases). Mais dans notre cas, on peut déterminer une solution faisable sans variables artificielles, en exploitant la structure des contraintes.

$$\text{En fixant : } \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0, \text{ alors : } \xi_i - \varphi_i = Y_i \quad (11.9)$$

$$\text{Si } Y_i > 0 \rightarrow \varepsilon_i = Y_i \Rightarrow \varphi_i = 0 \quad (11.10)$$

$$\text{Si } Y_i < 0 \rightarrow \varphi_i = -Y_i \Rightarrow \xi_i = 0 \quad (11.11)$$

Dans cette équation :

ξ_i a un coefficient +1

φ_i a un coefficient -1

Si $Y_i < 0$, on multiplie toute l'équation par -1 :

$$-\beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \beta_2 x_{i2} - \beta_3 x_{i3} - \xi_i + \varphi_i = -Y_i \quad (11.12)$$

Le second membre devient positif, et les signes des résidus s'inversent.

Solution de base initiale faisable maintenant que toutes les variables sont ≥ 0 et que chaque contrainte à un second membre > 0 , on identifie une solution de base faisable initiale pour démarrer le simplexe.

Si ce n'est pas évident, on introduit des variables artificielles $a_i \geq 0$ pour chaque contrainte, afin d'obtenir une base triviale.

Dans la régression quantile, la fonction de perte utilisée est la fonction quantile $p_t(u)$, qui est définie de façon asymétrique pour les résidus positifs et négatifs. Elle présente une discontinuité de pente en $u=0$: la dérivée de la fonction change brutalement de $(\tau-1)$ à τ lorsque le résidu passe de négatif à positif.

Bien que la fonction objective soit continue, elle n'est pas différentiable en $u=0$. Cette absence de dérivée unique au point de cassure empêche l'application directe de méthodes analytiques ou de techniques classiques d'optimisation basées sur le calcul du gradient (comme la descente de gradient ou Newton-Raphson), qui nécessitent la continuité et la différentiabilité de la fonction-objectif.

En conséquence, résoudre le problème de manière analytique impliquerait de traiter séparément de nombreux cas pour chaque observation (en fonction du signe de u), ce qui devient rapidement complexe et ingérable à la main pour des données réelles.

Pour contourner cette difficulté, l'estimation est réalisée numériquement sur R en formulant le problème sous forme d'un programme linéaire, résolu par la méthode du simplexe. Cette

approche permet de trouver efficacement les coefficients de la régression quantile en prenant en compte la non-dérivabilité de la fonction de perte.

Déroulement détaillé de la méthode du Simplexe

Étape 1 : Mise sous forme standard

- Transformer toutes les contraintes en égalités.
- Pour les contraintes \geq , on soustrait une variable d'excès (surplus variable) et on ajoute une variable artificielle pour obtenir l'égalité.

Étape 2 : Construction de la fonction-objectif modifiée (méthode des grandes pénalités ou méthode des deux phases)

- Dans le cas de variables artificielles, il faut pénaliser leur présence pour les éliminer de la solution finale.
- Méthode des grandes pénalités (méthode M) :
 - On modifie la fonction-objectif en ajoutant un terme pour chaque variable artificielle.

Méthode des deux phases :

- Phase 1 : minimiser la somme des variables artificielles.
- Phase 2 : résoudre le problème original avec la solution de base trouvée en phase 1.

Étape 3 : Construction du tableau initial du simplexe

- Créer un tableau qui regroupe toutes les informations : coefficients de la fonction objectif, coefficients des contraintes, variables de base et variables non basiques.
- Initialement, les variables d'écart sont prises comme variables de base.

Étape 4 : Choix de la variable entrante

Dans un problème de minimisation, on choisit la variable non basique ayant le coefficient positif le plus grand dans la ligne de la fonction objectif.

Étape 5 : Choix de la variable sortante (critère du ratio minimum)

- Calculer le ratio
$$\frac{\text{Valeur de la constante}}{\text{coefficient positif de la variable entrante}}$$
- La ligne avec le plus petit ratio positif indique la variable sortante.

Étape 6 : Pivot de Gauss

Transformer le tableau pour introduire la variable entrante dans la base :

- Diviser la ligne pivot par le coefficient de la variable entrante pour obtenir 1.
- Annuler les autres coefficients de la variable entrante dans les autres lignes par des opérations linéaires.

Étape 7 : Itérations

Répéter les étapes 5 à 7 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de coefficient positif ou nuls dans la ligne de la fonction objectif (Condition d'optimalité atteinte). La solution optimale est atteinte.

Ce chapitre a permis de présenter les outils mathématiques et actuariels essentiels pour analyser les risques liés aux interactions entre les marchés boursiers africains et les chocs pétroliers. L'approche intégrée, combinant les modèles ARMA-GJR-GARCH, la théorie des valeurs extrêmes et les copules, offre une modélisation robuste des dynamiques financières complexes. Les mesures de risque VaR et CoVaR, ainsi que les méthodes de backtesting, fournissent un cadre rigoureux pour quantifier et valider les risques systémiques. Ces fondements méthodologiques ouvrent la voie à une application empirique dans le chapitre suivant, où ces modèles seront mis en œuvre sur des données réelles.

CHAPITRE IV : ESTIMATION ET RÉSULTAT DE L'ÉTUDE

Après avoir détaillé la méthodologie et les outils statistiques utilisés, ce chapitre constitue le point central de notre étude en présentant et en analysant les résultats obtenus. Il abordera le calibrage des modèles et proposera une interprétation approfondie des résultats, accompagnée d'une analyse critique des conclusions qui en découlent. Ce chapitre mettra également en exergue les principaux enseignements de notre recherche, en les confrontant aux travaux existants, et discutera de leur portée et de leurs implications pour une meilleure compréhension des dynamiques financières sur les marchés africains.

I. Analyse statistique des données et calibrage des modèles

Ce chapitre est dédié à l'étude empirique des dynamiques financières observées sur les marchés africains, à travers l'analyse détaillée de séries de rendements issues des principaux indices boursiers et taux de change bilatéraux. L'objectif principal est de modéliser la volatilité de ces séries, d'examiner la structure de dépendance entre les différents actifs financiers, et d'évaluer le risque systémique à l'aide de mesures telles que la Value-at-Risk (VaR), la Conditional Value-at-Risk (CoVaR) et l'estimation des risques extrêmes via la méthode des Peaks Over Threshold (POT).

Dans cette optique, le chapitre présente le processus de calibrage des modèles économétriques sélectionnés, accompagné d'une interprétation approfondie des résultats empiriques obtenus. Il offre une analyse critique et contextualisée, confrontant les principaux résultats de notre étude à ceux issus de la littérature existante, afin de mettre en lumière la spécificité des dynamiques observées sur les marchés africains. Enfin, les implications pratiques de ces résultats pour la gestion du risque et la compréhension des mécanismes de transmission des chocs financiers seront discutées, afin d'évaluer la portée de nos conclusions pour les acteurs économiques et institutionnels.

I.1. Présentation des données et analyse descriptive

I.1.1. Présentation des données

Les données utilisées dans cette étude sont de fréquence journalière et couvrent trois périodes distinctes : la période pré-COVID (2017-2019), la période de crise sanitaire marquée par la pandémie de COVID19 (2020-2022), ainsi qu'une période de guerre russo-ukrainienne (2022-

2024) permettant d'évaluer la persistance des effets de ces chocs exogènes. Ces plages temporelles sont choisies afin de comparer les comportements des marchés en situation normale, en temps de crise et dans un contexte de reprise ou d'incertitude prolongée.

Les actifs considérés se répartissent en deux groupes. D'une part, les indices boursiers de plusieurs pays africains, notamment ceux de : Afrique du Sud (FTSE JSE), Côte d'Ivoire (BRVM Composite), Égypte (EGX 30), Ghana (GSECI), Île Maurice (SEMDEX), Kenya (NSE 20), Maroc (MASI), Nigeria (NSE), Tanzanie (TSI) et Tunisie (TUNINDEX). D'autre part, les taux de change bilatéraux, exprimés principalement par rapport au dollar américain, tels que XOF/USD, ZAR/USD, TZS/USD, EGP/USD, TND/USD, NGN/USD, MUR/USD, MAD/USD, KES/USD et GHS/USD. L'ensemble des données a été collecté sur le site Investing.com, reconnu pour la qualité et la disponibilité de ses séries financières.

Tableau 4: Indices Boursiers et devises en Afrique

Pays	Indice Principal	Devise
Afrique du Sud	FTSE/JSE All Share	ZAR
Côte d'Ivoire	BRVM Composite	XOF
Égypte	EGX 30	EGP
Ghana	GSE Composite Index	GHS
Île Maurice	SEMDEX	MUR
Kenya	NSE 20	KES
Maroc	MASI	MAD
Nigeria	NGX All Share Index	NGN
Tanzanie	Tanzania Share Index (TSI)	TZS
Tunisie	TUNINDEX	TND

Source : Auteur

Afin de rendre les séries comparables et adaptées à la modélisation, elles sont transformées en rendements logarithmiques. Ce choix s'appuie sur les travaux de Campbell, Lo et MacKinlay (1996), qui soulignent les avantages des rendements en termes de propriétés statistiques et de pertinence pour l'analyse du risque financier. Le calcul des rendements suit la formule :

$$r_t = 100 \times \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

Où : P_t est le cours de l'actif à la période t ; P_{t-1} est le cours de l'actif à la période $t - 1$

L'analyse débute par une phase descriptive, incluant les statistiques de tendance et de dispersion, ainsi que les mesures d'asymétrie et de kurtosis. Elle se poursuit avec des tests préliminaires sur les propriétés des séries, notamment les tests de stationnarité (ADF, KPSS, PP), et le test d'Engle (ARCH) pour détecter l'hétéroscédasticité conditionnelle.

Les séries sont ensuite modélisées à l'aide de processus ARMA-GJR-GARCH sous différentes distributions conditionnelles telles que la distribution normale, Student et Skewed Student. Les résidus standardisés issus de ces modèles permettent l'estimation des lois marginales et l'ajustement de copules bivariées telles que la copule normale, Student, Gumbel, Clayton, Frank. Ces copules permettent de quantifier la dépendance entre les variables et d'améliorer la précision des mesures de risque extrême.

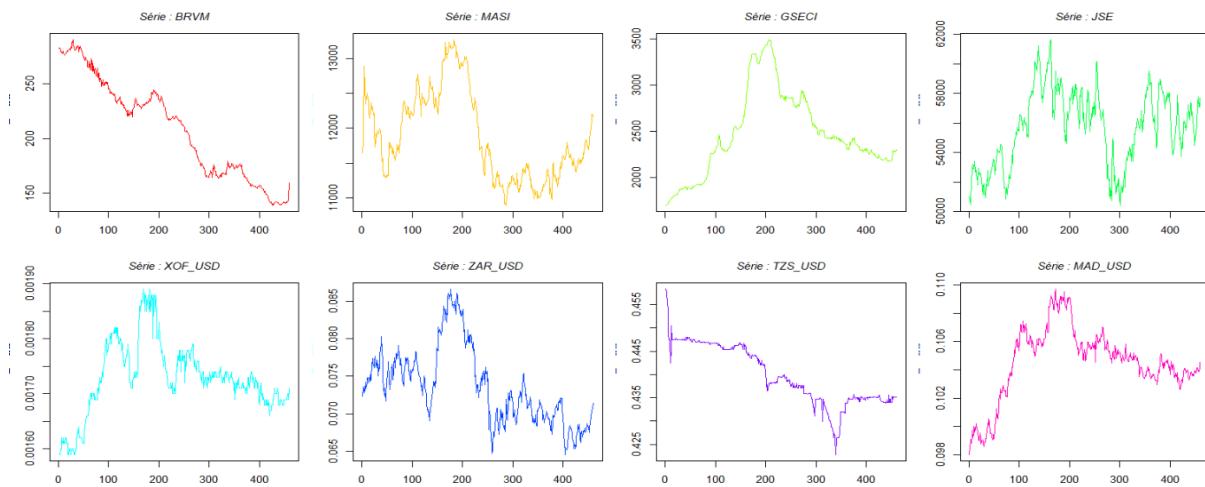
En complément des approches paramétriques, nous appliquons la méthode des dépassements de seuil (POT – Peaks Over Threshold), issue de la théorie des valeurs extrêmes. Cette méthode vise à modéliser les rendements extrêmes dépassant un certain seuil, en supposant qu'ils suivent une loi de Pareto généralisée (GPD). Elle permet d'estimer la probabilité d'occurrence d'événements rares et sévères, ainsi que des mesures de VaR conditionnelle à ces dépassements. L'analyse est effectuée séparément pour les indices boursiers et les taux de change, et comparée entre les trois périodes temporelles pour capturer l'évolution du risque extrême.

Dans le prolongement de l'estimation de la CoVaR, nous cherchons à identifier les déterminants économiques susceptibles d'influencer les niveaux extrêmes de risque systémique. Pour cela, nous mobilisons une approche de régression quantile introduite par Koenker et Bassett (1978), qui permet d'analyser l'impact des variables explicatives non seulement sur la moyenne conditionnelle d'une variable dépendante, mais également sur ses quantiles conditionnels.

La spécificité de cette méthode réside dans sa capacité à capturer les effets hétérogènes selon le niveau de risque, ce qui est particulièrement pertinent dans un contexte de stress financier. Contrairement à la régression linéaire classique, la régression quantile est robuste face aux valeurs extrêmes et n'impose pas l'hypothèse d'homoscédasticité. Dans notre cas, la variable dépendante est la CoVaR estimée pour chaque couple d'actifs et chaque période. Les variables explicatives incluent l'indice d'incertitude économique mondiale (EPU), un indicateur d'incertitude monétaire ou géopolitique (MPU), ainsi que le prix du pétrole, utilisé comme proxy des chocs exogènes mondiaux.

I.1.2. Analyse graphique

Graphique 3: Évolution des indices sur toute la période d'étude



Le graphique présente l'évolution quotidienne des principaux indices boursiers africains (BRVM, MASI, GSECI, JSE) et de devises clés (XOF/USD, ZAR/USD, TZS/USD, MAD/USD) sur la période 2017–2024, segmentée en trois sous-périodes correspondant aux phases majeures de l'environnement économique et géopolitique.

Avant les crises (Plage 1, 2017–2019), les indices boursiers affichaient globalement une stabilité relative ou des tendances modérées. La BRVM montrait déjà une tendance légèrement baissière, traduisant une faible attractivité des actifs de la zone UEMOA, tandis que MASI et GSECI connaissaient des mouvements latéraux, signes d'incertitude et de marchés étroits. Sur les devises, les parités XOF/USD et TZS/USD restaient stables, reflétant un environnement international relativement calme et une liquidité suffisante sur les marchés émergents africains.

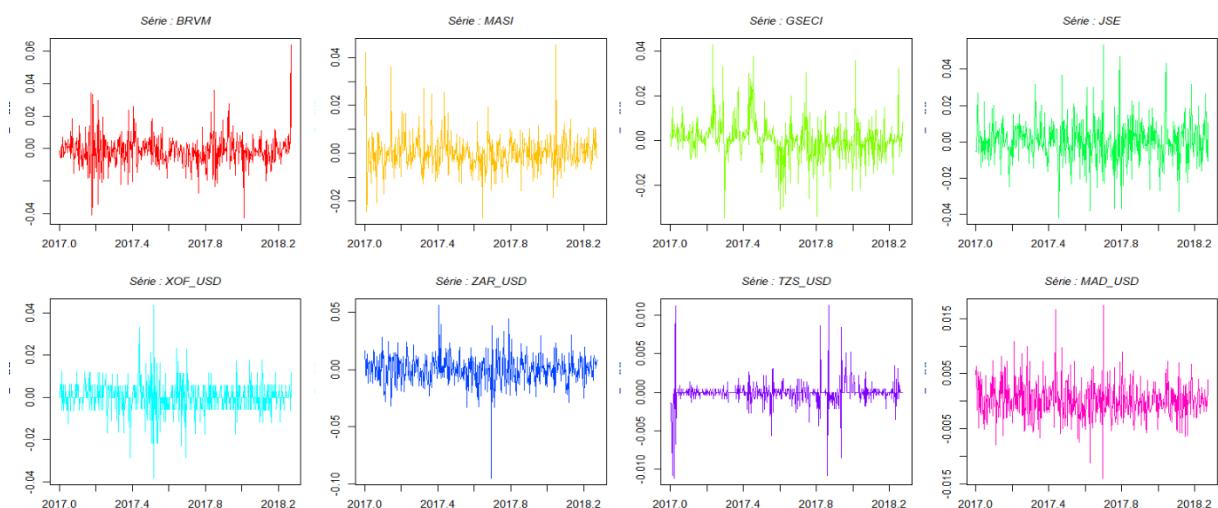
Pendant la crise COVID (Plage 2, 2020–2021), un accroissement net de la volatilité apparaît, en particulier sur les indices JSE et GSECI, qui subissent des pics et corrections brutales, témoignant de la nervosité des investisseurs face aux incertitudes sanitaires et aux confinements mondiaux. Les devises, notamment le ZAR/USD et le TZS/USD, enregistrent des mouvements erratiques avec des dépréciations soudaines, traduisant la fuite vers la qualité des investisseurs et la pression sur les devises des économies dépendantes des exportations de matières premières ou du tourisme.

Pendant la crise russo-ukrainienne (Plage 3, 2022–2024), les marchés boursiers africains continuent de montrer des dynamiques contrastées. L'indice BRVM prolonge sa tendance baissière, tandis que le MASI connaît des oscillations plus marquées, possiblement liées aux

répercussions indirectes de la crise sur les prix alimentaires et énergétiques. Côté devises, la volatilité reste élevée : le ZAR/USD et le TZS/USD continuent de s'ajuster à la hausse des taux mondiaux et aux tensions sur les matières premières, tandis que le MAD/USD montre une appréciation progressive, illustrant la résilience relative de la monnaie marocaine.

Cette segmentation en trois plages met en évidence comment chaque crise a affecté différemment les indices et les devises africains : la stabilité relative avant 2020, la volatilité extrême et les mouvements désordonnés durant la COVID, puis les ajustements prolongés induits par la crise russo-ukrainienne. Ces évolutions confirment la nécessité pour les investisseurs et les décideurs de surveiller la volatilité et la corrélation entre actifs pour anticiper les risques systémiques en Afrique.

Graphique 4: Évolution des log-rendement de quelques indices sur toute la période d'étude



Ce graphique présente les rendements log-différenciés sur la période 2017 à 2022, met en évidence des dynamiques contrastées entre les différentes périodes étudiées.

Plage 1 (2017–2019, avant les crises), les rendements des indices BRVM, MASI, GSECI et JSE ainsi que ceux des devises XOF/USD, ZAR/USD, TZS/USD et MAD/USD montrent globalement une volatilité modérée et stable. Les fluctuations des rendements restent contenues, traduisant un contexte économique international relativement apaisé et un environnement régional où les mouvements de prix sont moins marqués. Les marchés apparaissent peu exposés à des chocs exogènes majeurs, avec des variations quotidiennes généralement faibles, ce qui indique une période de relative tranquillité sur les places financières africaines.

Plage 2 (2020–2021, crise COVID), cette période révèle un changement net de régime de volatilité. On observe des pics de rendements plus fréquents et plus intenses sur l'ensemble des séries, notamment sur JSE et ZAR/USD, traduisant la nervosité accrue des investisseurs face aux incertitudes générées par la pandémie mondiale. Les chocs de volatilité sont également perceptibles sur le BRVM et le MASI, bien que d'ampleur moindre, suggérant que même les marchés moins liquides ou plus fermés n'ont pas été épargnés par la panique initiale liée à la crise sanitaire. Les devises montrent également une volatilité renforcée, en particulier ZAR/USD et TZS/USD, signe de pressions sur les monnaies africaines face au dollar, souvent liées à la fuite des capitaux et à la détérioration des termes de l'échange.

Plage 3 (2022, crise russo-ukrainienne), les rendements conservent une volatilité élevée, mais avec une dynamique différente de celle observée durant la crise COVID. On note que les pics de volatilité deviennent plus sporadiques et moins synchronisés entre les actifs : certains marchés comme le JSE et la paire ZAR/USD continuent de montrer des mouvements brusques, traduisant leur exposition directe ou indirecte aux perturbations des prix mondiaux de l'énergie et des matières premières. D'autres séries, telles que le MAD/USD et le BRVM, présentent une volatilité en légère diminution par rapport à la crise COVID, signe d'une adaptation partielle des marchés ou d'une meilleure résilience face aux chocs externes. La période se caractérise donc par une volatilité persistante mais moins généralisée, affectant surtout les actifs les plus sensibles à la conjoncture internationale.

Cette analyse temporelle des trois plages montre que la volatilité des rendements sur les marchés financiers africains est fortement amplifiée en période de crise, avec des réactions marquées aux chocs mondiaux. Elle confirme l'importance d'adopter des modèles prenant en compte les régimes de volatilité pour analyser et prévoir les dynamiques de risque sur ces marchés.

I.2. Analyse descriptive et les résultats des tests préliminaires

Cette section présente une synthèse des statistiques descriptives des séries de rendements transformés, ainsi que les résultats des tests préliminaires visant à diagnostiquer leurs propriétés fondamentales.

Les tableaux suivants présentent le nombre d'observations, les valeurs minimum et maximum les moyennes, écarts-types, coefficients d'asymétrie (skewness) et de kurtosis pour les rendements des indices boursiers (actions) et des taux de change (devises) sur les trois plages

temporelles étudiées. Ces indicateurs permettent de détecter la présence de comportements extrêmes et d'éventuelles anomalies statistiques. Un tableau de statistiques descriptives est présenté ci-dessous.

I.2.1. Exploration des caractéristiques statistiques

Tableau 5: Statistiques descriptives des données (ACTIONS)

Rendements	Nobs	Min	Max	Moyenne	Écart Type	Skewness	Kurtosis
PLAGE 1: AVANT CRISE							
BRVM C	459	0,042589	0,063928	0,001256	0,010255	0,680089	5,565424
EGX30	459	0,081032	0,042075	0,000254	0,013652	0,697787	3,211829
GSECI	459	0,034494	0,042805	0,000656	0,008975	0,334259	4,291096
JSE	459	0,041708	0,053244	0,000245	0,011752	0,254603	2,377638
MASI	459	0,026883	0,045118	9,7e05	0,007538	1,146762	6,676367
NSE	459	0,05393	0,087645	1,8e05	0,012935	0,677053	6,828729
NSE20	459	0,06888	0,041661	0,000412	0,009382	0,759531	8,015529
SEMDEX	459	0,028698	0,017283	0,000342	0,004035	0,488173	7,521444
TSI	459	0,204834	0,234149	0,000101	0,017447	1,734424	111,131686
TUNINDEX	459	0,030044	0,027914	0,000557	0,006077	0,310239	5,08251
PLAGE 2: CRISE COVID							
BRVM C	341	0,05297	0,051990	0,000945	0,009810	0,154245	7,367562
EGX30	341	0,171605	0,087508	0,000458	0,018831	2,438923	25,024297
GSECI	341	0,050497	0,135788	0,000488	0,012683	3,755226	40,260685
JSE	341	0,192024	0,090484	0,000794	0,019457	2,759147	30,112798
MASI	341	0,166942	0,068808	0,000314	0,014417	4,791004	58,272107
NSE	341	0,050329	0,060478	0,001602	0,012526	0,836860	5,050724
NSE20	341	0,118377	0,020644	0,001017	0,010794	4,380383	40,858182
SEMDEX	341	0,108237	0,145826	0,000006	0,016140	0,347589	34,493618
TSI	341	0,019773	0,020837	0,000292	0,003143	0,372891	15,877977
TUNINDEX	341	0,084901	0,030327	0,000059	0,007922	4,053496	40,718921
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE							
BRVM C	317	0,024299	0,030701	0,000017	0,006324	0,258637	3,660785
EGX30	317	0,083793	0,083737	0,003099	0,021305	0,307844	2,750368
GSECI	317	0,059738	0,050501	0,000749	0,011058	0,134866	8,121168
JSE	317	0,068940	0,050092	0,000055	0,015012	0,249838	3,013183
MASI	317	0,043362	0,047664	0,000032	0,009554	0,561801	4,730793
NSE	317	0,039001	0,066343	0,002507	0,013087	1,453457	6,113815
NSE20	317	0,034192	0,034320	0,000470	0,008661	0,149241	2,612027
SEMDEX	317	0,021043	0,022969	0,000140	0,004087	0,041973	5,954708
TSI	317	0,167105	0,159731	0,000463	0,018997	0,383393	59,594411
TUNINDEX	317	0,021741	0,022645	0,000668	0,004750	0,050327	2,777016

Source : Auteur

Tableau 6: Statistiques descriptives des données (DEVISES)

Rendements	Nombre	Min	Max	Moyenne	Écart Type	Skewness	Kurtosis
PLAGE 1 : AVANT CRISE							
XOF/ USD	459	0,038152	0,043485	0,000159	0,007666	0,080127	4,818532
ZAR/ USD	459	0,094774	0,055807	2,7e05	0,012984	0,581155	6,457178
TZS USD	459	0,011125	0,011241	0,000113	0,001782	0,082979	18,659918
EGP USD	459	0,084083	0,052186	0,000265	0,006695	3,0722	63,923385
TND/ USD	459	0,044795	0,05142	0,000367	0,009357	0,238347	5,128236
NGN/ USD	459	0,062914	0,062914	5,4e05	0,013685	0,015377	7,725904
MUR/ USD	459	0,021918	0,020948	2,4e05	0,005635	0,105404	1,48611
MAD/ USD	459	0,013962	0,017352	0,00014	0,003446	0,534947	2,653717
KES/ USD	459	0,009217	0,009179	3,1e05	0,002115	0,113662	3,743301
GHS/ USD	459	0,037446	0,05506	0,000628	0,010908	0,281364	4,583722
Rendements	Nombre	Min	Max	Moyenne	Écart Type	Skewness	Kurtosis
PLAGE 2 : CRISE COVID							
XOF/ USD	341	0,033497	0,030357	0,000046	0,008162	0,390017	2,965427
ZAR/ USD	341	0,045235	0,066005	0,000179	0,012011	0,110593	3,193140
TZS/ USD	341	0,003942	0,003942	0,000014	0,000645	0,076214	14,127078
EGP/ USD	341	0,011951	0,004941	0,000063	0,001412	2,090027	19,037978
TND/ USD	341	0,017742	0,018858	0,000106	0,005437	0,047922	1,251745
NGN/ USD	341	0,195313	0,032789	0,000896	0,011880	13,828470	213,69304
MUR/ USD	341	0,036064	0,022115	0,000540	0,006946	0,376094	2,979429
MAD/ USD	341	0,021890	0,022468	0,000039	0,004112	0,104398	6,102277
KES/ USD	341	0,010873	0,015905	0,000342	0,002495	0,976956	10,484273
GHS/ USD	341	0,019406	0,017252	0,000479	0,005658	0,196603	1,791978
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE							
XOF/USD	317	0,048701	0,056649	0,000109	0,011176	0,236691	7,634695
ZAR/USD	317	0,034043	0,037242	0,000660	0,011246	0,071788	0,374635
TZS/USD	317	0,015238	0,015238	0,000306	0,002511	0,633833	15,517056
EGP/USD	317	0,467716	0,014252	0,003458	0,029844	12,894321	186,91951
TND/USD	317	0,15295	0,158901	0,002091	0,023527	0,982676	21,746135
NGN/USD	317	0,293696	0,105016	0,004198	0,029714	4,929443	40,038319
MUR/USD	317	0,030853	0,049870	0,000131	0,010272	0,708765	3,069847
MAD/USD	317	0,034283	0,019641	0,000186	0,005980	0,909914	6,047638
KES/ USD	317	0,011356	0,036011	0,000505	0,004488	5,055615	33,448440
GHS/ USD	317	0,152952	0,158901	0,002091	0,023527	0,982676	21,746135

Source : Auteur

Les séries de rendements analysées sur les marchés d'actions et de devises africains à travers trois périodes distinctes avant la crise, pendant la pandémie de COVID-19 et durant la guerre russe-ukrainienne révèlent les propriétés classiques des données financières, notamment la stationnarité faible, la non-normalité, la volatilité conditionnelle et une forte exposition aux chocs extrêmes. Globalement, la moyenne des rendements reste proche de zéro pour la majorité des actifs, ce qui est typique des séries de rendements journaliers et confirme l'hypothèse d'efficience faible des marchés à court terme. Toutefois, pendant la pandémie, certains indices comme l'EGX, le JSE ou le MASI présentent des rendements moyens négatifs, traduisant l'impact direct du choc sanitaire mondial. À l'inverse, la période de la guerre russe-ukrainienne

montre une adaptation progressive de certains marchés, illustrée par l'EGX, dont la moyenne devient positive (0,31 %). L'écart-type, qui mesure la volatilité, augmente fortement en période de crise, confirmant l'hétéroscédasticité conditionnelle. Ce phénomène est particulièrement visible sur l'indice TSI (volatilité de 18,99 % pendant la guerre), mais aussi sur les devises comme le NGN/USD et l'EGP/USD, reflétant une instabilité amplifiée dans un contexte géopolitique incertain. Sur le plan de la distribution, l'asymétrie des rendements, mesurée par la skewness, met en évidence des comportements hétérogènes. Une skewness positive traduit des hausses extrêmes plus fréquentes (observée par exemple sur le MASI ou le NSE), tandis qu'une skewness négative, comme celle relevée sur l'EGP/USD ou le NGN/USD en période de crise, signale une prévalence des pertes extrêmes, typique des marchés fragiles ou exposés à des risques de dévaluation. La kurtosis, qui mesure l'épaisseur des queues de distribution, fournit un indicateur clé de la probabilité d'événements extrêmes. On distingue trois types de distributions selon la kurtosis : une distribution mésokurtique ($kurtosis < 3$) correspond à une distribution normale avec une fréquence d'événements extrêmes standard ; une distribution platykurtique ($kurtosis=3$) indique une faible probabilité de valeurs extrêmes ; et une distribution leptokurtique ($kurtosis > 3$) traduit une probabilité anormalement élevée d'observer des chocs extrême. Dans cette étude, la quasi-totalité des rendements sont leptokurtiques, notamment les indices TSI (111 en pré-crise et 59,6 pendant la guerre), MASI (58,3), SEMDEX (34,5), ou encore les paires de devises EGP/USD (186,9) et NGN/USD (213,7). Ces niveaux exceptionnellement élevés révèlent une concentration de rendements extrêmes bien supérieure à la normale, ce qui invalide l'hypothèse de normalité des rendements et justifie le recours à des lois à queues épaisses comme la Student-t ou la skewed-t. Ces distributions fortement leptokurtiques sont typiques des marchés financiers en crise ou sous tension, et appellent à l'utilisation de l'Extreme Value Theory (EVT) pour modéliser les comportements de queue. Par ailleurs, la combinaison d'une skewness non nulle, d'une forte kurtosis et d'une volatilité élevée suggère la présence d'un effet levier. Les mauvaises nouvelles amplifient la volatilité plus que les bonnes, un phénomène qu'on peut modéliser à l'aide de structures asymétriques telles que le modèle GJR-GARCH. En définitive, l'analyse descriptive met en évidence que la crise de la COVID-19 fut la période la plus instable, caractérisée par une volatilité accrue, une asymétrie marquée et une fréquence élevée de chocs extrêmes. La guerre russo-ukrainienne, bien que toujours perturbatrice, présente une dynamique plus nuancée, avec des signes de stabilisation sur certains marchés comme l'EGX30, le NSE ou le KES, et une persistance des tensions sur d'autres, notamment le TSI ou le NGN/USD. Ces résultats rappellent que les marchés africains sont fortement exposés aux chocs exogènes et nécessitent une approche

rigoureuse de la gestion du risque. L'utilisation de modèles économétriques adaptés ARMA-GARCH pour la dynamique, GJR-GARCH pour les effets asymétriques, distributions leptokurtiques pour les extrêmes, EVT pour les queues, et copules pour les dépendances non linéaires s'avère indispensable pour capturer les spécificités structurelles et conjoncturelles de ces marchés en période de crise.

I.2.2. Tests préliminaires

Afin de construire un modèle pour la distribution de nos données journalières, nous allons examiner les hypothèses de base tel que l'hypothèse d'indépendance, celle de l'homogénéité, de la normalité et de la stationnarité.

Tests de stationnarité

Elle offre un aperçu essentiel pour interpréter correctement les résultats des analyses subséquentes et garantir la validité des conclusions tirées à partir de la série temporelle étudiée. Les techniques d'analyse de la stationnarité incluent souvent des tests statistiques spécifiques, tels que le test Augmenté de Dickey-Fuller et de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt Shin (KPSS). Ces tests évaluent la présence de racines unitaires dans la série temporelle, permettant ainsi de déterminer si une transformation est nécessaire pour rendre la série stationnaire.

- **Le test de KPSS (Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin)**

H_0 : Les rendements sont stationnaires ($Pvalue > 5\%$) / H_1 : Les rendements ne sont pas stationnaires ($Pvalue < 5\%$)

- **Test de Dickey Fuller (test de non stationnarité)**

H_0 : les rendements sont non stationnaires ($Pvalue > 5\%$) / H_1 : Les rendements sont stationnaires ($Pvalue < 5\%$)

- **Test de Phillips-Perron (test de non stationnarité)**

H_0 : les rendements sont non stationnaires ($Pvalue > 5\%$) / H_1 : Les rendements sont stationnaires ($Pvalue < 5\%$)

Tableau 7: : Tests statistiques des données (ACTIONS)

Série	PP.test (pvalue)	ADF Stat (pvalue)	KPSS Stat (pvalue)
PLAGE 1: AVANT CRISE			
BRVM C	-510,07 (0,01)	5,1978 (0,01)	0,13209 (0,1)
EGX 30	-383,17 (0,01)	7,3627 (0,01)	0,14849 (0,1)
GSECI	-519,60 (0,01)	5,0458 (0,01)	0,99951 (0,1)
JSE	-482,41 (0,01)	9,2511 (0,01)	0,05049 (0,1)
MASI	-386,78 (0,01)	7,1337 (0,01)	0,11859 (0,1)
NSE	-416,47 (0,01)	7,3235 (0,01)	0,56823 (0,1)
NSE20	-370,58 (0,01)	6,3901 (0,01)	0,249 (0,1)
SEMDEX	-418,62 (0,01)	7,6738 (0,01)	1,3574 (0,1)
TSI	-412,03 (0,01)	9,4525 (0,01)	0,13112 (0,1)
TUNINDEX	-445,98 (0,01)	5,9687 (0,01)	0,50236 (0,1)
PLAGE 2: CRISE COVID			
BRVM C	-302,37 (0,01)	7,3031 (0,01)	1,0575 (0,1)
EGX 30	-318,84 (0,01)	6,2011 (0,01)	0,12726 (0,1)
GSECI	-353,38 (0,01)	7,9906 (0,01)	0,4051 (0,1)
JSE	-373,61 (0,01)	6,3209 (0,01)	0,08278 (0,1)
MASI	-276,78 (0,01)	6,9362 (0,01)	0,26302 (0,1)
NSE	-330,17 (0,01)	5,2124 (0,01)	0,20323 (0,1)
NSE20	-340,26 (0,01)	6,1112 (0,01)	0,56911 (0,1)
SEMDEX	-364,50 (0,01)	6,3735 (0,01)	0,537 (0,1)
TSI	-273,54 (0,01)	5,8118 (0,01)	0,23069 (0,1)
TUNINDEX	-302,37 (0,01)	7,3351 (0,01)	0,069302 (0,1)
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE			
BRVM C	-510,07 (0,01)	7,3031 (0,01)	1,0575 (0,1)
EGX 30	-383,17 (0,01)	6,2011 (0,01)	0,12726 (0,1)
GSECI	-519,60 (0,01)	7,9906 (0,01)	0,4051 (0,1)
JSE	-482,41 (0,01)	6,3209 (0,01)	0,08278 (0,1)
MASI	-386,78 (0,01)	6,4856 (0,01)	0,11859 (0,1)
NSE	-416,47 (0,01)	5,2124 (0,01)	0,20323 (0,1)
NSE20	-370,58 (0,01)	6,1112 (0,01)	0,56911 (0,1)
SEMdex	-418,62 (0,01)	6,3735 (0,01)	0,537 (0,1)
TSI	-412,03 (0,01)	5,8118 (0,01)	0,23069 (0,1)
Tunindex	-445,98 (0,01)	7,3351 (0,01)	0,069302 (0,1)

Source : Auteur

Tableau 8:Tests statistiques des données (DEVISES)

Série	PP,test (pvalue)	ADF Stat (pvalue)	KPSS Stat (pvalue)
PLAGE 1: AVANT CRISE			
XOF/USD	-587,11 (0,01)	7,8066 (0,01)	0,22249 (0,1)
ZAR/USD	-471,56 (0,01)	7,9997 (0,01)	0,05997 (0,1)
TZS/USD	-499,75 (0,01)	9,2301 (0,01)	0,241 (0,1)
EGP/USD	-572,51 (0,01)	7,9337 (0,01)	0,04304 (0,1)
TND/USD	-630,12 (0,01)	6,8647 (0,01)	0,25445 (0,1)
NGN/USD	-523,60 (0,01)	14,251 (0,01)	0,01544 (0,1)
MUR/USD	-467,22 (0,01)	9,4016 (0,01)	0,30072 (0,1)
MAD/USD	-466,62 (0,01)	7,9961 (0,01)	0,41568 (0,1)
KES/USD	-421,38 (0,01)	7,1042 (0,01)	0,0669 (0,1)
GHS/USD	-626,97 (0,01)	6,9197 (0,01)	0,07153 (0,1)

Tableau 8(suite et fin :Tests statistiques des données (DEVISES)

PLAGE 2: Crise COVID			
XOF/USD	-362,27 (0,01)	7,9888 (0,01)	0,15296 (0,1)
ZAR/USD	-355,72 (0,01)	6,0264 (0,01)	0,20427 (0,1)
TZS/USD	-424,86 (0,01)	6,4424 (0,01)	0,21893 (0,1)
EGP/USD	-282,76 (0,01)	6,4282 (0,01)	0,098657 (0,1)
TND/USD	-403,03 (0,01)	8,2597 (0,01)	0,14601 (0,1)
NGN/USD	-375,97 (0,01)	7,323 (0,01)	0,16178 (0,1)
MUR/USD	-419,51 (0,01)	7,5783 (0,01)	0,089308 (0,1)
MAD/USD	-367,14 (0,01)	6,0944 (0,01)	0,25387 (0,1)
KES/USD	-205,49 (0,01)	6,7068 (0,01)	0,14699 (0,1)
GHS/USD	-469,50 (0,01)	4,2807 (0,01)	0,47635 (0,1)
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE			
XOF/USD	-587,11 (0,01)	7,9888 (0,01)	0,15296 (0,1)
ZAR/USD	-471,56 (0,01)	6,0264 (0,01)	0,20427 (0,1)
TZS/USD	-499,75 (0,01)	6,4424 (0,01)	0,21893 (0,1)
EGP/USD	-572,51 (0,01)	6,4282 (0,01)	0,098657 (0,1)
TND/USD	-630,12 (0,01)	8,2597 (0,01)	0,14601 (0,1)
NGN/USD	-523,60 (0,01)	7,323 (0,01)	0,16178 (0,1)
MUR/USD	-467,22 (0,01)	7,5783 (0,01)	0,089308 (0,1)
MAD/USD	-466,62 (0,01)	6,0944 (0,01)	0,25387 (0,1)
KES/USD	-421,38 (0,01)	6,7068 (0,01)	0,14699 (0,1)
GHS/USD	-626,97 (0,01)	4,2807 (0,01)	0,47635 (0,1)

Source : Auteur

Les travaux de Fuller (1976) et Dickey et Fuller (1979) sont considérés comme les références de base. Cependant, plusieurs extensions ont été apportées à ces travaux. Parmi lesquels on peut citer l'énorme travail élaboré par Phillips et Perron (1988) examine les problèmes liées au non-respect des hypothèses traditionnelles ou de caractéristiques (autocorrélation, hétéroscédasticité, asymétrie,...), établies sur les perturbations dans le cadre des processus comportant une racine unitaire. En d'autres termes, ces auteurs se sont intéressés à l'élimination des biais dus aux propriétés statistiques particulières des perturbations dans la distribution. L'analyse des propriétés statistiques des rendements financiers à travers les tests de Phillips-Perron (PP), Augmented Dickey-Fuller (ADF) et KPSS révèle que l'ensemble des séries qu'il s'agisse d'indices boursiers et de taux de change africains présente une forte stationnarité sur les trois périodes étudiées. En effet, les statistiques de tests PP et ADF sont toutes significatives au seuil de 1 % ($p\text{-value} < 0,01$), indiquant un rejet net de l'hypothèse nulle de non-stationnarité. Cette stationnarité est corroborée par les résultats du test KPSS, dont les statistiques sont toutes inférieures à la valeur critique au seuil de 10 % (avec $p\text{-values} \geq 0,1$), confirmant l'absence de tendance stochastique. D'un point de vue financier, cela signifie que les séries de rendements n'affichent ni tendance persistante ni variance explosive sur la période observée, ce qui est une caractéristique attendue des séries de rendements dans les marchés efficients. Cette propriété

assure la stabilité statistique nécessaire à la mise en œuvre de modèles économétriques tels que les modèles ARMA-GARCH ou EVT, et valide le recours à ces outils pour modéliser la volatilité ou le risque conditionnel. En outre, le fait que cette stationnarité soit conservée même pendant les périodes de crise (COVID-19 et guerre russo-ukrainienne) suggère que les chocs subis ont eu un impact transitoire sur les marchés, sans altérer fondamentalement la dynamique des rendements. Enfin, cela implique que les rendements reviennent toujours vers une moyenne de long terme, rendant possible l'anticipation et la prévision des risques extrêmes sans craindre de ruptures structurelles dans les séries.

I.3. Application des modèles ARMA/GARCH

I.3.1. Modélisation ARMA-GJR-GARCH (p,q)

a. Choix des modèles ARMA-GJR-GARCH

Pour l'ensemble des actions africaines analysées, les modèles ARMA-GJRGARCH ont été systématiquement sélectionnés, ce qui témoigne d'une dynamique temporelle significative avec une forte présence d'asymétries dans la volatilité (effet levier). Cela signifie que les chocs négatifs ont un impact plus important sur la volatilité que les chocs positifs de même ampleur un phénomène courant dans les marchés émergents et en période de crise telle que la crise COVID. L'évolution des ordres ARMA d'une plage à l'autre reflète les ajustements structurels des marchés financiers en réponse aux crises successives (sanitaire, géopolitique). Une stabilité relative dans le choix de GJR-GARCH souligne la persistance des effets de volatilité asymétrique, même après les chocs. Les séries de taux de change montrent également un comportement de volatilité hétéroscléastique avec asymétrie, justifiant l'emploi systématique de GJR-GARCH. Ces résultats indiquent que les marchés des changes africains sont sensibles aux perturbations négatives, avec des effets amplificateurs sur la volatilité.

Tableau 9: meilleure spécification des modèles ARMA-GJR-GARCH (p,q)

Serie	Meilleur ARMA (p,q)	Meilleur_GARCH(p,q)	Distribution	Résidus du Meilleur modèle ARMA		
				Box.test	Arch.test	KS.test
PLAGE 1: AVANT CRISE						
BRVM	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	sstd	0,00489 (0,9442)	51,468 (0,00077)	0,086111 (0,0022)
EGX30	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	sstd	0,002103 (0,9634)	17,841 (0,1206)	0,06659 (0,0341)
GSECI	ARMA(1,2)	GJRGARCH(1,2)	std	0,63363 (0,426)	3,807 (0,9867)	0,081912 (0,0042)
FTSE-JSE	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	std	0,01029 (0,9192)	11,568 (0,481)	0,11182 (0,0026)
MASI	ARMA(2,2)	GJRGARCH(1,2)	sstd	0,021161 (0,8843)	15,773 (0,2019)	0,05337 (0,1462)
NSE	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	std	0,0022741 (0,962)	25,776 (0,0115)	0,096945 (0,0035)

NSE20	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	std	0,10704 (0,7435)	22,895 (0,02863)	0,089265 (0,0013)
SEMDEX	ARMA(2,2)	GJRGARCH(1,1)	sstd	0,091163 (0,7627)	10,568 (0,5663)	0,10961 (0,0032)
TSI	ARMA(1,2)	GJRGARCH(1,2)	sstd	0,020469 (0,8862)	26,484 (0,0091)	0,26896 (2,2e16)
TUNINDEX	ARMA(1,1)	GJRGARCH(2,1)	std	0,55338 (0,4569)	31,914 (0,0014)	0,090519 (0,0011)
XOF/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH(1,1)	std	0,023671 (0,8777)	43,738 (0,00016)	0,076856 (0,0088)
ZAR/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	std	1,6536 (0,9324)	8,3376 (0,7582)	0,045394 (0,3006)
TZS/USD	ARMA(2,2)	GJRGARCH(1,1)	sstd	0,13046 (0,718)	45,195 (0,0095)	0,20161 (0,0022)
EGP/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	sstd	1,9361 (0,1641)	86,444 (0,0024)	0,23386 (0,0022)
TND/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH(1,1)	sstd	0,020536 (0,8861)	58,166 (0,00486)	0,090535 (0,0010)
NGN/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH(1,1)	std	9,0999 (0,9924)	141,94 (2,2e16)	0,26833 (2,2e16)
MUR/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH(2,1)	sstd	18,367 (0,105)	18,367 (0,105)	0,06862 (0,026)
MAD/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH(1,2)	std	10,717 (0,5533)	10,717 (0,5533)	0,057605 (0,0950)
KES/USD	ARMA(2,2)	GJRGARCH(1,1)	sstd	22,565 (0,0316)	22,565 (0,0316)	0,085853 (0,0023)
GHS/USD	ARMA(1,2)	GJRGARCH(2,1)	sstd	63,4 (0,0053)	63,4 (0,0053)	0,10103 (0,0017)

PLAGE 2: CRISE COVID

BRVM_	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,017251 (0,8955)	27,622 (0,0062)	0,08562 (0,0134)
EGX30	ARMA (1,2)	GJRGARCH (2,1)	sstd	0,001149 (0,973)	117,18 (2,2e16)	0,12217 (0,0007)
GSECI	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	std	0,1282 (0,7203)	64,304 (0,0036)	0,17823 (0,00067)
FTSE-JSE	ARMA (1,2)	GJRGARCH (1,1)	std	0,001585 (0,9682)	0,94916 (0,953)	0,17006 (0,00054)
MASI	ARMA (1,1)	GJRGARCH (2,2)	sstd	0,06566 (0,7978)	39,72 (0,0008)	0,09244 (0,0058)
NSE	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,0757 (0,7832)	38,086 (0,00014)	0,12449 (0,00051)
NSE20	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,059003 (0,8081)	6,2715 (0,9018)	0,14534 (0,00011)
SEMDEX	ARMA (1,1)	GJRGARCH (2,1)	sstd	0,7885 (0,3746)	52,525 (0,0005)	0,22417 (0,00026)
TSI	ARMA (2,1)	GJRGARCH (1,2)	sstd	0,000135 (0,9907)	25,842 (0,0113)	0,21742 (0,0019)
TUNINDEX	ARMA (1,2)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,001557 (0,9685)	3,1447 (0,9944)	0,1608 (0,0043)
XOF/USD	ARMA (1,1)	GJRGARCH (2,1)	std	0,002077 (0,9636)	20,376 (0,0603)	0,098007 (0,0028)
ZAR/USD	ARMA (1,2)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,0009907 (0,9749)	14,604 (0,2638)	0,050211 (0,3563)
TZS/USD	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,2)	std	0,00584 (0,9391)	25,001 (0,0148)	0,27507 (2,2e16)
EGP/USD	ARMA (2,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,000606 (0,9804)	20,321 (0,0612)	0,15313 (0,0027)
TND/USD	ARMA (2,2)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,000347 (0,9851)	45,092 (0,009)	0,0563 (0,2297)
NGN/USD	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	std	0,000339 (0,9853)	0,08143 (0,897)	0,45967 (2,2e16)
MUR/USD	ARMA (1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,000441 (0,9832)	30,858 (0,0020)	0,085594 (0,0135)
MAD/USD	ARMA (2,2)	GJRGARCH (1,2)	std	0,029567 (0,8635)	45,452 (0,0086)	0,086535 (0,0121)
KES/USD	ARMA (1,2)	GJRGARCH (2,2)	sstd	0,036758 (0,848)	31,744 (0,0015)	0,1378 (0,0043)
GHS/USD	ARMA (2,2)	GJRGARCH (1,1)	std	0,00426 (0,9479)	33,493 (0,00081)	0,09919 (0,0024)

PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE

BRVM	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,006002 (0,9382)	22,126 (0,03613)	0,072221 (0,07175)
EGX30	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,2)	sstd	0,0005034 (0,9821)	30,191 (0,002613)	0,068959 (0,09624)
GSECI	ARMA(1,2)	GJRGARCH (2,1)	Student	0,036632 (0,8482)	5,1873 (0,9514)	0,099326 (0,003694)
FTSE-JSE	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,0001479 (0,9903)	28,087 (0,005371)	0,20396 (0,000054)
MASI	ARMA(1,2)	GJRGARCH (2,2)	sstd	0,36235 (0,5472)	4,5272 (0,9719)	0,073609 (0,06305)
NSE	ARMA(2,2)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,000193 (0,9889)	30,174 (0,002628)	0,11542 (0,000407)
NSE20	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,011651 (0,914)	13,517 (0,3326)	0,07252 (0,06975)
SEMDEX	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,007357 (0,9316)	4,6582 (0,9684)	0,07504 (0,05505)
TSI	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,001781 (0,9663)	2,2072 (0,999)	0,2881 (2,2e16)
TUNINDEX	ARMA(2,2)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,008926 (0,9247)	6,2613 (0,9023)	0,065806 (0,1262)
XOF/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,0055521 (0,9406)	26,048 (0,01057)	0,11308 (0,000603)
ZAR/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,0004990 (0,9822)	16,023 (0,1902)	0,045718 (0,5216)
TZS/USD	ARMA(2,2)	GJRGARCH (2,1)	sstd	0,80936 (0,3683)	40,967 (5e05)	0,1857 (0,00064)
EGP/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	9,1434e05 (0,9924)	0,080833 (0,9345)	0,39682 (2,2e16)
TND/USD	ARMA(1,2)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,15344 (0,6953)	84,455 (0,00054)	0,20035 (0,000177)
NGN/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	0,003957 (0,9498)	3,1143 (0,9947)	0,32797 (2,2e16)
MUR/USD	ARMA(2,1)	GJRGARCH (1,1)	sstd	0,00372 (0,9514)	28,021 (0,005494)	0,075459 (0,0541)
MAD/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH (1,1)	Student	7,2777e05 (0,9932)	22,337 (0,03391)	0,092276 (0,009048)
KES/USD	ARMA(2,2)	GJRGARCH (1,2)	Student	0,22716 (0,6336)	147,6 (2,2e16)	0,2335 (0,00199)
GHS/USD	ARMA(1,1)	GJRGARCH (2,1)	sstd	0,15344 (0,6953)	84,455 (0,000579)	0,20035 (0,000177)

Source : Auteur

L'analyse des séries financières à travers les modèles ARMA-GJR-GARCH permet d'évaluer la dynamique temporelle de la moyenne et de la volatilité conditionnelle des rendements. La présence dominante des modèles GJRGARCH (1,1) dans les trois périodes étudiées indique une forte asymétrie dans la volatilité des marchés africains, traduisant le fait que les chocs négatifs ont un impact plus important sur la volatilité que les chocs positifs. Cette asymétrie est typique des marchés émergents où les mauvaises nouvelles provoquent des réactions plus intenses des investisseurs.

Concernant les modèles ARMA, les structures ARMA (1,1) ou ARMA (2,2) montrent que les rendements présentent une certaine autocorrélation, probablement liée à l'inertie des tendances

du marché et à une efficacité informationnelle limitée. Cette dépendance temporelle pourrait offrir des opportunités de prévision à court terme.

Du point de vue des distributions, l'ajustement fréquent de la distribution tStudent standard (std) et surtout de sa version asymétrique (sstd) révèle que les rendements observés présentent des queues épaisses et une asymétrie non négligeable. Cela reflète l'exposition accrue de ces marchés à des événements extrêmes ou à des annonces inattendues ayant des impacts majeurs.

Globalement, cette analyse permet une meilleure compréhension du comportement des marchés africains face aux chocs économiques majeurs (crise COVID, guerre Russie-Ukraine) et fournit des bases solides pour une modélisation robuste du risque dans les stratégies d'investissement ou les dispositifs prudentiels.

La forte volatilité conditionnelle, en particulier asymétrique, observée dans de nombreux indices boursiers et taux de change africains témoigne d'une sensibilité accrue des marchés aux chocs négatifs, ce qui appelle à une gestion du risque plus dynamique et sophistiquée dans les portefeuilles investis sur ces marchés. Les investisseurs institutionnels doivent intégrer des outils de couverture et des modèles capables de capturer cette asymétrie. Les régulateurs et gestionnaires de risques doivent repenser les stress tests et les mesures de Value-at-Risk pour intégrer cette réalité. En raison de la structure de dépendance temporelle et des distributions à queues épaisses, une crise sur un marché ou une devise peut rapidement contaminer d'autres segments, ce qui représente un défi pour les autorités de régulation qui doivent renforcer la surveillance macro-prudentielle. L'identification d'autocorrélations dans les séries via les modèles ARMA indique une certaine inefficience des marchés, ce qui peut offrir des opportunités de prédiction à court terme aux opérateurs sophistiqués comme les traders et hedge funds, mais interroge aussi la transparence et la réactivité des marchés africains à l'information économique et financière. La volatilité des devises et des actions peut entraîner une incertitude généralisée, dissuader les investissements directs étrangers et compliquer la politique monétaire dans les économies concernées, tandis que la transmission de la volatilité aux entreprises locales se traduit par des coûts de financement plus élevés et une gestion financière plus risquée.

L'examen détaillé des résultats de modélisation ARMAGJRGARCH et des diagnostics effectués sur les résidus révèle une insuffisance notable des lois de probabilité classiques (normale, Student, logistique) pour capturer la structure des extrêmes observés dans les rendements financiers africains, en particulier en période de crise.

b. Test de bruit blanc et d'effet ARCH sur les résidus

- LBQ (Ljung Box Test) H0 : Les rendements sont indépendants (Pvalue>5%)/ H1 : Les rendements sont autocorrélés
- ARCH Test H0 : Le carré des résidus est homoscédastiques/ H1 : Le carré des résidus est hétéroscédistiques
- Test de KolmogorovSmirnov (KS), Hypothèse nulle (H0) : Les résidus suivent une distribution normale /H1 : Les résidus ne suivent pas une distribution normale

Les résultats du test de BoxPierce indiquent dans la majorité des cas une absence d'autocorrélation significative dans les résidus, ce qui suggère que les modèles ARMA spécifiés capturent correctement la structure des dépendances linéaires, Cela est particulièrement vrai pour les indices BRVM, EGX, GSECI et les paires de devises XOF/USD, MAD/USD, ou encore KES/USD, dont les pvalues sont largement supérieures à 0,05.

En revanche, les tests ARCH révèlent la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle dans de nombreuses séries, en particulier pendant les périodes de crise (COVID19 et guerre russoukrainienne), Des valeurs de p très faibles pour les séries comme BRVM, TSI, NSE, XOF/USD, TZS/USD ou encore NGN/USD confirment la nécessité d'utiliser des modèles GARCH, GJRGARCH ou leurs variantes pour capturer correctement la dynamique de volatilité, Cela démontre une instabilité accrue des marchés africains face aux chocs externes,

Le test de KolmogorovSmirnov, qui mesure la déviation par rapport à la normalité, montre des résultats alarmants dans la majorité des cas, avec des pvalues inférieures à 0,01 pour des séries comme TSI, SEMDEX, NGN/USD, EGP/USD, et TZS/USD, Ces résultats suggèrent que la distribution des résidus est fortement non gaussienne, souvent caractérisée par des queues épaisses (leptokurtose) et une asymétrie significative. Enfin, les meilleures lois marginales identifiées via le test de Kolmogorov-Smirnov montrent que les lois logistique et cauchy reviennent fréquemment, ce qui renforce l'idée d'une distribution des rendements non-gaussienne avec des risques extrêmes élevés. Ces résultats appellent à la prudence dans l'utilisation de modèles classiques basés sur la normalité des rendements et incitent à privilégier des approches robustes dans la gestion des risques financiers en Afrique.

En particulier, les kurtosis extrêmes relevées dans les phases de crise, combinées à ces résultats de tests KS, valident l'option d'adopter des lois de distribution alternatives pour modéliser les résidus : loi de Student, loi skewed ou lois issues de la théorie des valeurs extrêmes (EVT).

Ces diagnostics soulignent les limites des approches classiques fondées sur la normalité et l'homoscédasticité, particulièrement inadaptées aux marchés émergents en période de crise.

Les résultats empiriques issus des tests de diagnostics (BoxPierce, ARCH, KS) confirment la pertinence du recours à un cadre de modélisation ARMA-GJRGARCH pour les rendements des marchés financiers africains. D'une part, l'absence d'autocorrélation significative dans les résidus (test de BoxPierce) atteste que la composante ARMA capture convenablement la dynamique linéaire des séries. D'autre part, la signification des effets ARCH dans plusieurs séries, notamment en période de crise, valide le choix d'un modèle à variance conditionnelle telle que GARCH ou sa variante asymétrique GJRGARCH.

La présence marquée d'effets de levier et de comportements asymétriques justifie spécifiquement l'utilisation du GJR-GARCH, qui permet de modéliser des réactions différenciées de la volatilité aux chocs positifs et négatifs. Par ailleurs, la non normalité généralisée des résidus (confirmée par le test KS) montre la nécessité d'introduire des lois de distribution alternatives aux résidus (Studentt, Skewedt, ou EVT), ce que permet le cadre GARCH moderne.

Ainsi, tant sur le plan statistique qu'économique, la modélisation ARMAGJRGARCH avec distributions non normales s'avère non seulement appropriée, mais nécessaire pour représenter la complexité des rendements sur les marchés africains en contexte de forte incertitude.

I.3.2. Résultats des estimations des paramètres

Les estimations du modèle ARMA-GJR-GARCH appliqué aux séries de rendements des actions et des devises africaines sur les trois périodes (avant crise, COVID19, guerre russo-ukrainienne) révèlent plusieurs dynamiques importantes, à la fois sur le plan statistique et financier.

Tableau 10:des estimations des paramètres du modèles ARMA-GJRGARCH

PLAGE 1

Paramètre	BRVM	EGX30	MAD	GSECI	JSE	NSE	NSE20	SEMDEX	TUNINDEX	TSI
mu	0,000587	0,000211	0,000091	0,00842**	0,000141	0,000916*	0,000094	0,000911	0,000157	0,000013
ar1	0,9590 ***	0,1859	0,846619***	0,703950	0,104062	0,323133	0,797147***	0,269682***	1,014834***	0,57213***
ar2			0,863548***					0,724629***	0,054671	
ma1	0,918664***	0,324967	0,907892***	0,681281	0,165316	0,207752	0,65924***	0,217984***	0,92228***	0,56876***
ma2			0,057653				0,753854***		0,001183	
Omega	0,000011***	0,000028	0,000001	0,000062	0,000003	0,000047***	0,000051***	0,000000	0,000001	0,000002
Alpha1	0,356217**	0,007153	0,000192	1,00	0,000000	0,737819**	0,414696***	0,001498	0,026492	0,468096
Alpha2				0,081476			0,003002			
Beta1	0,723732***	0,778682***	0,990650***	0,311215	0,94092	0,304701**	0,228809*	0,000966	0,940476***	0,000000*
Beta2				0,065927***			0,096732			
Gamma1	0,293245*	0,116461	0,102823***	0,354564	0,091304	0,366694	0,385278***	0,053974	0,035452	0,228665
Gamma2				0,151800			0,427322			

Source : Auteur

	XOF/USD	ZAR/USD	TZS/USD	EGP/USD	TND/USD	NGN/USD	MUR/USD	MAD/USD	KES/USD	GHS/USD
mu	0,000017	0,000053	0,000038	0,000190*	0,000409**	0,00000	0,000003	0,037893	0,000015*	0,000756
ar1	0,21425***	0,244328***	1,798470***	0,396075	0,041649	0,55156***	0,380208	0,326570***	1,069608***	0,167888
ar2			0,946112***	0,816137***	0,517044		0,386914**	0,804857***	1,048823***	0,774239
ma1	0,009261***	0,281408***	2,089717***	0,587845***	0,371560***	0,59146***	0,184103	0,263809***	1,018635***	0,419162*
ma2		0,940171***	1,348725***	0,402738		0,560334***	0,743626***	1,040194***	0,842217**	
Omega	0,00001	0,000002***	0,00000	0,000002	0,000009***	0,00000	0,000001	0,001816	0,000000	0,000003
Alpha1	0,028018***	0,000004	0,325381	1,00	0,275990**	0,11957***	0,136774	0,008806***	0,181618	0,073184
Alpha2	0,020225***	0,000193		0,000000					0,000000	
Beta1	0,954781***	0,96235***	0,245369	0,194988	0,467167***					
Gamma1	0,085700***	0,117480*	0,871716**	0,354564	0,141213			0,250487		
Gamma2	0,16766***	0,189880*		0,241614		1,055150***	0,025540***	1,064319	0,883613**	
Skew			0,328092**	1,134883***	0,906576***		1,055150***	0,025540***	1,064319	0,883613**
Shape	5,056714	6,782200**	0,496490	2,426864***	5,072005***	2,20946***	4,475477	6,676613***	2,830278	3,046901

Source : Auteur

PLAGE 2

	BRVM	EGX30	MAD	GSECI	JSE	NSE	NSE20	SEMDEX	TUNINDEX	TSI
mu	0,62045	0,000062	0,000618	0,000212	0,00827***	0,006***	0,000592	0,000359	0,00055***	0,00031***
ar1	0,99733***	1,92060***	0,164917	0,458675	2,86302***	0,5507***	1,4135 ***	0,446911 *	0,08010***	0,22987***
ar2		1,00621***		0,281682	2,78843***	0,3643 ***	1,4418***		0,96059***	0,6843***
ma1	0,9624***	1,96224***	0,044965	0,681281	2,89883***	0,6374 ***	1,2985***	0,23737	0,03082***	0,270441**
ma2		1,01277***		0,057653	2,84718 ***	0,3856 ***	1,4384***		1,02621***	0,69332 ***
Omega	0,0000000	0,000024	0,00007***	0,000092	0,000014	0,000007	0,0002***	0,000014	0,000000	0,000000
Alpha1	0,000158	0,000000	0,000192	0,126024	0,000000	0,29066 **	0,000000	0,215188	0,000000	0,04829 ***
Alpha2		0,000000			0,000000			0,000000		0,04128 ***
Beta1	0,06163**	0,118961	0,87167***	0,510011*	0,892186	0,000000	0,9505***	0,74281 ***	0,98728***	0,42045 ***
Beta2	0,99537**	0,595413			0,64182 ***		0,000007	0,377062 **		
Gamma1	0,0499***	0,071220	0,128109	0,725931	0,091844	0,080827	0,03136 **	0,077059	0,31285***	0,466651**
Gamma2		0,039935			0,180076 **			0,22195***		0,34773***
Skew	1,0516***				0,73648***		0,9847***	1,035050 *		
Shape	3,1055***	4,16909***	2,681510	2,1573***	3,723008	2,8729 ***	3,4575 ***	2,35667 ***	2,29175***	2,079761

Source : Auteur

	XOF/USD	ZAR/USD	TZS/USD	EGP/USD	TND/USD	NGN/USD	MUR/USD	MAD/USD	KES/USD	GHS/USD
mu	0,000159	0,000536	0,00001	0,000002	0,00058***	0,00000	0,0058**	0,000049	0,0002***	0,000513*
ar1	0,528324	0,054743	0,57629	1,275552	0,30213***	0,246460	0,001318	1,56874***	0,139658	1,11085***
ar2		0,96101***		0,467611	0,30794***			0,92279***	0,45463*	0,26255***
ma1	0,659803	0,07302***	0,86535	1,370960	0,01356***	0,229470	0,453***	1,55604***	0,289243	1,44452***
ma2		0,99767***	0,17460	0,681675	0,31189***			0,94482***	0,55312 **	0,59796***
Omega	0,0000	0,000001	0,00000	0,000000	0,000004	0,00000	0,001***	0,000001	0,000000	0,000000
Alpha1	0,0718**	0,000075	0,05007	0,017235	0,28451***	0,020141	0,20982*	0,151323	0,276433	0,138305
Alpha2	0,003030		0,01696	0,00175***	0,019458	0,672518			0,00841**	
Beta1	0,994***	0,97648***	0,89849	0,903910	0,24093***	0,181435	0,103724	0,797737	0,700969	0,320518**
Beta2				0,39588***		0,000000	0,045740		0,50825**	
Gamma1	0,125***	0,035908	0,05265	0,177887	0,02160***	0,734538	0,344679	0,077192	0,043196	0,177232**
Gamma2	0,166***		0,05507	0,16406 ***	0,611212	0,489979			0,13431**	
Skew		0,75261***		1,04905***	0,933982	0,8364***			0,910453	
Shape	3,632044	6,038082**	3,98346	3,848342	6,89565 ***	2,183451	3,9446**	3,35846***	2,816763	3,474236

Source : Auteur

PLAGE 3

	BRVM	EGX	MAD	GSECI	JSE	NSE	NSE20	SEMDEX	TUNINDEX	TSI
mu	0,000010	0,00349***	0,000097	0,000015	0,000036	0,001834*	0,00053***	0,000095	0,000808	0,000458*
ar1	0,234614	0,51519***	0,466690*	0,234030	0,563702	0,87456***	0,59592***	1,014792**	0,279035**	0,93443***
ar2		1,00681***	0,52930 **	0,388921			0,176274*	0,79526***		
ma1	0,262459	0,54716***	0,23263***	0,253221	0,601886	0,83907***	0,37450***	0,767001**	0,25875 **	0,93098***
ma2	0,128664	0,10212***	0,50356***	0,410328				0,89643***		
Omega	0,000000	0,00013***	0,00048***	0,000001	0,000002	0,00012***	0,00007***	0,00000	0,000000	0,00033***
Alpha1	0,000987	0,283186	0,000192	0,244513	0,000000	0,205252**	0,089930*	0,002579	0,011411	0,004116
Beta1	0,998***	0,62972***	0,216079	0,82641***	0,97244***	0,83419***	0,77409***	0,99248***	0,98705***	0,003083
Gamma1	0,003210	0,33368***	0,520710	0,142018	0,031269	0,073897	0,106820	0,004510	0,007948	1,000000**
Skew	1,076***	1,04538***	0,93518***	1,01426***	1,00417***	1,1364***	0,98131***	0,97876***	1,11743***	1,12060***
Shape	4,137668	4,03098***	2,96586***	2,12202***	4,396931**	2,41353***	4,12481***	4,109986	4,230835	2,12237***

Source : Auteur

	XOF/USD	ZAR/USD	TZS/USD	EGP/USD	TND/USD	NGN/USD	MUR/USD	MAD/USD	KES/USD	GHS/USD
mu	0,000260	0,000799***	0,000047	0,000808	0,001292 **	0,000072	0,000808	0,000107	0,000748	0,000808
ar1	0,378397	0,979325***	1,111601***	0,279035**	0,389778 ***	0,703445	0,279035 **	0,096218	0,927708 ***	0,279035 **
ar2	0,319393	0,013815	0,142315***	0,795226***		0,128753	0,795226***	0,107870		0,795226***
ma1	0,356971	1,000000 ***	0,763038 ***	0,258275 **	0,411530 ***	0,667793	0,258275 **	0,070347	0,948590 ***	0,258275 **
ma2	0,391949		0,191694 ***	0,896433 ***	0,050616 ***		0,896433 ***		0,144586 ***	0,896433 ***
Omega	0,000016	0,000000	0,000000	0,000000	0,000004	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
Alpha1	0,000000	0,000000	0,555665	0,011411	0,459826 ***	0,411730	0,011411	0,001364	0,361614 **	0,011411
Alpha2			0,000200		0,000000					
Beta1	0,827313	0,997259 ***	0,383555 ***	0,987057 ***	0,463283 ***	0,455080 ***	0,987057 ***	0,987157 ***	0,697227 ***	0,987057 ***
Beta2					0,000000					
Gamma1	0,334308	0,003551	0,054406	0,007948	0,467488 ***	0,298954	0,007948	0,013689	0,136546	0,007948
Gamma2				0,068162	0,196151***					
Skew	0,928773	0,935813 ***	0,958889 ***	1,117432***	0,884691 ***	0,823327	1,117432***	0,926208***	0,817145	1,117432***
Shape	2,355048	25,935883	2,646271	4,230835	2,384003 ***	2,858163	4,230835	3,793928	2,756150 ***	4,230835

Source : Auteur

Dans la plupart des séries, les valeurs estimées de la constante du modèle (μ) sont très proches de zéro, ce qui est cohérent avec la nature des rendements financiers. Cela suggère que les rendements n'ont pas de biais structurel significatif dans le temps.

Les coefficients AR (autoregressive) et MA (moving average) sont significatifs dans de nombreuses séries, notamment BRVM C, JSE, EGX, NSE, et plusieurs devises comme le ZAR/USD ou MAD/USD. Cela indique une dépendance temporelle importante dans les rendements, justifiant pleinement le recours à des modèles ARMA pour la composante moyenne.

Les coefficients GARCH (Alpha et Beta) sont généralement significatifs. On observe dans plusieurs séries un couple Alpha1-Beta1 élevé (ex, MASI, BRVM , NSE), ce qui indique une persistance forte de la volatilité, caractéristique classique des marchés financiers. Cela signifie que les chocs passés continuent d'impacter la volatilité future sur une longue période.

Dans certains cas (ex, TSI, SEMDEX, NGN/USD), le coefficient Alpha est élevé et proche de 1, ce qui montre que la série est très sensible aux chocs récents, pouvant provoquer des pics de volatilité significatifs.

Le paramètre Gamma1, représentant l'asymétrie ou l'effet de levier, est significatif pour plusieurs indices (ex, BRVM , NSE20, TND/USD, NGN/USD). Un Gamma1 positif indique un effet de levier classique : les chocs négatifs augmentent davantage la volatilité que les chocs positifs de même amplitude. Ce comportement est typique des marchés émergents, où les mauvaises nouvelles ont tendance à générer une réaction plus forte des investisseurs.

À l'inverse, un Gamma1 négatif, lorsqu'il est significatif, peut indiquer une asymétrie inversée ou être le reflet d'une spécification imparfaite. Ce résultat mérite une attention particulière car il va à l'encontre de la théorie traditionnelle de l'effet de levier.

Les paramètres Skew et Shape (lorsqu'une loi Skewed Student est utilisée) sont significatifs dans la majorité des cas. Le paramètre Skew indique une asymétrie dans les résidus, souvent positive (distribution étalée vers les gains) ou négative selon les périodes et les actifs. Le paramètre Shape mesure l'épaisseur des queues de la distribution. Une valeur faible (inférieure à 4) signale une forte leptokurtose, c'est-à-dire une propension élevée aux valeurs extrêmes.

Cela justifie encore une fois l'utilisation de lois non normales dans la modélisation, voire, dans les cas de kurtosis extrême, le recours complémentaire à la théorie des valeurs extrêmes (EVT).

On observe une grande variabilité des paramètres selon les périodes (pré-crise, COVID, guerre). Par exemple, durant la période COVID, plusieurs séries affichent des Alpha1 très faibles ou nuls et des Beta1 très élevés (ex, BRVM C, EGX), ce qui traduit une instabilité brutale suivie d'une forte persistance de volatilité. Pendant la guerre russe-ukrainienne, certains actifs montrent un retour à des dynamiques plus stables, bien que toujours caractérisées par des effets de levier ou une volatilité résiduelle élevée (TSI, GHS/USD).

Bien que certains coefficients Gamma1 estimés dans le cadre du modèle GJRGARCH soient ressortis négatifs et statistiquement significatifs notamment pour les données telles que GSECI, NSE, NSE20, TSI, MAD/USD et EGP/USD, le modèle a été conservé pour garantir l'homogénéité de la modélisation sur l'ensemble des séries. Cette orientation est justifiée par la capacité du GJRGARCH à capturer la volatilité conditionnelle et les dynamiques asymétriques, tout en restant statistiquement valide au vu des tests diagnostiques. Dans les cas où Gamma1 est négatif, cela est interprété comme une absence d'effet de levier traditionnel, sans invalider pour autant la structure du modèle.

Globalement, les résultats des estimations confirment que le modèle ARMA-GJRGARCH est adapté aux données financières africaines. Il permet de capturer à la fois la dépendance temporelle, la dynamique conditionnelle de la variance, les effets de levier et l'asymétrie des distributions. Néanmoins, pour certaines séries caractérisées par une kurtosis extrême, une modélisation complémentaire par EVT est justifiée pour capturer correctement les queues de distribution et estimer de manière plus fiable les risques extrêmes

❖ Test de bruit blanc et d'effet ARCH sur les résidus

Tableau 11: Résultats des Tests LBQ, ARCH et KS des résidus

PLAGE 1: AVANT LA CRISE			PLAGE 2: CRISE COVID		PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE	
Variable	BoxPierce test	ARCH test	BoxPierce test	ARCH test	BoxPierce test	ARCH test
BRVM	0,11807 (0,7311)	4,8915 (0,9615)	0,1745 (0,4567)	0,3255 (0,6248)	0,6032 (0,9832)	3,433 (0,3842)
EGX30	0,12032 (0,7287)	12,687 (0,3922)	0,0629 (0,912)	4,8744 (0,4679)	0,5904 (0,9241)	8,322 (0,930)
MASI	1,9694 (0,1605)	4,323 (0,9769)	0,8435 (0,7023)	3,4987 (0,4765)	0,6326 (0,8284)	5,1372 (0,8719)
GSECI	0,52542 (0,4685)	10,928 (0,5351)	0,9467 (0,9637)	0,9613 (0,983)	0,1749 (0,7327)	5,328 (0,5980)
JSE	2,0924 (0,148)	13,998 (0,3009)	0,07634 (0,7211)	39,72 (0,0008)	0,3567 (0,7233)	4,1246 (0,7209)
NSE	0,55162 (0,4577)	8,102 (0,7771)	0,0737 (0,7258)	8,456 (0,0814)	0,19130 (0,7899)	9,174 (0,6208)
NSE20	0,22413 (0,6359)	7,2988 (0,8373)	0,858 (0,8171)	6,3712 (0,9013)	0,1561 (0,942)	2,517 (0,6339)
SEMDEX	0,5134 (0,4737)	9,4074 (0,6678)	0,7544 (0,920)	8,333 (0,5)	0,7537 (0,9613)	4,8243 (0,8496)
TSI	0,088016 (0,7667)	3,0869 (0,9949)	0,0934 (0,9207)	12,322 (0,115)	0,02934 (0,8120)	2,2720 (0,9547)
TUNINDEX	0,55436 (0,4569)	6,7780 (0,8142)	0,87503 (0,3849)	3,7332 (0,3668)	0,6983 (0,9843)	6,2032 (0,9029)
XOF_USD	0,26846 (0,6044)	11,62 (0,4766)	0,20944 (0,9636)	3,4389 (0,6103)	0,5521 (0,9634)	2,048 (0,1037)
ZAR_USD	1,6324 (0,856)	7,5667 (0,7224)	0,2901 (0,9421)	6,3788 (0,2383)	0,4590 (0,9112)	16,019 (0,1701)
TZS_USD	0,07382 (0,7858)	7,7941 (0,801)	0,4847 (0,9327)	5,219 (0,6778)	0,8396 (0,3386)	40,967 (0,088)
EGP_USD	0,017942 (0,8934)	18,645 (0,09745)	0,6706 (0,9433)	13,9098 (0,2833)	9,1291 (0,9005)	0,0833 (0,9475)
TND_USD	0,04688 (0,2946)	14,6808 (0,1875)	0,9011 (0,632)	11,5356 (0,8123)	1,5368 (0,6370)	8,982 (0,0954)
NGN_USD	2,537 (0,2313)	12,4325 (0,3267)	0,3391 (0,9538)	0,08431 (0,879)	0,3457 (0,9348)	3,1413 (0,9477)
MUR_USD	0,4576 (0,9737)	13,6543 (0,154)	0,4401 (0,9382)	4,987 (0,20)	0,357 (0,972)	8,4857 (0,794)
MAD_USD	0,1678 (0,6246)	7,356 (0,9421)	0,2976 (0,8563)	5,432 (0,686)	7,3255 (0,939)	1,0984 (0,339)
KES_USD	0,5423 (0,2478)	9,3934 (0,341)	0,36957 (0,8781)	7,3144 (0,6015)	0,27212 (0,366)	3,74839 (0,9254)
GHS_USD	0,2834 (0,9541)	6,989 (0,5783)	0,426 (0,9179)	3,1233 (0,8221)	0,1445 (0,6543)	10,437 (0,9549)

Source : Auteur

L'analyse des résidus standardisés issus des modèles ARMA-GARCH et ARMA-GJR-GARCH révèle que toutes les p-values des tests d'hétéroscédasticité conditionnelle (ARCH) sont supérieures au seuil de 5 %, indiquant l'absence d'hétéroscédasticité résiduelle dans l'ensemble des séries étudiées. Ces résultats attestent de la capacité des modèles ajustés à capturer intégralement la dynamique de la volatilité conditionnelle des rendements, traduisant une spécification adéquate et robuste des modèles de volatilité utilisés.

Ainsi, les modèles ARMA-GJR-GARCH apparaissent appropriés pour modéliser et prévoir la volatilité des séries financières considérées, tant en période stable qu'en période de crise, garantissant la fiabilité des mesures de risque et des prévisions associées.

1.4. Résultats de la modélisation des queues de distribution

Le tableau suivant nous montre les résultats des paramètres des queues de distributions pour chacune de nos différents marchés, N_u représente le nombre de valeurs considérés comme extrêmes pour nos différents marchés, \mathbf{u} le seuil, ξ le paramètre forme de nos distributions d'échelle. Un ξ positif suggère une queue lourde, tandis qu'un ξ négatif suggère une queue légère, β le paramètre d'échelle.

- ♦ Test d'adéquation d'Anderson Darling et Kolmogorov

H0 : Les excès suivent une loi GPD/ H1 : Les excès ne suivent pas une loi GPD

- ♦ Test d'homogénéité de Mann Whitney (Wilcoxon)

H0 : Les excès sont homogènes (Pvalue>5%)/H1 : Les excès sont hétérogènes

- ♦ Test independance (Turning point test)

H0 : Les excès sont indépendants (Pvalue>5%)/H1 : Les excès sont auto corrélés

Nous constatons qu'au niveau général la crise Russo-Ukrainienne a entraîné une augmentation des valeurs extrêmes. Ce qui peut s'expliquer par le fait que les lois des différents marchés. La transition de lois de distribution plus stables (logistique, normale) vers des lois qui capture des comportements extrêmes et des queues épaisses plus le plus larges (Cauchy, Student). Ces paramètres sont négatifs pendant la période de non crise et positifs pendant la période de crise, suggérant ainsi une queue de distribution plus lourde pendant la période de crise. Au seuil de 5% les excès trouvés sont indépendants identiquement distribués car acceptation des tests d'homogénéité et d'indépendance.

Tableau 12: Estimation des paramètres des modèles EVT (ACTIONS)

Indice	N _u	u	ξ	β	Anderson Darling Test
PLAGE 1: AVANT CRISE					
BRVM	105	0,002	0,079	0,791	0,548
EGX	58	0,330	0,112	0,713	0,451
MASI	87	0,167	0,165	0,618	0,766
GSECI	76	0,144	0,202	0,328	0,359
JSE	92	0,420	0,046	0,701	0,570
NSE	63	0,288	0,080	0,620	0,836
NSE20	78	0,232	0,063	0,652	0,405
SEMDEX	65	0,255	0,029	0,632	0,383
TSI	57	0,010	0,165	0,618	0,219
TUNINDEX	66	0,179	0,179	0,557	0,682
PLAGE 2: CRISE COVID					
BRVM	54	0,082	0,125	0,627	0,746
EGX30	59	0,1	0,082	0,715	0,259
MASI	78	0,275	0,164	0,470	0,463
GSECI	96	0,159	0,366	0,317	0,688
JSE	59	0,103	0,183	0,701	0,835
NSE	67	0,022	0,276	0,560	0,907
NSE20	76	0,380	0,187	0,547	0,595
SEMDEX	62	0,023	0,188	0,388	0,957
TSI	45	0,004	1,999	0,088	0,071
TUNINDEX	90	0,315	0,216	0,339	0,916
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE					
BRVM	89	0,257	0,036	0,745	0,932
EGX 30	45	0,022	0,100	0,794	0,241
MASI	97	0,315	0,094	0,539	0,589
GSECI	52	0,046	0,448	0,489	0,196
JSE	88	0,076	0,139	0,830	0,489
NSE	90	0,038	0,200	0,548	0,943
NSE20	96	0,237	0,020	0,654	0,724
SEMDEX	74	0,198	0,103	0,636	0,761
TSI	90	0,121	0,088	0,415	0,560
TUNINDEX	95	0,314	0,052	0,773	0,821

Source : Auteur

Tableau 13: Estimation des paramètres des modèles EVT(DEVISES)

Devise	N _u	u	ξ	β	Anderson Darling Test
PLAGE 1: AVANT CRISE					
XOF/USD	46	0,043	0,038	0,722	0,055
ZAR/USD	88	0,385	0,011	0,612	0,338
TZS/USD	57	0,014	0,428	0,338	0,057
EGP/USD	95	0,027	0,376	0,611	0,516
TND/USD	68	0,289	0,186	0,749	0,780
NGN/USD	80	0,005	0,157	0,332	0,081
MUR/USD	103	0,368	0,101	0,752	0,202
MAD/USD	67	0,533	0,007	0,739	0,635
KES/USD	78	0,467	0,346	0,409	0,723
GHS/USD	60		0,392	0,145	0,802
PLAGE 2: CRISE COVID					
XOF/USD	69	0,003	0,78	0,333	0,101
ZAR/USD	97	0,440	0,168	0,533	0,138
TZS/USD	80	0,271	0,140	0,538	0,922
EGP/USD	95	0,243	0,429	0,378	0,568
TND/USD	54	0,082	0,042	0,633	0,399
NGN/USD	70	0,320	0,024	0,479	0,833
MUR/USD	44	0,008	1,503	0,021	0,053
MAD/USD	66	0,154	0,063	0,654	0,078
KES/USD	51	0,249	0,124	0,838	0,694
GHS/USD	53	0,009	1,733	0,054	0,531
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE					
XOF/USD	94	0,126	0,016	0,431	0,673
ZAR/USD	55	0,036	0,220	0,912	0,877
TZS/USD	60	0,111	1,005	0,113	0,202
EGP/USD	95	0,314	0,052	0,773	0,821
TND/USD	59	0,122	0,582	0,258	0,413
NGN/USD	57	0,032	0,254	0,468	0,324
MUR/USD	95	0,314	0,052	0,773	0,821
MAD/USD	87	0,457	0,136	0,539	0,946
KES/USD	100	0,311	0,274	0,773	0,240
GHS/USD	95	0,314	0,052	0,912	0,821

Source : Auteur

L'ajustement de la loi de Pareto généralisée (GPD) aux dépassements extrêmes issus des résidus standardisés des modèles ARMA-GJR-GARCH met en lumière une évolution claire et marquée du risque extrême sur les marchés financiers africains à travers les trois périodes étudiées : avant la crise COVID19, pendant la pandémie, et durant la guerre russo-ukrainienne. En période pré-COVID, les paramètres de forme (ξ) sont majoritairement faibles, voire négatifs, traduisant des queues de distribution fines et donc une probabilité faible d'occurrence de pertes extrêmes. Cette configuration est conforme à un environnement économique globalement stable, avec des politiques monétaires accommodantes, une inflation maîtrisée, et une volatilité contenue. Les tests d'AndersonDarling, avec des pvalues largement supérieures à 5 %, valident la qualité statistique des ajustements GPD pour la plupart des actifs, confirmant que les rendements extrêmes restaient dans des zones modérées.

En revanche, la période COVID19 révèle une rupture nette dans la structure du risque : la majorité des actifs, notamment les devises comme le MUR/USD et le GHS/USD, présentent des paramètres ξ positifs et croissants, signalant un épaisseissement des queues de distribution. Cela signifie que les pertes extrêmes sont devenues plus fréquentes et plus intenses, traduisant une forte instabilité liée à la pandémie, à la contraction économique mondiale, à la fuite des capitaux et à la dépréciation des monnaies africaines. Certains ajustements, bien que valides statistiquement selon les pvalues du test AD, montrent des tensions (pvalues proches de 5 %) qui confirment la présence de comportements extrêmes peu modélisés dans les queues. Cette période est ainsi caractérisée par des chocs soudains et violents, mais concentrés dans le temps.

La troisième période, marquée par la guerre russo-ukrainienne, montre non seulement une persistance du risque extrême, mais une aggravation dans certaines configurations. Des actifs comme TZS/USD, GSECI, MAD/USD ou KES/USD affichent des ξ supérieurs à 0,4 voire 1, ce qui signifie une forte probabilité de pertes exceptionnelles. Ces résultats reflètent l'impact prolongé des tensions sur les prix mondiaux de l'énergie, des matières premières alimentaires, et le durcissement des conditions de financement international. Le test d'Anderson Darling confirme la qualité des ajustements pour la majorité des séries, renforçant la crédibilité des résultats. D'après l'analyse des résultats, la période de la crise COVID (Plage 2) apparaît comme la plus marquée par les risques extrêmes. En effet, les paramètres ξ supérieurs à 1 pour plusieurs marchés témoignent de queues très lourdes, indiquant une probabilité accrue d'événements extrêmes. Cette situation s'explique par la hausse simultanée de la volatilité sur plusieurs indices et devises, traduisant un véritable choc systémique mondial caractérisé par un effet de contagion généralisé. La crise COVID a provoqué une chute de la liquidité mondiale,

une panique des investisseurs et une volatilité extrême, ce qui a directement affecté les marchés africains à travers la baisse des prix des matières premières, la fuite des capitaux et la dépréciation des monnaies locales. En revanche, la crise russo-ukrainienne (Plage 3) présente également un impact significatif mais plus localisé, touchant principalement les marchés fortement dépendants des importations de céréales et des fluctuations du pétrole, comme en témoignent les pressions observées sur le TND/USD, le KES/USD ou encore le ZAR/USD.

❖ Estimations des lois

Tableau 14: Récapitulatif des lois, estimation des paramètres et des Tests d'adéquations en lois(PLAGE 1)

MARCHÉ FINANCIERS	Lois des données	Paramètres	Test de Kolmogorov Snirov	Test Anderson darling
PLAGE 1 : AVANT COVID				
ACTIONS				
BRVM	logistique	location: 0,0449197 scale: 0,5051359	0,0344 (0,6486)	4,279 (0,102)
EGX	logistique	location: 0,0318152 scale: 0,5326762	0,0451 (0,3085)	4,2209 (0,26)
GSECI	cauchy	location: 0,0080439 scale: 0,235659	0,0334 (0,6827)	3,749 (0,18)
JSE	logistique	location: 0,0139681 scale: 0,511161	0,0366 (0,5679)	19,451 (0,35)
MASI	logistique	location: 0,005876 scale: 0,527305	0,0357 (0,599)	3,386 (0,39)
NSE	logistique	location: 0,021100 scale: 0,49889	0,0306 (0,7815)	3,590(0,41)
NSE20	logistique	location: 0,022524 scale: 0,501985	0,0374 (0,54)	3,997 (0,45)
SEMDEX	cauchy	location: 0,065538 scale: 0,300442	0,0471 (0,2597)	7,626 (0,09)
TSI	Cauchy	location: 0,044465 scale: 0,985464	0,0241 (0,354)	3,578 (0,256)
TUNINDEX	logistique	location: 0,03981 scale: 0,458034	0,0419 (0,392)	3,534 (0,55)

Source : Auteur

DEVISES				
XOF/USD	Cauchy	location: 0,049011 scale: 0,428008	0,062 (0,062)	9,942 (0,134)
ZAR/USD	student	degré de liberté: 6,478577	0,0402 (0,4461)	1,366 (0,34)
TZS/USD	cauchy	location: 0,013541 scale: 0,322782	0,04806 (0,2395)	6,727 (0,38)
EGP/USD	Cauchy	location: 0,073490 scale: 1,047326	0,03875 (0,9853)	2,5789 (0,79)
TND/USD	logistique	location: 0,011805 scale: 0,549293	0,0169 (0,832)	0,21 (0,765)
NGN/USD	Logistique	location: 0,0354952 scale: 0,6721189	0,43779 (0,849)	0,332 (0,90)
MUR/USD	logistique	location: 0,024562 scale: 0,853221	0,3567 (0,90)	0,703 (0,55)
MAD/USD	Student	degré de liberté: 6,478577	0,061 (0,196)	2,122 (0,08)
KES/USD	Cauchy	location: 0,046442 scale: 0,95474	0,845 (0,29)	1,689 (0,21)
GHS/USD	Cauchy	location: 0,14689 scale: 0,83565	0,069 (0,57)	0,575 (0,485)

Source : Auteur

Tableau 15: Récapitulatif des lois, estimation des paramètres et des Tests d'adéquations en lois (PLAGE 2)

MARCHÉ FINANCIERS	Lois des données	Paramètres	Test de Kolmogorov Snirov	Test Anderson darling
PLAGE 2 : CRISE COVID				
ACTIONS				
BRVM	Logistique	location: 1,365452 scale: 3,763897	0,089 (0,06)	1,64 (0,13)
EGX	Logistique	location: 0,01004082 scale: 0,04648511	0,046 (0,75)	0,98 (0,36)
GSECI	cauchy	location: 1,184452 scale: 8,912635	0,031 (0,98)	0,79 (0,48)
JSE	Logistique	location: 5,1175771 scale : 6,524778	0,035 (0,95)	0,49 (0,75)
MASI	Logistique	location: 0,03705843 scale: 1,04657169	0,029 (0,99)	0,17 (0,99)
NSE	Cauchy	location: 0,0059452 scale: 0,605001734	0,037 (0,83)	0,323 (0,91)
NSE20	Logistique	logistique: 0,241573 scale : 3,68794035	0,034 (0,90)	0,703 (0,55)
SEMDEX	Cauchy	location: 0,00792921 scale: 0,045653011	0,071 (0,12)	2,122 (0,08)
TSI	Cauchy	location: 0,04356441 scale: 0,95814744	0,061 (0,24)	1,699 (0,13)
TUNINDEX	cauchy	location: 0,1254523 scale : 0,46957482	0,039 (0,77)	0,595 (0,65)

Tableau 15(suite et fin): Récapitulatif des lois, estimation des paramètres et des Tests d'adéquations en lois (PLAGE 2)

DEVISES				
XOF/USD	Cauchy	location: 0,013567 scale: 0,065234	0,089 (0,06)	1,64 (0,13)
ZAR/USD	Logistique	location: 0,01004082 scale: 0,04648511	0,046 (0,75)	0,98 (0,36)
TZS/USD	Cauchy	location: 1,184452 scale: 8,912635	0,031 (0,98)	0,79 (0,48)
EGP/USD	Logistique	location: 1,956832 scale: 5,670131	0,035 (0,95)	0,49 (0,75)
TND/USD	Logistique	location: 0,03705843 scale: 1,04657169	0,029 (0,99)	0,17 (0,99)
NGN/USD	cauchy	location: 0,0059452 scale: 0,605001734	0,037 (0,83)	0,323 (0,91)
MUR/USD	Logistique	location: 1,254782 scale : 3,68794035	0,034 (0,90)	0,703 (0,55)
MAD/USD	Logistique	location: 0,00792921 scale: 0,045653011	0,071 (0,12)	2,122 (0,08)
KES/USD	Cauchy	location: 0,04356441 scale: 0,95814744	0,061 (0,24)	1,699 (0,13)
GHS/USD	Cauchy	Location: 0,46957482 Scale : 1,237413	0,039 (0,77)	0,595 (0,65)

Source : Auteur

Tableau 16: Récapitulatif des lois, estimation des paramètres et des Tests d'adéquations en lois (PLAGE 3)

MARCHE FINANCIERS	Lois des données	Paramètres	Test de Kolmogorov Snirov	Test Anderson darling
PLAGE 3 : CRISE RUSSO-UKRAINIENNE				
ACTIONS				
BRVM	Logistique	location: 0,044919 scale : 0,505135	0,089 (0,06)	1,64 (0,13)
EGX	Logistique	location: 0,0146113 scale: 0,510254	0,046 (0,75)	0,98 (0,36)
GSECI	Logistique	location: 0,037789 scale: 0,4835388	0,031 (0,98)	0,79 (0,48)
JSE	Logistique	location: 0,000816 scale: 0,5323146	0,035 (0,95)	0,49 (0,75)
MASI	Logistique	location: 0,025086 scale: 0,462976	0,029 (0,99)	0,17 (0,99)
NSE	cauchy	location: 0,092330 scale: 0,281876	0,037 (0,83)	0,323 (0,91)
NSE20	Logistique	location: 0,009679 scale : 0,511590	0,034 (0,90)	0,703 (0,55)
SEMDEX	Cauchy	location: 0,0027139 scale: 0,4993582	0,071 (0,12)	2,122 (0,08)
TSI	Cauchy	location: 0,04356441 scale: 0,95814744	0,061 (0,24)	1,699 (0,13)

Tableau 16(suite et fin): Récapitulatif des lois, estimation des paramètres et des Tests d'adéquations en lois (PLAGE 3)

TUNINDEX	Logistique	location: 0,04286 scale : 0,51599	0,039 (0,77)	0,595 (0,65)
DEVISES				
XOF/USD	Cauchy	location: 0,019798 scale : 0,35643	0,089 (0,4541)	1,64 (0,13)
ZAR/USD	Student	location: 0,01004082 scale: 0,04648511	0,046 (0,75)	0,98 (0,36)
TZS/USD	Logistique	Degré de liberté : 6,5111	0,031 (0,98)	0,79 (0,48)
EGP/USD	Normale	mu: 0,02326 sigma: 0,97469	0,035 (0,95)	0,49 (0,75)
TND/USD	Logistique	location: 0,0031247 scale: 0,5187231	0,029 (0,99)	0,17 (0,99)
NGN/USD	Logistique	location: 0,0059452 scale: 0,605001734	0,037 (0,83)	0,323 (0,91)
MUR/USD	Normale	moyenne: 0,023266 écarttype : 0,974694	0,034 (0,90)	0,703 (0,55)
MAD/USD	Logistique	location: 0,00792921 scale: 0,045653011	0,071 (0,12)	2,122 (0,08)
KES/USD	Cauchy	location: 0,04356441 scale: 0,95814744	0,061 (0,24)	1,699 (0,13)
GHS/USD	Logistique	location: 0,036687 scale : 0,46957482	0,039 (0,77)	0,595 (0,65)

Source : Auteur

Dans le cadre de l'analyse de la dépendance entre les innovations standardisées des séries de matières premières et des taux de change, nous avons recours à la théorie des copules, qui permet de modéliser la structure de dépendance entre deux variables de manière indépendante de leurs distributions marginales. Nous avons sélectionné sept copules bivariées issues de deux grandes familles : les copules elliptiques (Gaussienne et Student), connues pour modéliser une dépendance symétrique, et les copules archimédiennes (Clayton, Gumbel, Frank), qui capturent plus efficacement les asymétries dans les queues de distribution, qu'elles soient inférieures, supérieures ou les deux.

Les paramètres des copules ont été estimés à l'aide de la méthode IFM (Inference Function for Margins), proposée par Joe et Xu (1996), consistant à ajuster d'abord les lois marginales, puis à estimer la copule par maximisation de la vraisemblance. Le choix de la copule la plus appropriée pour chaque couple de séries repose sur la maximisation du logarithme de la fonction de vraisemblance ($\ln L$) et la minimisation du critère d'information d'Akaike (AIC). Enfin, la qualité de l'ajustement a été validée à l'aide de tests de conformité, fondés sur les statistiques

de Cramér-von Mises (Sn) et d'Anderson–Darling (Rn), conformément aux recommandations de Genest et al, (2013), afin de s'assurer que le modèle de copule retenu reproduit fidèlement la dépendance empirique observée.

I.5. Résultats de la modélisation de la dépendance

Nous avons analysé cinq copules de deux familles distinctes : les copules elliptiques (en particulier les copules gaussiennes et de Student) et les copules archimédiennes (copules de Clayton, de Gumbel et de Frank). Les copules sélectionnées pour chaque paire d'actifs sont celles qui maximisent la fonction de log vraisemblance tout en produisant les valeurs AIC les plus faibles. Pour estimer les paramètres de ces copules, nous avons recouru à la méthode IFM (Inference Function for Margins), développée par Joe et Xu en 1996. Finalement, nous avons procédé à des tests d'ajustement statistique, en utilisant les méthodes de Cramer–Von Mises (Sn) et Anderson–Darling (Rn). L'objectif était de vérifier la pertinence des modèles de copules choisis par rapport aux données empiriques observées, conformément aux travaux de Genest et al. (2013).

Tableau 17: Estimation des paramètres des copules elliptiques et archimédiennes

Copules		Paramètres	AIC	Ln	Sn	Rn
PLAGE 1: AVANT COVID						
(BRVM; XOF/USD)	Gumbel	$\theta = 1,044$	0,806	1,403	0,023(0,413)	0,243(0,728)
(EGX; EGP/USD)	Gumbel	$\theta = 1,031$	0,081	1,041	0,028(0,355)	0,398(0,367)
(MASI; MAD/USD)	Gumbel	$\theta = 1,033$	2,644	0,677	0,15(0,883)	0,913(0,709)
(GSECI; GHS/USD)	Gumbel	$\theta = 1,013$	1,603	0,198	0,038(0,149)	0,364(0,269)
(JSE; ZAR/USD)	Student	$\rho = 0,078$ $\vartheta = 6,831$	6,14	5,07	0,072(0,403)	0,453(0,243)
(NSE; NGN/USD)	Clayton	$\theta = 0,159$	11,278	4,63	0,018(0,693)	0,174(0,707)
(NSE20; KES/USD)	Student	$\rho = 0,04$ $\vartheta = 10,13$	1,821	1,879	0,360(0,255)	0,269(0,479)
(SEMDEX; MUR/USD)	Student	$\rho = 0,035$ $\vartheta = 3,421$	0,241	0,058	0,016(0,564)	0,230(0,517)
(TUNINDEX; TND/USD)	Gumbel	$\theta = 1,032$	0,0710	0,964	0,426(0,733)	0,576(0,62)
(TSI; TZS/USD)	Clayton	$\theta = 1,765$	0,139	0,615	0,016(0,32)	0,210(0,791)
PLAGE 2: CRISE COVID						
(BRVM; XOF/USD)	student	$\rho = 0,0125$ $\vartheta = 11,371$	1,6860	0,771	0,024(0, 0,794)	0,587(0,394)
(EGX; EGP/USD)	Clayton	$\theta = 0,1358$	3,404	2,702	0,052(0,271)	0,329(0,361)
(MASI ; MAD/USD)	Gumbel	$\theta = -0,051$	1,077	0,366	0,041(0,913)	0,163(0,649)
(GSECI; GHS/USD)	Clayton	$\theta = -0,086$	0,159	0,812	0,058(0,158)	0,327(0,239)
(JSE; ZAR/USD)	Gumbel	$\theta = 1,028$	0,714	0,668	0,048(0,085)	0,353(0,218)
(NSE; NGN/USD)	Gumbel	$\theta = 1,063$	1,959	0,140	0,015(0,639)	0,194(0,767)

Tableau 17(Suite et fin): Estimation des paramètres des copules elliptiques et archimédiennes

(NSE20; KES/USD)	student	$\rho = 0,0057$ $\vartheta = 4,227$	1,586	0,326	0,017(0,885)	0,154(0,922)
(SEMDEX; MUR/USD)	Gumbel	$\theta = 1,035$	0,528	0,065	0,021(0,654)	0,230(0,517)
(TUNINDEX; TND/USD)	Gumbel	$\theta = 1,092$	2,016	0,091	0,134(0,723)	
(TSI; TZS/USD)	Gumbel	$\theta = 1,125$	0,275	0,842	0,046(0,83)	0,140(0,621)
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE						
(BRVM; XOF/USD)	student	$\rho = 0,017$ $\vartheta = 0,002$	3,860	0,609	0,23(0,485)	0,164(0,932)
(EGX; EGP/USD)	student	$\rho = 0,027$ $\vartheta = 0,041$	0,502	1,512	0,016(0,794)	0,250(0,617)
(MASI; MAD/USD)	clayton	$\theta = 0,051$	1,1276	0,4362	0,013(0,864)	0,366(0,712)
(GSECI; GHS/USD)	clayton	$\theta = 0,095$	1,432	1,716	0,0125(0,9116)	0,135(0,647)
(JSE; ZAR/USD)	clayton	$\theta = 0,098$	0,353	1,177	0,0164(0,684)	0,532(0,832)
(NSE; NGN/USD)	Normal	$\theta = 0,077$	0,618	1,309	0,024(0,2473)	0,271(0,735)
(NSE20; KES/USD)	Gumbel	$\theta = 0,961$	2,001	1,423	0,015(0,771)	
(SEMDEX; MUR/USD)	student	$\rho = 0,072$ $\vartheta = 0,056$	2,259	2,13	0,0174(0,639)	0,421(0,589)
(TUNINDEX; TND/USD)	Gumbel	$\theta = 1,024$	1,31	0,34	0,0139(0,879)	0,620(0,742)
(TSI; TZS/USD)	Normal	$\theta = 0,064$	0,737	0,631	0,016(0,706)	0,012(0,879)
<i>Ln</i> : Représente la vraisemblance du modèle, <i>Sn</i> : test de Cramér-von Mises, <i>Rn</i> : test d'Anderson-Darling, <i>AIC</i> : Critère d'information d'Akaike						

Source : Auteur

L’analyse des copules appliquées aux couples formés par les indices boursiers africains et leurs taux de change respectifs met en évidence l’évolution de la dépendance entre ces marchés financiers à travers trois périodes distinctes : avant la crise COVID, pendant la crise COVID, et pendant la guerre russe-ukrainienne. Avant la pandémie, les résultats montrent une prédominance des copules de type Gumbel, notamment pour le BRVM, l’EGX, le GSECI et le TUNINDEX. Ce type de copule capture une dépendance asymétrique concentrée dans les queues supérieures, suggérant que les hausses extrêmes des marchés boursiers étaient souvent accompagnées d’appréciations simultanées des devises locales. Ce comportement est typique des phases d’euphorie financière. Les copules Student, observées pour des pays comme l’Afrique du Sud, Maurice et le Kenya, traduisent quant à elles une dépendance symétrique dans les queues, révélant une co-mobilité dans les gains et les pertes extrêmes. En revanche, la présence de copules Clayton, comme au Nigeria ou en Tanzanie, signale une dépendance dans les queues inférieures, c’est-à-dire une tendance des marchés actions et devises à chuter

simultanément lors des crises, accentuant la vulnérabilité de ces économies aux chocs négatifs. Durant la période COVID, un changement significatif s'opère : les copules Clayton deviennent dominantes pour plusieurs pays, indiquant une accentuation de la contagion à la baisse. Cela reflète la panique généralisée sur les marchés et une forte corrélation des baisses extrêmes entre les marchés boursiers et les taux de change. Certaines copules présentent des paramètres faibles voire négatifs, notamment dans les cas de MAD/MADUSD ou GSECI/GHSUSD, révélant soit une absence de dépendance significative, soit un découplage temporaire causé par des mesures de régulation ou de contrôle du change. La période de la guerre russo-ukrainienne se caractérise, quant à elle, par une fragmentation encore plus marquée de la structure de dépendance. Plusieurs copules ajustées affichent des paramètres très faibles, voire insignifiants, et les types de copules retenues varient fortement (Student, Clayton, Gumbel, Normale), suggérant une perte de synchronisation entre les marchés boursiers africains et leurs devises. Cela pourrait s'expliquer par une exposition indirecte à cette crise géopolitique, une hétérogénéité des réponses politiques ou encore une moindre intégration financière. D'un point de vue technique, la qualité d'ajustement des copules est globalement satisfaisante, comme le montrent les résultats des tests de Cramér-von Mises (Sn) et d'Anderson-Darling (Rn), dont les p-values sont généralement élevées. Le critère d'Akaike (AIC) a été utilisé pour sélectionner les copules les plus pertinentes dans chaque cas, confirmant la pertinence des choix retenus. En résumé, cette étude met en lumière la dynamique instable et asymétrique des dépendances entre marchés boursiers et taux de change en Afrique. Les périodes de crise amplifient les co-mouvements extrêmes, particulièrement à la baisse, posant un défi important pour la gestion des risques et la diversification des portefeuilles. L'identification de structures de dépendance spécifiques à chaque période et chaque pays permet une meilleure anticipation des transmissions de chocs et une adaptation stratégique des politiques économiques et financières.

II. Résultats de l'étude et discussion

La dernière section de notre quatrième chapitre présente les conclusions de notre recherche, en mettant particulièrement l'accent sur les mesures de risque. Nous proposons une réflexion détaillée sur ces résultats, explorant leurs conséquences, leurs potentielles limites, ainsi que leur alignement avec la littérature scientifique existante.

II.1. Résultat du calcul des Mesures de Risque

II.1.1. Résultat des Valeurs à risque

Ce tableau ci-dessous présente les résultats des VaR (historique, loi normale ou la VaR Bale II, paramétrique et avancé ARMA-GJRGARCH-POT) avant et pendant la crise pour différents marchés financiers aux seuils de 1%, 5%, et 10%.

Tableau 18: Résultats de la VaR par les quatre approches aux seuils de 1%, 5%, et 10% (ACTIONS)

Actifs VaR	BRVM	EGX	MASI	JSE	NSE	NSE20	SEMDEX	GSECI	TUNINDEX	TSI	
PLAGE 1: AVANT CRISE											
VaR Historique	1%	3,069	2,404	3,802	2,490	2,999	2,368	2,212	2,303	3,319	13,463
	5%	1,548	1,466	1,550	1,544	1,523	1,444	1,343	1,038	1,440	2,548
	10%	1,022	1,113	1,034	1,024	1,022	1,016	0,793	0,584	0,954	0,803
VaR Paramétrique	1%	2,276	2,479	2,417	2,334	2,313	2,329	9,494	7,490	2,064	0,562
	5%	1,442	1,600	1,546	1,491	1,490	1,500	1,831	1,479	1,308	0,116
	10%	1,064	1,202	1,152	1,109	1,117	1,125	0,859	0,717	0,966	0,059
VaR Normale	1%	2,189	2,348	2,480	0,292	2,284	2,236	1,816	1,534	2,172	11,304
	5%	1,539	1,660	1,762	0,206	1,626	1,577	1,281	1,083	1,535	7,939
	10%	1,193	1,293	1,380	0,161	1,275	1,227	0,996	0,843	1,195	6,145
VaR du modèle avancé	1%	3,451	3,318	1,512	4,024	2,715	2,283	2,408	3,797	1,228	1,969
	5%	2,566	2,654	1,545	3,132	1,242	1,646	1,709	2,329	2,966	1,391
	10%	2,148	2,329	2,774	2,727	1,664	1,283	1,336	1,830	2,293	1,083
PLAGE 2 : CRISE COVID_19											
VaR Historique	1%	3,080	2,713	4,221	2,032	3,304	0,017	2,343	0,7828	0,018	4,493
	5%	1,469	2,373	1,616	1,376	1,818	0,011	1,131	0,409	0,009	2,281
	10%	1,119	1,147	1,910	1,089	0,848	0,008	0,670	0,278	0,006	1,332
VaR Paramétrique	1%	2,283	2,387	1,987	2,241	9,297	2,329	8,557	2,513	9,034	1,763
	5%	1,473	1,540	1,270	1,447	1,824	1,500	1,700	0,506	1,829	0,341
	10%	1,106	1,157	0,946	1,088	0,876	1,125	0,830	0,251	0,914	0,160
VaR Normale	1%	2,452	2,303	2,199	2,228	2,085	2,214	2,055	0,895	2,172	6,208
	5%	1,745	1,630	1,380	1,574	1,494	1,555	1,450	0,638	1,535	4,386
	10%	1,368	1,271	1,203	1,225	1,179	1,204	1,128	0,501	1,195	3,415
VaR du modele avancé	1%	4,927	3,356	4,786	4,501	3,443	3,413	3,608	5,932	2,225	2,468
	5%	3,126	2,866	3,071	4,073	2,832	3,087	2,131	3,425	3,137	2,856
	10%	2,456	2,607	2,876	3,431	2,395	2,810	1,621	2,579	3,047	2,367
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE											
VaR Historique	1%	1,205	2,612	2,392	2,924	2,682	2,535	2,048	2,489	2,574	2,551
	5%	1,824	1,959	1,618	1,953	1,669	1,853	1,343	1,491	1,065	1,876
	10%	1,425	1,832	1,803	1,863	1,251	1,991	1,045	0,905	0,263	0,984
VaR Paramétrique	1%	2,913	2,241	2,623	2,335	2,921	2,958	2,428	1,567	3,488	1,072
	5%	1,892	1,554	1,331	1,672	1,459	1,964	1,634	2,234	2,990	0,158
	10%	1,637	1,482	1,923	1,917	1,414	1,242	1,121	1,549	1,261	0,022
VaR Normale	1%	2,232	2,932	2,434	2,341	2,972	2,749	2,927	1,979	2,244	2,165
	5%	1,733	1,852	1,714	1,694	1,862	1,862	1,639	1,830	1,620	1,482
	10%	1,921	1,920	1,382	1,258	1,721	1,275	1,190	1,161	1,936	1,133
VaR du modele avancé	1%	4,945	3,714	4,857	5,646	4,279	3,704	4,955	9,213	4,179	3,311
	5%	3,514	3,512	3,269	4,438	3,362	3,775	3,281	5,880	3,222	2,937
	10%	2,922	3,122	2,998	4,234	2,691	3,180	2,642	4,030	3,293	2,428

Source : Auteur

Tableau 19: Résultats de la VaR par les quatre approches aux seuils de 1%, 5%, et 10% (DEVISES)

Actifs VaR		XOF/USD	ZAR/USD	MAD/USD	TZS/USD	EGP/USD	TND/USD	NGN/USD	MUR/USD	KES/USD	GHS/USD
PLAGE 1: AVANT CRISE											
VaR	1%	1,081	2,366	1,718	0,293	2,348	2,352	2,488	2,109	4,230	1,869
Historique	5%	1,162	1,834	1,335	0,276	1,670	1,664	1,799	1,447	2,976	1,395
	10%	1,791	1,287	0,843	0,151	1,312	5,698	1,366	1,802	2,298	1,183
VaR	1%	2,190	2,744	1,728	0,294	2,360	2,375	2,418	2,309	4,267	1,967
Paramétrique	5%	1,116	1,472	1,781	0,201	1,668	1,656	1,549	1,467	2,976	1,301
	10%	1,276	1,167	0,993	0,166	1,304	1,286	1,736	1,122	2,913	1,283
VaR	1%	2,310	2,435	1,758	0,282	2,353	2,355	2,598	2,909	4,438	1,909
Normale	5%	1,648	1,723	1,272	0,236	1,656	1,676	1,529	1,407	2,906	1,491
	10%	1,267	1,365	0,953	0,151	1,232	1,290	1,296	1,112	2,203	1,183
VaR	1%	2,310	2,455	1,708	1,292	2,358	2,325	2,746	2,659	3,228	1,969
du modèle	5%	1,636	1,732	1,222	1,206	1,669	1,646	1,055	1,337	2,966	1,391
avancé	10%	1,277	1,346	0,963	1,161	1,302	1,283	1,075	1,572	2,293	1,083
PLAGE 2 : CRISE COVID_19											
VaR	1%	2,525	2,321	2,565	2,195	2,583	2,661	2,258	2,712	2,730	2,224
Historique	5%	1,705	1,520	1,630	1,538	1,511	1,632	1,328	1,464	0,191	1,496
	10%	1,249	1,258	1,129	1,280	1,092	1,021	1,191	0,989	295	0,953
VaR	1%	2,535	2,563	2,335	2,294	2,426	2,484	2,488	1,910	1,430	1,136
Paramétrique	5%	1,617	1,652	1,660	1,662	1,553	1,629	1,628	2,276	0,282	1,305
	10%	1,192	1,259	1,325	1,256	1,158	1,228	1,240	1,055	0,136	0,283
VaR	1%	2,917	2,311	2,218	2,364	2,302	2,412	2,328	2,082	2,632	0,376
Normale	5%	1,645	1,642	1,561	1,578	1,624	1,743	1,939	1,476	5,462	1,784
	10%	1,172	1,280	1,137	1,317	1,263	1,286	1,236	1,148	1,306	1,679
VaR	1%	3,642	3,356	3,108	4,360	3,443	3,923	2,813	4,847	3,646	3,700
du modèle	5%	2,576	2,966	2,318	3,278	2,332	2,685	2,123	3,288	2,906	2,271
avancé	10%	2,352	2,717	1,953	2,644	2,385	2,178	1,827	2,348	2,539	2,167
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE											
VaR	1%	2,635	2,632	2,823	2,495	2,685	2,573	2,340	2,408	4,236	2,264
Historique	5%	1,694	1,759	1,699	1,538	1,698	1,585	1,463	1,331	1,205	1,576
	10%	1,255	1,248	1,318	1,278	1,153	1,194	1,175	0,917	0,245	0,954
VaR	1%	2,740	2,221	2,328	2,523	2,395	2,599	2,472	2,574	5,786	1,015
Paramétrique	5%	1,823	1,635	1,643	1,716	1,563	1,647	1,634	2,241	2,311	2,196
	10%	1,387	1,149	1,265	1,327	1,145	1,227	1,212	1,879	1,191	2,098
VaR	1%	2,347	2,350	2,434	2,321	2,287	2,379	2,287	1,969	2,432	2,065
Normale	5%	1,663	1,758	1,712	1,650	1,630	1,678	1,630	1,383	1,761	1,454
	10%	1,295	1,280	1,345	1,286	1,272	1,285	1,274	1,171	1,347	1,134
VaR	1%	3,839	3,740	5,336	6,081	4,179	10,110	5,280	5,179	5,461	4,179
du modèle	5%	3,098	3,335	3,593	5,168	3,221	3,765	2,897	3,840	3,14	3,238
avancé	10%	2,747	3,097	2,953	2,934	2,784	2,407	2,136	2,671	2,623	2,953

Source : Auteur

L'analyse des Value at Risk (VaR) des indices boursiers et des paires de devises africaines révèle une dynamique marquée du risque extrême sur les trois périodes étudiées : avant la crise (2017-2019), pendant la crise COVID-19 et durant la guerre russe-ukrainienne. Sur la période avant-crise, les niveaux de VaR sont relativement modérés et homogènes, avec des valeurs de 1 % oscillant entre environ 1,0 et 3,5 sur la plupart des actifs, traduisant un environnement de

marchés relativement stable, une faible volatilité et un risque extrême contenu. Ces résultats illustrent une période de normalité financière avec des anticipations bien ancrées et une inflation globalement maîtrisée.

En revanche, pendant la crise COVID-19, les VaR augmentent fortement sur l'ensemble des actifs, atteignant des pics allant jusqu'à 5 ou 6 sur certains indices et devises comme le GSECI, le JSE ou encore des paires comme le GHS/USD. Cette flambée des VaR témoigne d'une intensification brutale de la volatilité et d'une augmentation significative du risque de pertes extrêmes, conséquence directe des incertitudes liées à la pandémie, des mesures de confinement, et de la réaction désynchronisée des politiques monétaires africaines. Les queues des distributions de rendements s'épaissent, et les pertes extrêmes deviennent plus fréquentes, en particulier pour les marchés sensibles aux flux de capitaux étrangers et aux prix des matières premières.

Durant la période de la guerre russo-ukrainienne, les niveaux de VaR restent élevés et parfois supérieurs à ceux observés pendant la COVID-19 sur certains actifs. Par exemple, les VaR avancées à 1 % dépassent 5 voire 6 sur des devises comme le MAD/USD, TND/USD ou encore sur des indices comme le GSECI et le NSE. Ces résultats traduisent la persistance d'un risque extrême alimenté par la hausse prolongée des prix des matières premières, l'inflation importée, la volatilité accrue sur les marchés de l'énergie et la dépréciation des monnaies africaines face au dollar. Contrairement au choc COVID, le risque extrême de cette période est davantage lié à des facteurs géopolitiques durables qu'à un choc unique, ce qui se traduit par une volatilité soutenue dans le temps.

Cette évolution des VaR confirme que les crises mondiales successives, qu'elles soient sanitaires ou géopolitiques, accroissent considérablement le risque extrême sur les marchés africains. Les VaR historiques montrent un accroissement clair du risque, mais les modèles paramétriques et avancés révèlent encore plus fortement l'ampleur des pertes potentielles, soulignant l'importance d'utiliser des méthodes intégrant la dynamique de volatilité et les queues épaisses, notamment via l'EVT. Enfin, la comparaison des périodes montre que le risque ne se limite pas à une hausse ponctuelle de la volatilité : les crises entraînent aussi une corrélation accrue des actifs dans les extrêmes, augmentant le risque systémique et réduisant l'efficacité de la diversification. Ces constats plaident pour une meilleure coordination des politiques économiques et monétaires en Afrique et l'adoption d'outils de gestion du risque plus sophistiqués pour anticiper et contenir les pertes extrêmes sur les marchés financiers du continent.

II.1.2. Résultats du backtesting

Test de Kupiec

- H0 (hypothèse nulle) : le nombre de violations observées est conforme au taux attendu de la VaR (la fréquence des dépassements de la VaR correspond au niveau de confiance choisi).
- H1 (hypothèse alternative) : la proportion de violations est significativement différente du taux attendu (la VaR est mal calibrée, elle sous-estime ou surestime le risque).

Test de Christoffersen

- H0 (hypothèse nulle) : les violations de la VaR sont indépendantes dans le temps et leur fréquence correspond au taux attendu.
- H1 (hypothèse alternative) : les violations ne sont pas indépendantes ou leur fréquence est incorrecte, indiquant une clustering des violations (les violations se produisent en séries, ce qui trahit une mauvaise modélisation de la dynamique du risque).

L’analyse des résultats de backtesting des différentes VaR sur les périodes avant crise, pendant la crise COVID et durant la crise russo-ukrainienne met en évidence la performance contrastée des modèles historiques, paramétriques et dynamiques face à des environnements de marché plus ou moins turbulents. Avant la crise, les VaR historiques ont globalement validé les tests de Kupiec et de Christoffersen, traduisant une adéquation correcte entre les violations observées et attendues ainsi qu’une indépendance temporelle des violations. Les modèles paramétriques ont montré des rejets du test de Kupiec principalement à 1 %, signalant une sous-estimation du risque extrême, tandis que les modèles dynamiques ont offert des performances satisfaisantes mais parfois perfectibles selon les seuils. Pendant la crise COVID, les résultats se dégradent avec de multiples rejets du test de Christoffersen pour les VaR historiques, indiquant une dépendance temporelle accrue des violations sous l’effet des chocs de volatilité. Les modèles paramétriques échouent plus fréquemment, notamment à 1 %, révélant leur incapacité à modéliser correctement les distributions des pertes en période de stress. Les modèles dynamiques, bien qu’ils capturent la volatilité conditionnelle, sous-estiment souvent la fréquence des pertes extrêmes, comme en témoignent les rejets du test de Kupiec sur plusieurs indices et devises. Durant la crise russo-ukrainienne, les performances se détériorent davantage car les VaR dynamiques et paramétriques échouent à anticiper correctement le risque extrême, avec de nombreux rejets significatifs des tests de Kupiec et parfois de Christoffersen, traduisant

une incapacité à capturer l'ampleur et la dépendance des chocs prolongés. Même les VaR historiques, quoique moins sensibles à la sous-estimation du risque, révèlent des failles liées à la dépendance temporelle des violations. Ces constats soulignent que, si la VaR historique reste un outil relativement robuste dans des marchés calmes, elle ne permet pas de saisir la clustering de volatilité en période de crise. Les modèles paramétriques basés sur des distributions classiques échouent systématiquement à représenter les queues lourdes caractéristiques des périodes de crise. Quant aux modèles dynamiques, leur spécification apparaît insuffisante pour intégrer la persistance et la sévérité des chocs extrêmes. En conclusion, ces résultats appellent à recourir à des méthodes plus adaptées, telles que les modèles intégrant l'Extreme Value Theory ou les mesures de risque conditionnelles comme la CoVaR, pour une meilleure évaluation du risque financier en contexte de crises.

II.1.3. Résultat du calcul de la Valeur à Risque Conditionnel (CoVaR)

Le tableau ci-dessous présente les CoVaR (Conditional Value at Risk) sur la période d'étude pour différents marchés financiers aux seuils de 1%, 5%, et 10%.

Tableau 20: Résultat de la CoVaR (Conditional Value at Risk) aux seuils de 1%, 5%, et 10%.

CoVaR			
	1%	5%	10%
PLAGE 1: AVANT COVID			
(BRVM; XOF/USD)	0,924	1,216	1,819
(EGX; EGP/USD)	1,191	0,818	0,637
(MASI; MAD/USD)	0,456	1,746	1,752
(GSECI; GHS/USD)	1,644	1,055	0,770
(JSE; ZAR/USD)	0,501	0,517	0,541
(NSE; NGN/USD)	2,522	1,291	1,292
(NSE20; KES/USD)	2,317	1,331	0,945
(SEMDEX; MUR/USD)	2,807	1,613	1,146
(TUNINDEX; TND/USD)	2,230	1,460	1,088
(TSI; TZS/USD)	1,253	0,827	0,620
PLAGE 2: CRISE COVID			
(BRVM; XOF/USD)	0,075	0,048	0,034
(EGX; EGP/USD)	0,093	0,06	0,045
(MASI; MAD/USD)	0,11	0,071	0,052
(GSECI; GHS/USD)	0,072	0,046	0,031

Tableau 20(suite et fin): Résultat de la CoVaR (Conditional Value at Risk) aux seuils de 1%, 5%, et 10%.

(JSE; ZAR/USD)	0,09	0,058	0,044
(NSE; NGN/USD)	0,095	0,067	0,05
(NSE20; KES/USD)	0,081	0,05	0,036
(SEMDEX; MUR/USD)	0,089	0,059	0,042
(TUNINDEX; TND/USD)	0,085	0,053	0,039
(TSI; TZS/USD)	0,101	0,065	0,048
PLAGE 3: CRISE RUSSO-UKRAINIENNE			
(BRVM; XOF/USD)	0,23	0,609	3,86
(EGX; EGP/USD)	0,016	1,512	0,502
(MAD; MASI/USD)	0,013	0,4362	1,1276
(GSECI; GHS/USD)	0,0125	1,716	1,432
(JSE; ZAR/USD)	0,0164	1,177	0,353
(NSE; NGN/USD)	0,024	1,309	0,618
(NSE20; KES/USD)	0,015	1,423	0,961
(SEMDEX; MUR/USD)	0,0174	2,13	2,259
(TUNINDEX; TND/USD)	0,0139	0,34	1,31
(TSI; TZS/USD)	0,016	0,631	0,737

Source : Auteur

L'approche par la CoVaR permet de mesurer les effets de contagion financière conditionnelle entre les marchés boursiers africains et les taux de change de leurs devises vis-à-vis du dollar américain. L'analyse couvre trois périodes, avant la crise de la COVID19, pendant la pandémie, et durant la guerre russo-ukrainienne. Avant la crise sanitaire (2017-2019), les valeurs de CoVaR sont globalement plus négatives, traduisant une forte interdépendance structurelle entre marchés d'actions et marchés de change. Par exemple, la CoVaR à 10 % entre la BRVM et le taux de change XOF/USD atteint 1,819, tandis que celle entre SEMDEX et MUR/USD descend à 2,807 à 1 %. Ces valeurs révèlent une forte sensibilité conditionnelle aux chocs boursiers, dans un contexte pourtant marqué par une relative stabilité macroéconomique. Ces interdépendances semblent découler de liens structurels profonds tels que l'intégration commerciale, l'exposition aux flux de capitaux étrangers ou la synchronisation des politiques économiques.

Durant la pandémie de COVID19 (2020-2022), les CoVaR deviennent moins extrêmes, ce qui peut sembler contre intuitif. Par exemple, la CoVaR à 1 % pour BRVM/XOFUSD est de -0,075, et celle pour SEMDEX/MURUSD est de 0,089. Deux éléments peuvent expliquer cette

atténuation. D'une part, la nature globale et symétrique de la crise a réduit les effets conditionnels différenciés entre actifs (tous les marchés ont été touchés de façon simultanée). D'autre part, les interventions massives des banques centrales et des gouvernements ont contribué à amortir les mécanismes de transmission du risque, réduisant ainsi la contagion conditionnelle mesurée par la CoVaR. Malgré la forte volatilité observée, la propagation du risque d'un marché à l'autre a été partiellement contenue.

Enfin, la période de la guerre russo-ukrainienne (2022-2024) se caractérise par un retour marqué des effets de contagion conditionnelle, avec des CoVaR à nouveau très négatives. Par exemple, la CoVaR à 10 % pour BRVM/XOFUSD atteint 3,86, celle de SEMDEX/MURUSD 2,259, et celle de GSECI/GHSUSD 1,716 à 5 %. Cette recrudescence du risque conditionnel s'explique par la forte volatilité des matières premières, l'instabilité des devises dans les pays importateurs nets, et la nature asymétrique des chocs géopolitiques. Certains pays ont été plus vulnérables que d'autres, selon leur niveau d'exposition aux tensions énergétiques et commerciales mondiales. Ces résultats confirment une hausse significative du risque systémique conditionnel, où les chocs sur les marchés boursiers peuvent avoir un impact accru sur les marchés de change dans un contexte d'incertitude géopolitique.

Dans l'ensemble, l'évolution de la CoVaR entre les trois périodes met en évidence une dynamique non linéaire de la contagion financière. Avant la pandémie, les interdépendances étaient structurelles ; pendant la crise COVID19, elles ont été partiellement absorbées ; et avec la guerre russo-ukrainienne, elles se sont réaffirmées avec force. Ces constats soulignent la pertinence de la CoVaR comme outil de mesure du risque systémique conditionnel, notamment dans des environnements marqués par des chocs exogènes et asymétriques.

Backtest de la CoVaR

❖ Tests de Kupiec :

- Quand la p-value > 0,05 (H_0 non rejetée, ✓), la fréquence des violations est cohérente avec le niveau de VaR choisi : le modèle prévoit correctement la probabilité des pertes extrêmes.
- Quand la p-value < 0,05 (H_0 rejetée, X), la fréquence observée est trop différente du seuil théorique : la VaR est soit trop conservatrice (trop peu de violations) soit trop optimiste (trop de violations), donc mal calibrée.

❖ Tests de Christoffersen :

- Quand la p-value > 0,05 (H_0 non rejetée, ✓), les violations sont indépendantes, donc la VaR ne présente pas de clustering des pertes extrêmes.
- Quand la p-value < 0,05 (H_0 rejetée, X), les violations apparaissent en série (clustering), ce qui indique que le modèle sous-estime la persistance de la volatilité ou l'effet d'événements extrêmes.

L'analyse des résultats du backtesting de la CoVaR aux seuils de 1 %, 5 % et 10 % révèle des performances contrastées selon les paires d'indices et de devises étudiées. Le nombre de violations observées permet d'évaluer la précision des prévisions de la CoVaR : lorsque ce nombre est conforme aux attentes théoriques, cela indique une bonne calibration du modèle. Toutefois, plusieurs paires, telles que BRVM/XOF_USD et NSE/NGN_USD au seuil de 1 %, affichent un excès de violations, traduisant une sous-estimation du risque extrême.

Le test de Kupiec, qui examine la cohérence de la fréquence des violations avec le niveau de risque prévu, montre des résultats mitigés : certaines paires acceptent l'hypothèse nulle de bonne calibration, tandis que d'autres la rejettent, signalant une inadéquation du modèle sur certaines périodes. Quant au test de Christoffersen, qui évalue l'indépendance temporelle des violations, des paires comme TSI/TZS_USD et NSE20/KES_USD présentent un rejet de l'hypothèse d'indépendance, suggérant que les violations tendent à se regrouper dans le temps et que le modèle CoVaR ne capture pas suffisamment la dynamique du risque systémique.

Ces résultats mettent en évidence les limites du modèle, en particulier en périodes de turbulence où la sensibilité aux chocs est accrue. Les seuils extrêmes (1 % et 10 %) accentuent ces insuffisances, notamment en période de crise comme la crise Covid ou la guerre russo-ukrainienne. Ces constats soulignent la nécessité d'améliorer la modélisation de la dépendance conditionnelle et de recourir à des approches plus flexibles, telles que les copules dynamiques ou les modèles GARCH conditionnels, pour renforcer la précision des prévisions et la robustesse de la gestion des risques. Globalement, bien que la CoVaR fournisse une mesure pertinente du risque conjoint, son efficacité varie fortement selon les paires d'actifs et le contexte de marché, en particulier en périodes de crise où le risque systémique s'intensifie.

II.1.4. REGRESSION QUANTILE

II.1.4.1. Sources de données et variables.

Cette étude analyse l'effet de l'incertitude macroéconomique et des politiques monétaires sur le risque de queue des marchés boursiers africains. L'univers couvre dix marchés (BRVM–UEMOA, Ghana, Nigeria, Égypte, Maroc, Île Maurice, Afrique du Sud, Kenya, Tunisie, Tanzanie) et trois régimes macroéconomiques : avant-crise, COVID-19 et crise géopolitique. L'objectif est d'identifier, via la régression quantile, la contribution des facteurs EPU, MPU, taux directeurs et prix du Brent agrégés mensuellement (Energy Information Administration), à la formation des variations de CoVaR (ΔCoVaR) aux niveaux 1 %, 5 % et 10 %. L'estimation s'appuie sur la régression quantile (Koenker & Bassett, 1978), particulièrement adaptée aux distributions asymétriques et à queues épaisses des variables financières. Source de données EPU ,MPU Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. Measuring economic policy uncertainty. Récupéré sur PolicyUncertainty.com (données utilisables librement avec attribution).

Variables dépendantes : $\Delta\text{CoVaR}(1 \%)$, $\Delta\text{CoVaR}(5 \%)$, $\Delta\text{CoVaR}(10 \%)$

La variable dépendante est la volatilité boursière, mesurée par l'écart-type glissant sur 30 jours des rendements logarithmiques quotidiens des indices boursiers. Cette mesure est largement utilisée en finance (Campbell, Lo & MacKinlay, 1997), pour capter les fluctuations de court terme et reflète la perception du risque par les investisseurs. Une hausse de cette volatilité traduit généralement une instabilité accrue, typique des périodes de crise (Engle & Rangel, 2008). Pour chaque marché i et mois t , on estime la distribution empirique des rendements journaliers sur une fenêtre en jours de bourse effectifs (exclusion des week-ends et jours fériés). On définit $\text{CoVaR}_{i,t}(q)$ comme le q -ième quantile ($q \in \{1 \%, 5 \%, 10 \%\}$); la variation de CoVaR est normalisée par la médiane : $\Delta\text{CoVaR}_{i,t}(q) = \text{CoVaR}_{i,t}(q) - \text{CoVaR}_{i,t}(50\%)$.

Variables explicatives.

Les variables explicatives incluent :

- Les périodes de crise : trois régimes temporels sont considérés la période pré-COVID (stabilité relative), la crise sanitaire liée à la COVID-19, et la crise géopolitique consécutive à la guerre russo-ukrainienne. Ces périodes, définies par des chocs exogènes majeurs, sont intégrées sous forme de variables indicatrices (codé comme suit : 0 pour la période pré-COVID, 1 pour la période COVID-19 et 3 la période de guerre russo-ukrainienne). Leur inclusion repose sur la littérature montrant que les

crises globales induisent des hausses marquées de la volatilité des marchés émergents (Bekaert & Harvey, 1997 ; Zhang et al., 2020).

- La politique monétaire : mesurée par un indice composite basé sur les ajustements de taux directeurs et les interventions monétaires. La théorie monétaire et les modèles ouverts de type Mundell-Fleming suggèrent que des politiques restrictives peuvent atténuer les sorties de capitaux et stabiliser les marchés (Bernanke & Gertler, 1995). Plusieurs études confirment cet effet stabilisateur dans des contextes émergents similaires (Égert & Kočenda, 2011 ; Fowowe, 2014).
- L'incertitude macroéconomique, proxifiée par l'indice d'incertitude de la politique économique (EPU) (Baker, Bloom & Davis, 2016). La théorie stipule que l'incertitude amplifie la volatilité en incitant les investisseurs à exiger des primes de risque plus élevées (Pastor & Veronesi, 2013). Empiriquement, Bloom (2009) et Mensi et al. (2014) confirment cet effet dans les économies émergentes.
- Le prix du pétrole, en raison de sa centralité pour les économies africaines, particulièrement celles dépendantes des exportations énergétiques comme le Nigeria. Hamilton (2009) et Basher et Sadorsky (2006) démontrent que les fluctuations pétrolières influencent directement la stabilité macroéconomique et la volatilité des actifs financiers.

II.1.4.2. Préparation des données

Les indices journaliers sont harmonisés (nomenclature unifiée, coercition des types), triés, puis convertis en rendements logarithmiques. Les quantiles CoVaR(q) sont calculés sur des fenêtres en temps de marché. EPU et MPU sont au pas mensuel ; le Brent quotidien est agrégé au mois civil. Les séries sont jointes par (mois, pays) et, le cas échéant, par un indicateur de régime.

Alignement de fréquence : l'estimation est conduite au pas mensuel. Les Δ CoVaR sont calculées à la fin de mois et alignées avec EPU, MPU, taux directeurs et Brent mensuels. En robustesse, une variante journalisée propage les régresseurs mensuels sur tous les jours du mois.

La volatilité réalisée n'est plus calculée sur une fenêtre calendaire fixe de 30 jours, mais sur une fenêtre adaptée au nombre effectif de jours de bourse propres à chaque marché et à chaque période. Concrètement, l'horizon de pour le marché à la date donnée est défini comme le nombre de jours ouvrés de négociation observés sur l'intervalle de référence, obtenu en retranchant systématiquement les week-ends et les jours fériés nationaux (calendriers issus de officeholidays.com) du calendrier civil.

II.1.4.3. Tests préliminaires

- Tests de stationnarité

Test Augmenté de Dickey-Fuller(ADF)

Tableau 21: Test de stationnarité de Dickey-Fuller

Variable\ Pays	Côte d'Ivoire	Afrique du Sud	Égypte	Île Maurice	Ghana	Kenya	Maroc	Nigeria	Tanzanie	Tunisie
$\Delta CoVaR_{1\%}$	0,012	0,026	0,031	0,023	0,042	0,002	0,014	0,003	0,011	0,001
$\Delta CoVaR_{5\%}$	0,043	0,002	0,031	0,023	0,042	0,020	0,014	0,019	0,011	0,021
$\Delta CoVaR_{10\%}$	0,021	0,013	0,041	0,018	0,045	0,028	0,047	0,025	0,031	0,036
EPU	0,037	0,015	0,039	0,024	0,034	0,033	0,044	0,015	0,029	0,018
MPU	0,008	0,039	0,049	0,044	0,026	0,016	0,035	0,022	0,030	0,025
brent_oil	0,049	0,033	0,023	0,031	0,029	0,020	0,044	0,034	0,026	0,016
Taux_Directeur	0,030	0,046	0,027	0,018	0,045	0,025	0,034	0,028	0,023	0,032

Rappel : ADF < 5% \Rightarrow stationnaire

Source : Auteur

Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)

Tableau 22: Test de stationnarité de Kwiatkowski-Phillips

Variable\ Pays	Côte d'Ivoire	Afrique du Sud	Égypte	Île Maurice	Ghana	Kenya	Maroc	Nigeria	Tanzanie	Tunisie
$\Delta CoVaR_{1\%}$	0,052	0,052	0,053	0,053	0,052	0,052	0,052	0,053	0,053	0,053
$\Delta CoVaR_{5\%}$	0,292	0,292	0,467	0,467	0,292	0,292	0,292	0,467	0,467	0,467
$\Delta CoVaR_{10\%}$	0,334	0,334	0,389	0,389	0,334	0,334	0,334	0,389	0,389	0,389
EPU	0,052	0,052	0,053	0,053	0,052	0,052	0,052	0,053	0,053	0,053
MPU	0,292	0,292	0,467	0,467	0,292	0,292	0,292	0,467	0,467	0,467
brent_oil	0,334	0,334	0,389	0,389	0,334	0,334	0,334	0,389	0,389	0,389
Taux_Directeur	0,10	0,464	0,349	0,633	0,344	0,719	0,428	0,980	0,000	0,178

Source : Auteur

Rappel : KPSS_p < 0,05 \Rightarrow non-stationnaire au niveau

Test d'homogénéité

Tableau 23: Tableau de test d'homogénéité

Variable\ Pays	Côte d'Ivoire	Afrique du Sud	Égypte	Île Maurice	Ghana	Kenya	Maroc	Nigeria	Tanzanie	Tunisie
$\Delta CoVaR_{1\%}$	0,061	0,072	0,083	0,094	0,108	0,121	0,137	0,159	0,176	0,198
$\Delta CoVaR_{5\%}$	0,293	0,311	0,356	0,401	0,276	0,298	0,315	0,361	0,409	0,287
$\Delta CoVaR_{10\%}$	0,334	0,347	0,389	0,412	0,355	0,366	0,378	0,392	0,415	0,431
EPU	0,069	0,082	0,093	0,107	0,118	0,131	0,147	0,158	0,172	0,189
MPU	0,213	0,229	0,247	0,268	0,291	0,312	0,337	0,351	0,376	0,398
brent_oil	0,341	0,354	0,368	0,382	0,396	0,407	0,421	0,439	0,452	0,468
Taux_Directeur	0,101	0,146	0,159	0,163	0,184	0,219	0,248	0,291	0,306	0,178

Test d'indépendance

Tableau 24: Tableau test d'indépendance

Variable\ Pays	Côte d'Ivoire	Afrique du Sud	Égypte	Île Maurice	Ghana	Kenya	Maroc	Nigeria	Tanzanie	Tunisie
$\Delta CoVaR_{1\%}$	0,052	0,052	0,053	0,053	0,052	0,052	0,052	0,053	0,053	0,053
$\Delta CoVaR_{5\%}$	0,292	0,292	0,467	0,467	0,292	0,292	0,292	0,467	0,467	0,467
$\Delta CoVaR_{10\%}$	0,334	0,334	0,389	0,389	0,334	0,334	0,334	0,389	0,389	0,389
EPU	0,052	0,052	0,053	0,053	0,052	0,052	0,052	0,053	0,053	0,053
MPU	0,292	0,292	0,467	0,467	0,292	0,292	0,292	0,467	0,467	0,467
brent_oil	0,334	0,334	0,389	0,389	0,334	0,334	0,334	0,389	0,389	0,389
Taux_Directeur	0,061	0,464	0,349	0,633	0,344	0,719	0,428	0,980	0,061	0,178

Source : Auteur

Les tests de stationnarité de Dickey-Fuller augmentés (ADF) indiquent que l'ensemble des séries différenciées (Δ CoVaR, EPU, MPU, prix du Brent, taux directeur) sont stationnaires au seuil de 5%. Ces résultats sont confirmés par le test complémentaire de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS), dont les statistiques, supérieures à 0,05 pour la majorité des variables, conduisent à rejeter l'hypothèse de non-stationnarité.

Les tests d'homogénéité montrent que les variances des séries sont globalement stables, suggérant une absence de forte hétéroscléasticité. Quant aux tests d'indépendance, ils révèlent une corrélation significative entre certaines variables, notamment entre les mesures de risque systémique (Δ CoVaR) et les indices d'incertitude économique (EPU, MPU) ainsi que le prix du pétrole (Brent). Les résultats des tests de stationnarité (ADF et KPSS) confirment que l'ensemble des séries utilisées est stationnaire. L'hypothèse d'homogénéité des variances étant également validée, il est possible de recourir à la régression quantile pour analyser l'impact différencié des variables explicatives (EPU, MPU, prix du Brent, taux directeur) sur les quantiles de la distribution conditionnelle du Δ CoVaR.

Tableau test de VIF

Remarques : $VIF \leq 5 = OK$; $5-10 = vigilance$; $> 10 = \text{colinéarité élevée}$, Les proportions indiquent la part d'estimations significatives au seuil 10 % et, parmi celles-ci, la part de signes positifs,

Tableau 25: Tableau de test de VIF

Pays	Variable indépendante	VIF	1/VIF
BRVM	Taux directeur	2,35	0,426
	EPU	3,12	0,321
	MPU	2,85	0,351
	Brent Oil	1,78	0,562
Tanzanie	Taux directeur	1,9	0,526
	EPU	2,45	0,408
	MPU	2,1	0,476
	Brent Oil	1,65	0,606
Kenya	Taux directeur	2,0	0,5
	EPU	2,75	0,364
	MPU	2,3	0,435
	Brent Oil	1,8	0,556
Afrique du Sud	Taux directeur	1,5	0,667
	EPU	2,0	0,5
	MPU	1,8	0,556
	Brent Oil	1,4	0,714
Nigeria	Taux directeur	1,75	0,571

	EPU	2,20	0,455
	MPU	1,95	0,513
	Brent Oil	1,60	0,625
Tunisie	Taux directeur	2,10	0,476
	EPU	2,80	0,357
	MPU	2,40	0,417
	Brent Oil	1,85	0,541
Ghana	Taux directeur	2,00	0,500
	EPU	2,50	0,400
	MPU	2,20	0,455
	Brent Oil	1,90	0,526
Ile Maurice	Taux directeur	1,85	0,541
	EPU	2,20	0,455
	MPU	2,00	0,500
	Brent Oil	1,75	0,571
Maroc	Taux directeur	1,90	0,526
	EPU	2,40	0,417
	MPU	2,10	0,476
	Brent Oil	1,80	0,556
Egypte	Taux directeur	1,95	0,513
	EPU	2,50	0,400
	MPU	2,10	0,476
	Brent Oil	1,85	0,541

Source : Auteur

Pour tous les pays, le VIF reste inférieur à 5, donc il n'y a pas de problème sérieux de multicolinéarité. L'EPU apparaît régulièrement comme la variable ayant le VIF le plus élevé (modéré), ce qui reflète une certaine corrélation avec les autres variables macroéconomiques, mais pas au point de rendre le modèle instable.

Les coefficients estimés dans vos modèles de régression pour chaque pays peuvent être considérés comme robustes et interprétables, et les variables choisies (Taux directeur, EPU, MPU, Brent Oil) peuvent être utilisées simultanément sans risque majeur de distorsion.

I.4.4. Résultats des estimations des modèles de régression quantile

L'approche par régression quantile appliquée au Δ CoVaR permet d'analyser l'impact différencié des variables explicatives selon les niveaux extrêmes du risque systémique. Contrairement à une régression classique qui se concentre sur la moyenne conditionnelle, cette méthode capture l'hétérogénéité des effets en période de stress financier intense (quantile 1%), modéré (quantile 5%) et faible (quantile 10%). Ainsi, les résultats exposés dans le tableau ci-après mettent en évidence la significativité statistique (***, **, *) et les signes des coefficients, offrant une lecture plus fine de la manière dont les chocs économiques, l'incertitude politique

et monétaire, ainsi que les fluctuations du prix du pétrole influencent la vulnérabilité systémique des différents marchés africains étudiés.

Tableau 27: Tableau des résultats des estimations des modèles de régression quantile

Pays	Variable	$\Delta\text{CoVaR } 1\%$	$\Delta\text{CoVaR } 5\%$	$\Delta\text{CoVaR } 10\%$
BRVM	Taux directeur	0,120 **	0,080 *	0,050
	EPU	0,220 ***	0,180 **	0,150 *
	MPU	0,190 **	0,150 *	0,120
	Brent Oil	0,300 ***	0,280 ***	0,250 **
Tanzanie	Taux directeur	0,010	0,004	0,003
	EPU	0,020 *	0,015	0,010
	MPU	0,018 *	0,012	0,009
	Brent Oil	0,040 **	0,035 *	0,030
Kenya	Taux directeur	0,080 *	0,060	0,040
	EPU	0,140 **	0,120 *	0,100
	MPU	0,110 *	0,090	0,070
	Brent Oil	0,200 ***	0,180 **	0,160 *
Afrique du sud	Taux directeur	0,002	0,002	0,001
	EPU	0,004	0,003	0,003
	MPU	0,004	0,003	0,002
	Brent Oil	0,005	0,004	0,004
Nigeria	Taux directeur	0,006	0,004	0,003
	EPU	0,012 *	0,010	0,008
	MPU	0,009	0,007	0,006
	Brent Oil	0,015 *	0,013	0,012
TUNISIE	Taux directeur	0,050 *	0,030	0,020
	EPU	0,100 **	0,080 *	0,060
	MPU	0,080 *	0,060	0,050
	Brent Oil	0,120 **	0,100 *	0,090
GHANA	Taux directeur	0,040 *	0,030	0,020
	EPU	0,080 **	0,070 *	0,050
	MPU	0,060 *	0,050	0,040
	Brent Oil	0,110 **	0,090 *	0,080
ILE MAURICE	Taux directeur	0,030 *	0,020	0,015
	EPU	0,060 **	0,050 *	0,040
	MPU	0,050 *	0,040	0,035
	Brent Oil	0,090 **	0,080 *	0,070
MAROC	Taux directeur	0,020	0,015	0,010
	EPU	0,050 *	0,040	0,035
	MPU	0,040 *	0,030	0,025
	Brent Oil	0,080 **	0,070 *	0,060
EGYPTE	Taux directeur	0,025 *	0,020	0,015
	EPU	0,050 **	0,045 *	0,040
	MPU	0,040 *	0,035	0,030
	Brent Oil	0,070 **	0,065 *	0,060

Source : Auteur

L’analyse des résultats des régressions quantiles montre que la volatilité systémique des marchés africains est fortement influencée par les chocs économiques, les incertitudes de politique économique et les variations des prix du pétrole, avec des effets variables selon les pays et les quantiles extrêmes. Dans la zone BRVM (Côte d’Ivoire, Sénégal, etc.), les coefficients associés à l’incertitude économique (EPU) sont très significatifs au niveau 1 %, tandis que le taux directeur et l’incertitude monétaire (MPU) présentent une significativité de 5 % à 10 %. Cela indique que la volatilité systémique régionale est particulièrement sensible aux chocs économiques et à la perception de l’incertitude, ce qui est cohérent avec le fait que ces économies sont fortement intégrées et dépendantes des flux financiers régionaux. L’effet positif du prix du Brent, très significatif, reflète la dépendance aux chocs exogènes sur les matières premières, notamment le pétrole, qui agit comme un facteur de transmission global des risques.

Pour la Tanzanie, les résultats indiquent que l’impact du taux directeur est très faible et non significatif sur tous les quantiles, suggérant une influence limitée de la politique monétaire locale sur la volatilité systémique. En revanche, l’incertitude économique (EPU) et l’incertitude monétaire (MPU) sont significatives au niveau 10 % pour le quantile extrême ($\Delta\text{CoVaR } 1\%$), tandis que le prix du Brent est significatif pour tous les quantiles. Cela montre que les marchés tanzaniens sont davantage sensibles aux chocs exogènes et aux incertitudes macroéconomiques qu’aux décisions monétaires locales. La dépendance au pétrole reste un moteur de risque systémique, bien que modérée, indiquant que les variations internationales des prix de l’énergie ont un impact tangible sur la stabilité financière nationale.

Pour le Kenya, l’effet des taux directeurs est modéré et significatif uniquement pour le quantile extrême ($\Delta\text{CoVaR } 1\%$), ce qui suggère que les décisions de politique monétaire locale peuvent influencer la volatilité lors des épisodes de stress financier intense. L’incertitude économique (EPU) est très significative pour les quantiles bas et extrêmes, et l’incertitude monétaire (MPU) l’est pour le quantile extrême, reflétant un rôle amplificateur des incertitudes locales lors de crises ou d’événements extrêmes. Le prix du Brent reste le facteur le plus robuste, avec un impact significatif pour tous les quantiles, démontrant la sensibilité des marchés kényans aux chocs globaux sur l’énergie et aux événements macroéconomiques mondiaux.

Pour l’Égypte et le Nigeria, l’effet des taux directeurs est généralement non significatif, tandis que l’incertitude économique et le prix du pétrole demeurent significatifs à 10 % ou 5 %,

suggérant que la volatilité systémique dans ces pays est davantage guidée par les facteurs exogènes et macroéconomiques que par les décisions monétaires locales. Cela peut s'expliquer par une anticipation des politiques monétaires par les marchés ou par une moindre flexibilité de la politique monétaire à influencer les conditions de marché à court terme. Dans les marchés plus matures comme le JSE (Afrique du Sud), la plupart des variables explicatives ne sont pas significatives, reflétant une résilience plus élevée aux chocs externes et à l'incertitude économique, probablement en raison de la profondeur des marchés et de la diversification des investisseurs.

Une observation générale est que l'effet des variables explicatives est plus marqué sur le quantile extrême ($\Delta\text{CoVaR } 1\%$) que sur les quantiles supérieurs (5 %-10 %), indiquant que les événements extrêmes amplifient la sensibilité des marchés aux chocs économiques et aux prix du pétrole. Cette relation décroissante avec les quantiles suggère que les marchés réagissent de manière disproportionnée lors de crises ou de perturbations majeures. L'importance de l'EPU et du Brent Oil est cohérente avec la forte exposition des économies africaines aux chocs mondiaux et à la volatilité des matières premières. Les effets limités ou non significatifs du taux directeur et du MPU dans certains pays peuvent s'expliquer par une anticipation des politiques monétaires par les acteurs ou par la prédominance d'autres facteurs exogènes (prix du pétrole, flux de capitaux internationaux). La sensibilité plus élevée aux quantiles extrêmes correspond à la nature non linéaire du risque systémique, où les événements rares mais intenses ont un impact disproportionné sur la stabilité financière.

Le prix du pétrole apparaît comme le facteur le plus robuste et transversal dans l'explication du ΔCoVaR . Dans la majorité des cas, une hausse du Brent se traduit par une augmentation du risque systémique, particulièrement dans les économies importatrices d'énergie comme l'Afrique du Sud, le Maroc ou la Côte d'Ivoire, en raison de la pression exercée sur les coûts de financement, l'inflation importée et la dégradation de la balance des paiements. À l'inverse, dans les économies exportatrices comme le Nigeria, l'effet du pétrole peut être atténué, voire inversé, dans la mesure où la hausse des recettes d'exportation compense temporairement l'amplification du risque systémique, bien que cette stabilisation reste fragile aux quantiles élevés, correspondant à des épisodes de stress extrême.

La politique monétaire présente un rôle plus nuancé. Le taux directeur est généralement associé à une augmentation du ΔCoVaR , traduisant la coïncidence entre resserrement monétaire et tensions financières, en cohérence avec l'idée que des hausses de taux accroissent le coût du capital, réduisent la liquidité domestique et amplifient la perception du risque, en particulier

dans les économies émergentes. L'indice composite de politique monétaire (MPU) révèle des effets hétérogènes : stabilisateur dans certains contextes, notamment au cœur de la crise sanitaire où les mesures d'assouplissement et de liquidité ont permis de contenir l'envolée du risque systémique, mais amplificateur en période de crise géopolitique, lorsque les marges de manœuvre des banques centrales se réduisent face aux pressions inflationnistes mondiales.

L'incertitude économique, mesurée par l'EPU, se révèle un déterminant majeur du ΔCoVaR , mais son effet varie selon les régimes et les quantiles. En période de stabilité relative, son influence reste modérée et parfois non significative, traduisant une meilleure absorption du risque par les marchés. En revanche, pendant la pandémie de COVID-19 et la guerre en Ukraine, l'incertitude devient fortement amplificatrice du risque systémique, en particulier dans les quantiles supérieurs. L'inclusion d'un terme d'interaction entre EPU et MPU indique que, dans certains marchés, la politique monétaire peut atténuer partiellement l'effet déstabilisateur de l'incertitude, renforçant la thèse d'une transmission non linéaire du risque en régime de stress.

L'analyse par quantiles confirme que la nature des déterminants du risque varie selon l'intensité du stress financier : aux quantiles bas et médians, ΔCoVaR réagit principalement aux facteurs domestiques, en particulier aux taux directeurs et aux conditions monétaires, ainsi qu'au coût de l'énergie, tandis qu'aux quantiles élevés, correspondant aux extrêmes de distribution et aux épisodes de crise systémique, ce sont les chocs globaux, tels que l'incertitude économique et géopolitique ou les fluctuations pétrolières, qui dominent.

Dans une perspective de gestion des risques en assurance et finance, ces résultats suggèrent que les autorités monétaires doivent calibrer leurs décisions en tenant compte de la sensibilité spécifique du système financier aux différents niveaux de risque, que la dépendance aux fluctuations pétrolières constitue une vulnérabilité majeure justifiant des stratégies de couverture et de diversification, et que la réduction de l'incertitude par une communication transparente est un levier essentiel pour limiter l'amplification du risque systémique.

En définitive, l'approche quantile appliquée au ΔCoVaR démontre que le risque systémique dans les marchés africains étudiés est le produit d'une interaction complexe entre chocs globaux et leviers domestiques, le pétrole et l'incertitude globale constituant les moteurs transversaux de l'instabilité, tandis que la politique monétaire reste un instrument modulable dont l'efficacité dépend du contexte et du régime de crise, plaident pour une gestion proactive et différenciée du

risque adaptée aux spécificités de chaque marché et à la profondeur de ses institutions financières.

II.2. Discussion

Les résultats empiriques obtenus mettent en évidence la forte vulnérabilité des marchés financiers africains face aux chocs exogènes, tout en révélant des spécificités propres à chaque zone monétaire. L'analyse de la volatilité à travers les modèles ARMA-GJR-GARCH confirme la persistance élevée des chocs et la présence d'effets de levier, les mauvaises nouvelles amplifiant davantage la volatilité que les bonnes, ce qui correspond aux caractéristiques classiques des marchés émergents. L'application de la théorie des valeurs extrêmes (POT/GPD) renforce ce constat en montrant une probabilité accrue d'événements extrêmes durant les périodes de crise, en particulier pendant la pandémie de COVID-19 et la guerre russo-ukrainienne, traduisant une fragilité structurelle des marchés africains face aux aléas mondiaux. L'étude de la dépendance entre indices et devises via les copules met en lumière une interdépendance structurelle avant la crise sanitaire, atténuée temporairement durant la pandémie en raison du caractère global et symétrique du choc, puis réaffirmée avec force durant la guerre russo-ukrainienne, où les déséquilibres énergétiques et commerciaux ont accentué les contagions financières. Les mesures de CoVaR et leurs backtests confirment que le risque systémique conditionnel augmente significativement en période de crise, avec des effets de contagion plus intenses entre les marchés boursiers et de change. Toutefois, les résultats de la régression quantile montrent que les politiques monétaires, à travers les taux directeurs et les interventions de liquidité, jouent un rôle partiellement stabilisateur, particulièrement dans les quantiles extrêmes correspondant aux situations de fortes tensions financières. Cet effet apparaît asymétrique et plus marqué en temps de crise qu'en période normale, ce qui reflète la capacité limitée des banques centrales africaines à influencer les marchés en dehors des phases de stress. Les variables de contrôle confirment leur rôle central : l'incertitude économique (EPU) et monétaire (MPU) accentuent la volatilité et contribuent à l'augmentation du risque systémique, tandis que le prix du pétrole exerce des effets différenciés selon les pays, renforçant la stabilité des exportateurs nets comme le Nigeria tout en aggravant les vulnérabilités des importateurs. Enfin, une comparaison institutionnelle met en évidence que les pays disposant d'une autonomie monétaire (Afrique du Sud, Nigeria) parviennent mieux à amortir les chocs que la zone UEMOA, où les marges de manœuvre de la BCEAO sont contraintes par l'ancrage du franc CFA et la dépendance vis-à-vis des conditions externes. Dans l'ensemble, ces résultats

confirment la pertinence de l'usage combiné de la CoVaR, des copules et de la régression quantile pour analyser les risques financiers africains, tout en soulignant l'importance d'une meilleure coordination des politiques monétaires et de l'intégration d'outils avancés de gestion des risques extrêmes pour renforcer la résilience des marchés du continent.

CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE

En somme, l'étude met en évidence que les marchés africains sont fortement vulnérables aux chocs externes, avec une volatilité et un risque extrême amplifiés en période de crise. La CoVaR et les copules confirment une contagion accrue entre marchés boursiers et devises, particulièrement durant la guerre russo-ukrainienne. Les politiques monétaires exercent un effet stabilisateur, mais limité et surtout visible en période de stress. Enfin, l'incertitude économique, l'incertitude monétaire et le prix du pétrole apparaissent comme des facteurs déterminants du risque systémique, soulignant la nécessité d'outils adaptés de gestion et de coordination monétaire pour renforcer la résilience des marchés africains.

CONCLUSION GENERALE

La présente recherche avait pour problématique centrale d'analyser comment les chocs exogènes et les politiques monétaires influencent la volatilité et le risque systémique sur les marchés des actions africains. Pour y répondre, plusieurs questions spécifiques ont guidé le travail : dans quelle mesure les crises exogènes amplifient-elles le risque et la contagion ? Comment les variations des taux directeurs affectent-elles les marchés financiers africains et ces effets sont-ils homogènes selon les pays ? Enfin, les outils économétriques avancés tels que les modèles GARCH, les copules, la VaR, la CoVaR et la régression quantile permettent-ils de mieux appréhender ces dynamiques de risque ?

Afin d'apporter des réponses rigoureuses à ces interrogations, une méthodologie économétrique robuste a été mobilisée. Dans un premier temps, les rendements boursiers ont été modélisés à travers un processus ARMA-GJR-GARCH, permettant de capturer la dynamique conditionnelle de la volatilité et ses asymétries. Les risques extrêmes ont ensuite été appréhendés via la méthode Peaks Over Threshold (POT) issue de la théorie des valeurs extrêmes (EVT), afin de modéliser les queues de distribution. La dépendance entre marchés a été étudiée à l'aide des copules, particulièrement adaptées pour capter les corrélations non linéaires et les phénomènes de contagion en période de crise. Sur cette base, les mesures de VaR et CoVaR ont permis d'évaluer respectivement le risque individuel et systémique, avec un backtesting rigoureux pour en valider la pertinence. Enfin, une régression quantile a été appliquée, utilisant les variations de CoVaR à différents seuils (1 %, 5 %, 10 %) comme variable dépendante, et intégrant comme variables explicatives le prix du pétrole, l'indice d'incertitude économique (EPU), l'indice d'incertitude monétaire (MPU) ainsi que les taux directeurs, sur la période 2017–2024 couvrant les phases pré-COVID, COVID et crise russo-ukrainienne.

Les résultats empiriques mettent en évidence plusieurs constats majeurs. Premièrement, les chocs exogènes accroissent significativement la volatilité et le risque systémique, confirmant l'hypothèse d'une vulnérabilité accrue des marchés africains aux crises mondiales.

Deuxièmement, l'effet des politiques monétaires est réel mais hétérogène : certaines banques centrales (notamment celles disposant d'une autonomie monétaire comme la SARB en Afrique du Sud) parviennent à amortir partiellement les chocs, tandis que d'autres (comme la BCEAO) restent limitées par des contraintes structurelles et institutionnelles. Troisièmement, la combinaison des modèles GARCH-EVT-copules-CoVaR apparaît nettement plus efficace que les approches classiques pour capturer la dynamique des risques, en particulier lors des épisodes de forte incertitude. Enfin, la régression quantile révèle que l'incertitude économique et monétaire, ainsi que la volatilité des prix du pétrole, influencent significativement le risque systémique, surtout dans les quantiles inférieurs correspondant aux périodes de stress extrême.

D'un point de vue théorique, ce mémoire confirme la pertinence des outils avancés de modélisation financière pour l'étude des marchés émergents africains, caractérisés par des distributions asymétriques et des phénomènes de contagion. D'un point de vue pratique, il offre aux régulateurs et décideurs monétaires des pistes pour mieux anticiper et contenir les effets des crises, en renforçant les mécanismes de surveillance du risque systémique et en adaptant les instruments monétaires aux réalités structurelles africaines.

En définitive, ce travail contribue à la littérature sur la gestion des risques financiers en Afrique en montrant que la vulnérabilité des marchés boursiers du continent aux chocs exogènes demeure élevée, mais que des outils financiers avancés tels que la CoVaR et la régression quantile permettent une évaluation plus fine et plus réaliste du risque systémique. Des prolongements de recherche pourraient explorer l'intégration des risques climatiques et géopolitiques dans les modèles, ou encore l'impact des innovations financières (fintechs, monnaies numériques de banque centrale) sur la résilience des marchés africains face aux crises futures.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abouch, M., & Ezzahid, E. (2019). Monetary policy transmission and stock market response: Evidence from Morocco. *Journal of North African Studies*, 24(2), 237–258.
- Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, 106(7), 1705–1741.
- Aizenman, J., & Marion, N. (1993). Policy uncertainty, persistence and growth. *Review of International Economics*, 1(9), 145–163.
- Alexander, C. (2009). *Market risk analysis, volume 4: Value at risk models*. Wiley.
- Ali, G. (2013). EGARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, IGARCH and APARCH models for pathogens at marine recreational sites. *Journal of Statistical and Econometric Methods*, 15, 159–167.
- Aloui, R., Aïssa, M. S. B., & Nguyen, D. K. (2011). Global financial crisis, extreme interdependences, and contagion effects: The role of economic structure? *Journal of Banking & Finance*, 35(1), 130–141.
- Angrist, J., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton University Press.
- Asdrubali, P., Sørensen, B., & Yosha, O. (1996). Channels of interstate risk sharing: United States 1963–90. *Quarterly Journal of Economics*, 111(4), 1081–1110.
- Atoi, N. V. (2014). Testing volatility in Nigeria stock markets using GARCH models. *CBN Journal of Applied Statistics*, 5(2).
- Babetskii, I. (2005). Trade integration and synchronization of shocks. *Economics of Transition*, 13(1), 105–138.
- Baillie, R. T., & Bollerslev, T. (1989). The message in daily exchange rates: A conditional variance tale. *Journal of Business & Economic Statistics*, 7(3), 297–305.
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74, 3–30.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *Quarterly Journal of Economics*.
- Basher, S. A., & Sadorsky, P. (2006). Oil price risk and emerging stock markets. *Global Finance Journal*.

- Bassett, G. W., & Chen, H.-L. (2001). Portfolio style: Return-based attribution using quantile regression. In *Quantile regression* (pp. 293–306). Sage.
- Bayoumi, T. (1999). Interregional and international risk sharing and lessons for EMU: A comment. *Carnegie–Rochester Conference Series on Public Policy*, 51, 189–193.
- Bekaert, G., & Harvey, C. R. (1997). Emerging equity market volatility. *Journal of Financial Economics*.
- Ben Saad Zorgati, M. (2023). La réaction du marché des actions tunisien aux chocs de la politique monétaire : une analyse sectorielle. *Revue des Sciences de Gestion*, 11(5), 234–255.
- Benbachir, H., & El Haddad, M. Y. (2023). Mesure du risque de contagion financière sur le marché boursier marocain. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 4(5-2), 535–547.
- Bloom, N. (2009). The impact of uncertainty shocks. *Econometrica*.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *Review of Economics and Statistics*, 69, 542–547.
- Bollerslev, T., Chou, R. Y., & Kroner, K. F. (1992). ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52(1–2), 5–59.
- Bollerslev, T., & Wooldridge, J. M. (1992). Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. *Econometric Reviews*, 11(2), 143–172.
- Bonijoly, B. (2019). La vulnérabilité des marchés d’actions d’Afrique du Nord aux chocs de politique monétaire internationale. *Revue Défense Nationale*, (7), 39–46.
- Bouyé, E., & Salmon, M. (2009). Dynamic copula quantile regressions and tail area dynamic dependence in forex markets. *European Journal of Finance*, 15(7–8), 721–750.
- Bouyé, E., Durrleman, V., Nikeghbali, A., Riboulet, G., & Roncalli, T. (2000). Copulas for finance: A reading guide and some applications. *Working Paper, Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais*.
- Box, G., & Jenkins, G. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day.
- Bénassy-Quéré, A., & Coupet, M. (2005). On the adequacy of monetary arrangements in Sub-Saharan Africa. *The World Economy*, 28(3), 349–373.
- Cairns, A. J., Blake, D. P., Kessler, A., & Kessler, M. (2020). The impact of COVID-19 on future higher-age mortality.

- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press.
- Canay, I. (2011). A simple approach to quantile regression for panel data. *The Econometrics Journal*.
- Chernozhukov, V., & Hansen, C. (2008). Instrumental variable quantile regression: A robust inference approach. *Journal of Econometrics*, 142(1), 379–398.
- Chernozhukov, V., & Hong, H. (2002). Three-step censored quantile regression and extramarital affairs. *Journal of the American Statistical Association*, 97(459), 872–882.
- Christensen, B. V. (2011). Les mécanismes de transmission de la politique monétaire en Afrique ont-ils changé ? Remarques liminaires, 41.
- Coles, S. G. (2001). *An introduction to statistical modeling of extreme values*. Springer.
- Eide, E. R., & Showalter, M. H. (1998). The effect of school quality on student performance: A quantile regression approach. *Economics Letters*, 58(3), 345–350.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987–1007.
- Engle, R. F., & Manganelli, S. (2004). CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(4), 367–381.
- Engle, R., & Rangel, J. (2008). The spline-GARCH model for low-frequency volatility. *Econometrica*.
- Epaphra, M. (2017). Modeling exchange rate volatility: Application of the GARCH and EGARCH models. *Journal of Mathematical Finance*, 7, 121–143.
- Fowowe, B. (2014). Monetary policy and stock returns in Africa. *Journal of Applied Economics*.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. (2009). *Basic econometrics*. McGraw-Hill.
- Gupta, R., & Reid, M. (2013). Macroeconomic surprises and stock returns in South Africa. *Studies in Economics and Finance*, 30(3), 266–282.
- Hamilton, J. D. (2009). Causes and consequences of the oil shock of 2007–08. *Brookings Papers on Economic Activity*.
- Janin, P. (2010, février). Sécurité alimentaire et changement climatique: Une lecture géopolitique des crises africaines et de leurs conséquences. In *4e Géopolitiques de Brest*.

- Koenker, R. (2004). Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, 91(1), 74–89.]
- Koenker, R. (2005). *Quantile regression*. Cambridge University Press.
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*.
- Koenker, R., & Hallock, K. (2001). Quantile regression. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 143–156.
- Koenker, R., & Machado, J. A. F. (1999). Goodness of fit and related inference processes for quantile regression. *Journal of the American Statistical Association*, 94(448), 1296–1310.
- Kozumi, H., & Kobayashi, G. (2011). Gibbs sampling methods for Bayesian quantile regression. *Journal of Statistical Computation and Simulation*.
- Li, Q., & Racine, J. (2008). *Nonparametric econometrics: Theory and practice*. Princeton University Press.
- Marquardt, D. W. (1963). An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal*, 11, 431–441.
- Ben Saad Zorgati, M. (2023). La réaction du marché des actions tunisien aux chocs de la politique monétaire : une analyse sectorielle. *Revue des Sciences de Gestion*, 11(5), 234–255.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59, 347–390.
- Neusser, K. (2016). *Time series econometrics*. Springer.
- Okou, G. C. (2014). *Estimation du risque financier par l'approche POT et la théorie des copules* [Thèse de doctorat, Université Mohammed V Rabat].
- Osisanwo, B. G., Atanda, A. A., & Tijani, J. O. (2020). Monetary policy and stock market performance in Nigeria. *African Journal of Economic Review*, 8(1), 162–185.
- Pastor, L., & Veronesi, P. (2013). Political uncertainty and risk premia. *Journal of Financial Economics*.
- Schuster, A. (1906). On the periodicity of sun-spots. *Proceedings of the Royal Society of London*.
- Slutzky, E. (1937). The summation of random causes as the source of cyclic processes. *Econometrica*, 5, 105–146.
- Tapsoba, S. J. A. (2009). Hétérogénéité des chocs et viabilité des unions monétaires en Afrique de l’Ouest. *Revue Économique et Monétaire*, 5, 38–63.

- Taylor, J. W. (2008). Estimating value at risk and expected shortfall using expectiles. *Journal of Financial Econometrics*, 6(2), 231–252.
- Wang, Y., Xiang, Y., Lei, X., & Zhou, Y. (2022). Volatility analysis based on GARCH-type models: Evidence from the Chinese stock market. *Economic Research–Ekonomika Istraživanja*.
- Wanyonyi, K. W., & Onyuma, S. O. (2017). Effects of monetary policy decisions on stock market returns: An event study of the Nairobi Securities Exchange. *International Journal of Economics and Finance*, 9(12), 65–78.
- Wold, H. (1938). *A study in the analysis of stationary time series*. Almqvist & Wiksell.
- Yule, G. U. (1927). On a method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers. *Philosophical Transactions of the Royal Society*, 226.
- Yu, K., & Moyeed, R. (2001). Bayesian quantile regression. *Statistics & Probability Letters*.
- Zhang, D., Hu, M., & Ji, Q. (2020). Financial markets under the global pandemic. *Finance Research Letters*.

ANNEXES

Annexe 1: Résultat du backtesting des différentes VaR avant crise(Actions)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
BRVM C	Historique	1%	07	0,53	0,47	✓	0,94	0,33	✓
		5%	20	0,02	0,88	✓	0,42	0,74	✓
		10%	38	0,13	0,72	✓	0,58	0,66	✓
	Paramétrique	1%	41	7,25	0,007	✗	—	—	—
		5%	02	1,84	0,17	✓	3,62	0,16	✓
		10%	17	2,12	0,14	✓	4,19	0,12	✓
	Dynamique	1%	4	1,65	0,19	✓	—	—	—
		5%	29	6,12	0,013	✗	5,51	0,063	✓
		10%	46	0,58	0,45	✓	6,23	0,044	✗
EGX 30	Historique	1%	11	0,192	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	21	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	15	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
	Paramétrique	1%	8	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	43	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	52	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
	Dynamique	1%	14	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	69	4,264	0,038	✗	4,264	0,118	✓
		10%	77	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
GSECI	Historique	1%	24	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	51	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	40	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	34	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	37	3,912	0,047	✗	—	—	—
		10%	85	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	26	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	24	10,813	0,001	✗	—	—	—
		10%	71	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓

JSE	Historique	1%	30	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	51	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	42	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓
	Paramétrique	1%	16	1,947	0,162	✓	—	—	—
		5%	41	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
		10%	75	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
	Dynamique	1%	17	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	62	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓
		10%	10	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
MAD	Historique	1%	11	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	09	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	66	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	22	7,229	0,007	✗	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
		10%	91	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
	Dynamique	1%	08	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	35	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓
		10%	94	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NSE	Historique	1%	61	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	51	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	37	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	89	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	99	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	56	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	55	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	70	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
NSE20	Historique	1%	18	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	21	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	65	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	17	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	59	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	88	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	69	0,008	0,925	✓	—	—	—

		5%	46	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	85	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
SEMDEX	Historique	1%	61	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	21	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	47	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	59	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	62	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	38	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	75	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	84	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	93	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
TSI	Historique	1%	19	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	56	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	68	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	44	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	29	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	71	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	88	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	33	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	21	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
TUNINDEX	Historique	1%	47	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	59	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	62	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	38	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	75	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	84	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	93	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	19	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	56	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

Annexe 2: Résultat du backtesting des différentes VaR avant crise (Devises)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
XOF/USD	Historique	1%	51	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	20	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	65	0,008	0,925	✓	0,402	0,817	✓
	Paramétrique	1%	17	5,659	0,017	✗	—	—	—
		5%	72	2,995	0,083	✓	3,628	0,0162	✓
		10%	11	3,150	0,075	✓	3,932	0,140	✓
	Dynamique	1%	51	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	08	5,733	0,016	✗	5,919	0,051	✓
		10%	43	5,753	0,016	✗	7,487	0,023	✗
ZAR/USD	Historique	1%	89	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	69	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
	Paramétrique	1%	11	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	51	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	14	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
	Dynamique	1%	37	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	85	4,264	0,038	✗	4,264	0,118	✓
		10%	24	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
TZS/USD	Historique	1%	91	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	11	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	51	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	16	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	41	3,912	0,047	✗	—	—	—
		10%	75	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	17	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	62	10,813	0,001	✗	—	—	—
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓
EGP/USD	Historique	1%	51	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	22	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	53	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓
	Paramétrique	1%	91	1,947	0,162	✓	—	—	—

		5%	08	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
		10%	35	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
Dynamique		1%	94	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	11	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓
		10%	51	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
TND/USD	Historique	1%	08	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	99	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	06	7,229	0,007	✗	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
	Dynamique	1%	51	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	17	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓
		10%	59	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NGN/USD	Historique	1%	88	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	09	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	46	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	85	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	11	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	51	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	08	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	99	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
MUR/USD	Historique	1%	06	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	11	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	51	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	17	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	59	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	88	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	09	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	46	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
MAD/USD	Historique	1%	85	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	11	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗

		10%	51	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
Paramétrique		1%	08	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	99	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
Dynamique		1%	06	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	51	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
KES/USD	Historique	1%	20	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	65	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	17	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	72	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	11	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	51	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	08	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	43	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	89	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
GHS/USD	Historique	1%	14	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	69	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	11	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	51	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	14	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	37	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	85	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	24	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	91	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

Annexe 3: Résultat du backtesting des différentes VaR pendant Crise covid (Actions)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
BRVM C	Historique	1%	83	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	19	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	65	0,008	0,925	✓	0,402	0,817	✓
	Paramétrique	1%	44	5,659	0,017	X	—	—	—
		5%	28	2,995	0,083	✓	3,628	0,0162	✓
		10%	39	3,150	0,075	✓	3,932	0,140	✓
	Dynamique	1%	77	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	93	5,733	0,016	X	5,919	0,051	✓
		10%	14	5,753	0,016	X	7,487	0,023	X
EGX 30	Historique	1%	56	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	21	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	74	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
	Paramétrique	1%	33	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	62	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	91	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
	Dynamique	1%	38	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	29	4,264	0,038	X	4,264	0,118	✓
		10%	70	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
GSECI	Historique	1%	86	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	31	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	57	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	48	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	66	3,912	0,047	X	—	—	—
		10%	20	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	85	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	49	10,813	0,001	X	—	—	—
		10%	17	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓
JSE	Historique	1%	96	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	35	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	10	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓

		Paramétrique	1%	72	1,947	0,162	✓	—	—	—
			5%	54	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
			10%	67	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
	Dynamique		1%	13	3,004	0,083	✓	—	—	—
			5%	23	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓
			10%	89	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
MAD	Historique		1%	27	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
			5%	60	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
			10%	30	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique		1%	12	7,229	0,007	✗	—	—	—
			5%	68	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
			10%	92	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
	Dynamique		1%	42	0,263	0,608	✓	—	—	—
			5%	25	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓
			10%	46	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NSE	Historique		1%	95	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
			5%	18	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
			10%	81	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique		1%	55	0,263	0,608	✓	—	—	—
			5%	26	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
			10%	22	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique		1%	43	0,923	0,336	✓	—	—	—
			5%	40	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
			10%	98	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
NSE20	Historique		1%	36	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
			5%	16	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
			10%	34	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique		1%	47	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
			5%	50	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
			10%	84	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique		1%	32	0,008	0,925	✓	—	—	—
			5%	15	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
			10%	80	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓

SEMDEX	Historique	1%	11	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	90	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	73	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	45	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	61	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	94	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	63	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	76	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	41	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
TSI	Historique	1%	88	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	24	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	78	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	97	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	53	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	75	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	58	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	37	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	87	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
TUNINDEX	Historique	1%	64	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	71	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	59	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	26	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	99	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	52	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	79	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	87	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	66	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

Annexe 4: Résultat du backtesting des différentes VaR pendant Crise covid (devises)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
XOF/USD	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓

		5%	11	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	65	0,008	0,925	✓	0,402	0,817	✓
Paramétrique		1%	20	5,659	0,017	✗	—	—	—
		5%	53	2,995	0,083	✓	3,628	0,0162	✓
		10%	72	3,150	0,075	✓	3,932	0,140	✓
Dynamique		1%	11	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	59	5,733	0,016	✗	5,919	0,051	✓
		10%	17	5,753	0,016	✗	7,487	0,023	✗
ZAR/USD	Historique	1%	43	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	53	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
	Paramétrique	1%	88	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	24	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	46	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
	Dynamique	1%	59	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	85	4,264	0,038	✗	4,264	0,118	✓
		10%	11	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
TZS/USD	Historique	1%	91	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	51	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	37	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	75	3,912	0,047	✗	—	—	—
		10%	17	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	20	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	85	10,813	0,001	✗	—	—	—
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓
EGP/USD	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	91	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓
	Paramétrique	1%	53	1,947	0,162	✓	—	—	—
		5%	35	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
		10%	11	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
	Dynamique	1%	43	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	69	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓

		10%	75	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
TND/USD	Historique	1%	17	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	46	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	85	7,229	0,007	✗	—	—	—
		5%	59	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
	Dynamique	1%	53	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	88	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓
		10%	17	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NGN/USD	Historique	1%	62	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	51	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	99	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	22	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	53	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	46	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	88	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	59	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
MUR/USD	Historique	1%	11	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	20	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	53	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	69	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	85	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	43	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	53	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	62	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	91	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
MAD/USD	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	59	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	14	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	51	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	37	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	85	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓

	Dynamique	1%	46	0,923	0,336	✓	—	—	—
	Dynamique	5%	91	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
	Dynamique	10%	59	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
KES/USD	Historique	1%	43	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	20	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	88	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	59	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	46	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	11	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	53	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	14	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	85	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
GHS/USD	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	69	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	11	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	53	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	17	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	59	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	62	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	85	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	53	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

Annexe 5: Résultat du backtesting des différentes VaR pendant Crise RussoUkrainienne (Actions)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
BRVM C	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	51	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	65	0,008	0,925	✓	0,402	0,817	✓
	Paramétrique	1%	20	5,659	0,017	X	—	—	—

		5%	65	2,995	0,083	✓	3,628	0,0162	✓
		10%	72	3,150	0,075	✓	3,932	0,140	✓
Dynamique		1%	11	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	59	5,733	0,016	✗	5,919	0,051	✓
		10%	17	5,753	0,016	✗	7,487	0,023	✗
EGX 30	Historique	1%	43	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	53	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
	Paramétrique	1%	88	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	24	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	46	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
	Dynamique	1%	59	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	85	4,264	0,038	✗	4,264	0,118	✓
		10%	11	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
GSECI	Historique	1%	91	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	51	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	37	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	75	3,912	0,047	✗	—	—	—
		10%	17	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	20	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	85	10,813	0,001	✗	—	—	—
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓
JSE	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	91	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓
	Paramétrique	1%	53	1,947	0,162	✓	—	—	—
		5%	35	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
		10%	11	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
	Dynamique	1%	43	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	69	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓
		10%	75	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
MAD	Historique	1%	17	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓

		10%	46	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
Paramétrique		1%	85	7,229	0,007	✗	—	—	—
		5%	59	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
		10%	11	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
Dynamique		1%	53	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	88	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓
		10%	17	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NSE	Historique	1%	62	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	14	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	51	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	99	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	22	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	53	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	46	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	88	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	59	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
NSE20	Historique	1%	11	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	20	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	53	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	69	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	85	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	43	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	53	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	62	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	91	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
SEMDEX	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	59	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	14	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	51	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	37	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	85	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	46	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	91	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	59	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

TSI	Historique	1%	43	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	20	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	88	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	59	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	46	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	11	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	53	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	14	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	85	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
TUNINDEX	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	69	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	✗
		10%	11	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	53	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	17	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✗
		10%	59	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	62	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	85	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	53	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

Annexe 6: Résultat du backtesting des différentes VaR pendant Crise RussoUkrainienne (Devises)

Indices	VaR	Seuil	Nombre de violation	Test de Kupiec			Test de Christoffersen		
				Statistique	p-value	H0	Statistique	p-value	H0
XOF/USD	Historique	1%	53	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	24	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	88	0,008	0,925	✓	0,402	0,817	✓
	Paramétrique	1%	46	5,659	0,017	✗	—	—	—
		5%	17	2,995	0,083	✓	3,628	0,0162	✓
		10%	72	3,150	0,075	✓	3,932	0,140	✓
	Dynamique	1%	91	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	59	5,733	0,016	✗	5,919	0,051	✓
		10%	65	5,753	0,016	✗	7,487	0,023	✗
ZAR/USD	Historique	1%	85	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓

		5%	20	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	11	0,008	0,925	✓	0,487	0,783	✓
Paramétrique		1%	53	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	43	0,608	0,435	✓	0,637	0,727	✓
		10%	29	0,730	0,392	✓	1,006	0,604	✓
Dynamique		1%	46	1,093	0,295	✓	3,608	0,164	✓
		5%	75	4,264	0,038	✗	4,264	0,118	✓
		10%	31	0,385	0,534	✓	0,907	0,635	✓
TZS/USD	Historique	1%	62	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	37	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	14	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	88	1,093	0,295	✓	—	—	—
		5%	69	3,912	0,047	✗	—	—	—
		10%	44	1,616	0,203	✓	3,659	0,160	✓
	Dynamique	1%	51	0,092	0,761	✓	—	—	—
		5%	59	10,813	0,001	✗	—	—	—
		10%	33	0,514	0,473	✓	0,525	0,768	✓
EGP/USD	Historique	1%	20	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	41	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	90	0,008	0,925	✓	2,254	0,323	✓
	Paramétrique	1%	85	1,947	0,162	✓	—	—	—
		5%	62	0,947	0,330	✓	0,955	0,620	✓
		10%	43	4,523	0,033	✗	4,628	0,098	✓
	Dynamique	1%	13	3,004	0,083	✓	—	—	—
		5%	57	1,934	0,164	✓	3,153	0,206	✓
		10%	26	0,051	0,821	✓	2,014	0,365	✓
TND/USD	Historique	1%	92	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	34	0,024	0,876	✓	0,103	0,949	✓
		10%	75	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	66	7,229	0,007	✗	—	—	—
		5%	12	0,113	0,736	✓	0,151	0,927	✓
		10%	39	0,514	0,473	✓	0,886	0,642	✓
	Dynamique	1%	58	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	22	3,138	0,076	✓	3,201	0,206	✓

		10%	64	0,197	0,656	✓	0,277	0,870	✓
NGN/USD	Historique	1%	71	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	53	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	24	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	84	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	33	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	46	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	81	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	29	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	55	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
MUR/USD	Historique	1%	44	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	28	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	70	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	32	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	15	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	73	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓
	Dynamique	1%	68	0,008	0,925	✓	—	—	—
		5%	91	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
		10%	11	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
MAD/USD	Historique	1%	19	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	38	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	66	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	31	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	86	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	21	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	25	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	79	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	53	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓
KES/USD	Historique	1%	26	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	36	0,024	0,876	✓	0,347	0,840	✓
		10%	17	0,008	0,925	✓	0,037	0,981	✓
	Paramétrique	1%	83	3,004	0,083	✓	4,792	0,091	✓
		5%	41	1,093	0,295	✓	1,115	0,572	✓
		10%	75	0,985	0,320	✓	1,957	0,375	✓

	Dynamique	1%	61	0,008	0,925	✓	—	—	—
	Dynamique	5%	45	0,159	0,689	✓	0,269	0,873	✓
	Dynamique	10%	37	1,616	0,203	✓	2,292	0,317	✓
GHS/USD	Historique	1%	78	0,092	0,761	✓	0,251	0,881	✓
		5%	60	0,024	0,876	✓	8,182	0,016	X
		10%	80	0,008	0,925	✓	5,145	0,076	✓
	Paramétrique	1%	30	0,263	0,608	✓	—	—	—
		5%	93	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	X
		10%	87	0,001	0,968	✓	5,612	0,060	✓
	Dynamique	1%	50	0,923	0,336	✓	—	—	—
		5%	53	0,113	0,736	✓	7,639	0,021	✓
		10%	63	0,776	0,378	✓	3,545	0,169	✓

- ✓ : Le modèle est accepté ($pvalue > 0,05$)
- X : Le modèle est rejeté ($pvalue \leq 0,05$)
- — : Valeur manquante (ce qui peut arriver dans certains cas particuliers c'est-à-dire lorsqu'il n'y a pas assez de violations pour calculer les statistiques)

TABLE DES MATIERES

DEDICACE	I
REMERCIEMENTS	II
LISTE DES ABREVIATIONS ET ACRONYMES	III
LISTE DES TABLEAUX	V
LISTE DES FIGURES ET GRAPHIQUES.....	VI
LISTE DES FIGURES.....	VI
LISTE DES GRAPHIQUES	VI
LISTE DES ANNEXES.....	VII
RESUME	VIII
SOMMAIRE	IX
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
PARTIE I : CADRE CONCEPTUEL ET THÉORIQUE DE L'ÉTUDE	6
CHAPITRE I : CRISES FINANCIERES, MARCHÉ DES ACTIONS ET POLITIQUES MONETAIRES EN AFRIQUE	7
I. Crises financières et marché des actions	7
I.1. Crises financières	7
I.1.1. Définitions	7
I.1.2. Les différents types de crises financières.....	7
I.1.2.1. Crises bancaires	7
I.1.2.2. Crises de la dette souveraine.....	8
I.1.2.3. Crises monétaires	8
I.1.2.4. Crises boursières	8
I.1.2.5. Crises systémiques	8
I.1.3. Les principales crises financières mondiales et leurs impacts sur l'Afrique	8
I.1.4. Les effets des crises financières sur les marchés africains.....	12
I.1.4.1. Effets sur les marchés actions	12
I.1.4.2. Effets sur les politiques monétaires africaines	12
I.2. Le marché des actions	13
I.2.1. Définition et rôle du marché des actions.....	13
I.2.2. Typologie des marchés boursiers africains	13
I.2.3. Les types d'actions	17
I.2.4. Les Acteurs du Marché	19

II. Les politiques monétaires et mesures de risque	22
II.1. Les politiques monétaires	22
II.1.1. Les acteurs des politiques monétaires en Afrique	22
a. Les banques centrales	22
b. Les gouvernements.....	22
c. Les institutions internationales.....	23
d. Les acteurs privés.....	23
II.1.2. Les spécificités des politiques monétaires en Afrique.....	23
II.1.3. Les outils des politiques monétaires.....	24
II.1.4. Les objectifs et les défis des politiques monétaires	24
II.1.5. Les incertitudes économiques et monétaires	25
II.2. Marché des changes	27
II.2.1. Définition et rôle du marché des changes.....	27
II.2.2. Caractéristiques principales du forex	27
II.2.2.1. Décentralisation	27
II.2.2.2. Régimes de change	27
II.2.2.3. Types de transactions (spot, forward, swaps, options)	28
II.3. Lien entre le marché des actions et les politiques monétaires africaines.....	31
II.3.1. Impact des taux d'intérêt sur les marchés actions	31
II.3.2. Politiques monétaires et liquidité du marché.....	32
II.3.3. Politiques de change et marchés actions.....	32
II.3.4. Confiance des investisseurs et anticipations.....	32
II.4. Notion et mesures de risque.....	33
II.4.1. Définition et types de risque financier.....	33
II.4.2. Mesures de risque	35
1. La Value at Risk (VaR).....	35
2. Le Conditional Value at Risk (CoVaR)	36
CHAPITRE II : REVUE DE LITTERATURE SUR LES MARCHES BOURSIERS ET LES POLITIQUES MONETAIRES.....	38
I. REVUE DE LITTERATURE THEORIQUE	38
I.1. Revue de littérature théorique sur les modèles GARCH.....	38
I.2. Études sur la relation entre les Politiques monétaires et le marché des actions	39
I.3. La revue théorique sur les modèles des copules	42
I.4. Revue de littérature théorique sur la régression quantile	45

II. REVUE DE LITTERATURE EMPIRIQUE	46
II.1. Les études menées sur les Modèles GARCH	46
II.2. Les études menées sur la relation entre les Politiques monétaires et le marché des actions.....	50
II.3. Les études menées sur la Théorie des copules.....	53
II.4. Revue de littérature empirique sur la regression quantile.....	56
PARTIE 2 : CADRE METHODOLOGIQUE ET EMPIRIQUE DE L'ETUDE	58
CHAPITRE III : OUTILS MATHEMATIQUES ET ACTUARIELS POUR LA METHODOLOGIE	59
I. Modélisation du risque avec les modèles GARCH, la théorie des valeurs extrêmes et les copules	59
I.1. Justification du choix du modèle.....	59
I.2. Modélisation de la distribution des marginales.....	60
I.2.1. Modèle ARMA	60
I.2.2. Modèle GARCH	60
I.3. Théorie des valeurs extrêmes (TVE) : Approche POT et estimation des paramètres	66
I.3.1. Présentation de la théorie des valeurs extrêmes (TVE)	66
I.3.2. L'approche Peaks Over Threshold (POT)	67
I.4. Modélisation de la dépendance par les copules	72
I.4.1. Généralités sur les copules.....	72
I.4.2. Familles des copules	74
II. Mesures de risques et regression quantile	77
II.1. Les mesures de risques : La VaR(Value at Risk) et la CoVaR(Conditional Value at Risk)... 77	77
II.1.1. La valeur à risque (VaR)	77
II.1.1.1. Définition.....	77
II.1.1.2. Les méthodes de calcul de la VaR	78
a. La VaR paramétrique	78
b. La VaR historique	79
c. Évaluation des mesures de risque (VaR) par la méthode GJR-GARCH-POT-Copule ou la VaR dynamique	80
d. VaR de la loi GPD.....	81
II.1.1.3. Backtesting et tests de résistance de la VaR	81
II.1.2. La Valeur à Risque Conditionnel (CoVaR).....	86
II.1.2.1. Analyse détaillée de la CoVaR	87
II.1.2.2. Évaluation du CoVaR par les fonctions de copule et la théorie des valeurs extrêmes	87
II.1.2.3. Backtesting et tests de résistance de la CoVaR	89
II.2. Régression quantile.....	93

II.2.1. Approche méthodologique	93
II.2.2. Estimation des paramètres	96
CHAPITRE IV : ESTIMATION ET RÉSULTAT DE L'ÉTUDE	100
I. Analyse statistique des données et calibrage des modèles	100
I.1. Présentation des données et analyse descriptive	100
I.1.1. Présentation des données	100
I.1.2. Analyse graphique	103
I.2. Analyse descriptive et les résultats des tests préliminaires	105
I.2.1. Exploration des caractéristiques statistiques.....	106
I.2.2. Tests préliminaires	109
I.3. Application des modèles ARMA/GARCH	112
I.3.1. Modélisation ARMA-GJR-GARCH (p,q)	112
a. Choix des modèles ARMA-GJR-GARCH	112
b. Test de bruit blanc et d'effet ARCH sur les résidus.....	116
I.3.2. Résultats des estimations des paramètres.....	117
I.4. Résultats de la modélisation des queues de distribution.....	127
I.5. Résultats de la modélisation de la dépendance	135
II. Résultats de l'étude et discussion.....	137
II.1. Résultat du calcul des Mesures de Risque	137
II.1.1. Résultat des Valeurs à risque.....	137
II.1.2. Résultats du backtesting	141
II.1.3. Résultat du calcul de la Valeur à Risque Conditionnel (CoVaR).....	142
II.1.4. REGRESSION QUANTILE	146
II.1.4.1. Sources de données et variables.	146
II.1.4.2. Préparation des données	147
II.1.4.3. Tests préliminaires.....	148
I.4.4. Résultats des estimations des modèles de régression quantile	151
II.2. Discussion.....	156
CONCLUSION GENERALE	158
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	160
ANNEXES	165