Thèse de Doctorat

En Sciences de Gestion

Spécialité : Finance

présentée à l'École Doctorale en Sciences Humaines et Sociales

de l'Université de Picardie Jules Verne

par

Farah DEDDECH

pour obtenir le grade de Docteur de l'Université de Picardie Jules Verne

Essais sur la transmission des crises financières sur les marchés et mesure des gains de diversification

Soutenue le 02 juillet 2025, après avis des rapporteurs, devant le jury d'examen :

Mr. Jean-Luc PRIGENT (Professeur, Université de Cergy-Pontoise, Rapporteur)

Mr. Olivier LEVYNE (Professeur, HEC Paris, Rapporteur)

Mme. Faten BEN SLIMANE (Professeure, Université Gustave Eiffel, Examinatrice)

Mme. Odile LAKOMSKI-LAGUERRE (Professeure, UPJV Amiens, Examinatrice)

Mr. Makram BELLALAH (MCF-HDR, UPJV Amiens, Directeur de thèse)

L’Université de Picardie Jules Verne n’entend ni approuver, ni désapprouver les opinions particulières du candidat : ces opinions doivent être considérées comme propres à leur auteur.

Je dédie cette thèse

À celle qui a fait preuve d'une patience infinie en attendant les fruits de sa bonne éducation,
à ma mère Chadia, la plus belle du monde,

À mon père Kamel, le plus beau du monde, pour sa force, son amour et l'éducation solide
qu'il m'a donnée, me guidant avec sagesse et intégrité,

À ma source de joie, mon fils Haroune,

À mon mari, khaled,

À mes frères Bassem et Rabia,

Aux familles Deddech, Mokthar et Zgolli

Et à tous ceux pour qui ma réussite importe ...

REMERCIEMENTS

Tout d’abord, je tiens à exprimer ma gratitude envers mon directeur de thèse, Monsieur Makram BELLALAH, qui a accepté de superviser ce travail et qui m’a accompagné tout au long de cette aventure académique. Ses conseils éclairés et ses commentaires détaillés ont été d'une grande aide. J’ai beaucoup appris à ses côtés.

Je tiens à exprimer ma gratitude envers les professeurs Jean-Luc PRIGENT et Olivier LEVYNE pour avoir accepté d'être mes rapporteurs et pour l'honneur qu'ils m'ont fait. Mes remerciements vont également aux professeures Faten BEN SLIMANE et Odile LAKOMSKI- LAGUERRE pour leur examen attentif de mon travail et leur participation au jury.

Je tiens en outre à exprimer ma reconnaissance envers les membres du laboratoire LEFMI, enseignants-chercheurs comme doctorants, pour leur soutien et leur bonne humeur durant ces années de thèse. Je tiens à remercier également Madame Loredana URECHE-RANGAU, directrice du laboratoire, pour ses conseils.

J’adresse ma sincère gratitude à mes parents Kamel et Chadia, mes frères Bassem et Rabia, et mon mari Khaled pour leur soutien, leur patience, leur amour inconditionnel et leur accompagnement tout au long de ce parcours académique. Leurs encouragements constants et leur sagesse ont été des sources d'inspiration et de force pour moi.

Je souhaite adresser mes chaleureux remerciements à mon fils, Haroune. Je lui dédie une part de cette réussite, car sa présence joyeuse et son innocence ont apporté de la lumière et de la joie dans mes journées d'étude et de recherche.

Je remercie mes nièces Sarra, Seline et Ghalia qui, malgré leur jeune âge, m’ont toujours entouré d’amour et d’affection, apportant un soutien précieux durant les moments les plus difficiles de ma thèse.

Je souhaite aussi adresser mes chaleureux remerciements à mes beaux-parents, Hassine et Najeh, pour leur soutien et leur bienveillance, qui m’ont accompagné tout au long de cette aventure académique.

Des remerciements spéciaux vont à Monsieur Afif BEDOUI, ancien professeur en finance, pour sa présence, la qualité de ses conseils et la richesse de nos échanges.

Enfin, j’exprime ma gratitude et mes sentiments les plus sincères envers tous ceux qui ont contribué à la réalisation de cette thèse.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES ABRÉVIATIONS xi
INTRODUCTION GÉNÉRALE 1
Chapitre 1. Crise financière, contagion, mesure de la volatilité, évaluation des actifs et diversification de portefeuille : une revue de la littérature 7
Introduction 8
1. Les crises financières 9
2. Les modèles des crises financières 15
2.1 Les modèles de crise de première génération 15
2.2 Les modèles de crise de deuxième génération 15
2.3 Les modèles de crise de troisième génération 16
3. La contagion financière 16
3.1 Définition de la contagion 16
3.2 Distinction entre interdépendance et contagion 18
4. Les canaux de transmission des chocs 20
4.1 La contagion fondamentale 21
4.1.1 Les liens commerciaux 22
4.1.2 Les liens financiers 22
4.1.3 Les chocs communs 23
4.2 La contagion pure 23
4.2.1 Les équilibres multiples 24
4.2.2 Les chocs de liquidité 25
4.2.3 L'asymétrie d'information 25
5. Les méthodes économétriques d'analyse de la contagion financière 26
5.1 L'approche de cointégration et à correction d'erreur 27
5.2 Les modèles fondés sur les corrélations conditionnelles dynamiques 27
5.3 La méthode de connectivité 30
5.4 Autres approches 33
6. Évaluation des actifs 36
6.1 Analyse moyenne-variance (M-V) et diversification des risques 36
6.2 La diversification des portefeuilles 37
6.3 Diversification, intégration, cointégration 41
Conclusion 45
Chapitre 2. Essai empirique sur la contagion financière en période de coronavirus : VECM non linéaire 46
Introduction 47
1. Données et méthodologie 48

1.1 Données 48
1.2 Identification de la période de crise 49
1.3 Méthodologie et présentation du modèle 50
1.3.1 Cointégration, ECM linéaire 51
1.3.2 La modélisation de la contagion via l'ECM non linéaire 53
2. Les résultats empiriques 55
2.1 Analyse des statistiques descriptives 55
2.2 Analyse de corrélation 61
2.3 Analyses de la stationnarité 65
2.4 Analyse de cointégration 67
2.5 Preuve de contagion : VECM non linéaire 72
Conclusion 74
Chapitre 3. Dynamique de la contagion de la crise coronavirus sur les marchés boursiers : l'approche AR-FIAPARCH-DCC 75
Introduction 76
1. Données et méthodologie 78
1.1 Données 78
1.2 Méthodologie 79
1.2.1 Présentation et choix du modèle : AR(p)-FIAPARCH-DCC 79
1.2.2 Dynamique des variances et covariances conditionnelles 80
1.3 Identification de la période de crise 81
2. Analyses préliminaires 85
2.1 Analyse des statistiques descriptives 85
2.2 Analyse des estimations du modèle AR(1)-FIAPARCH-DCC 89
3. Résultats empiriques 94
3.1 Les estimations bivariées AR(1)-FIAPARCH(1, d,1)-DCC 94
3.2 Estimation de la corrélation dynamique 97
4. Mesure des gains de diversification 98
4.1 Méthodologie 98
4.1.1 Spécification empirique et tests du MEDAF 102
4.1.2 Dynamique du prix de risque mondial 103
4.2 Estimation des bénéfices de la diversification internationale 105
Conclusion 113
Chapitre 4. Dynamique de la volatilité entre les marchés boursiers pendant la guerre russo-ukrainienne : l'approche de connectivité DCC-GARCH 115
Introduction 116
1. Données et méthodologie 119
1.1 Données 119

1.2 Méthodologie 120
1.2.1 Le modèle DCC-GARCH 120
1.2.2 Fonctions de réponse impulsionnelles (VIRF) 121
1.2.3 Approche de connectivité dynamique 122
2. Résultats empiriques 124
2.1 Analyse des statistiques descriptives 124
2.2 Tests et résultats de connectivité 128
2.2.1 Analyse de connectivité « pré-guerre » 129
2.2.2 Analyse de connectivité « post-durant-guerre » 134
2.2.3 Analyse de connectivité entre la Russie et les matières premières 139
Conclusion 143
CONCLUSION GÉNÉRALE 145
ANNEXES 149
BIBLIOGRAPHIE 172

Liste de figures

Figure (1). Les canaux de propagation des crises 21
Figure (1). Test de breakpoint de racine unitaire. 50
Figure (2). Évolution temporelle des rendements boursiers sur la période totale 61
Figure (1). L'évolution du S&P 500 par rapport à l'évolution d'autres crises financières 76
Figure (2). Classification du régime des volatilités conditionnelles des marchés boursiers. ... 85
Figure (3). Le comportement des rendements des indices boursiers au fil du temps. 89
Figure (4). Le comportement DCC au fil du temps. 98
Figure (1). Évolution des indices boursiers sur la période 2015-2023 127
Figure (2). Diagramme de réseau pour l'échantillon complet « pré-guerre » 132
Figure (3). Connectivité dynamique totale « pré-guerre » 133
Figure (4). Diagramme de réseau pour l'échantillon complet « post-durant guerre » 137
Figure (5). Connectivité totale dynamique « post-durant guerre » 138

Liste de tableaux

Tableau (1). Tests de points de coupure et de changement de régime 49
Tableau (2). Statistiques descriptives des indices du 05 janvier 2015 au 22 août 2022 58
Tableau (3). Statistiques descriptives pour la période calme du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020 59
Tableau (4). Statistiques descriptives pour la période de crise du 04 mars 2020 au 22 août 2022 60
Tableau (5). Matrice de corrélation pour la période calme du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020 63
Tableau (6). Matrice de corrélation pour la période de crise du 04 mars 2020 au 22 août 2022 64
Tableau (7). Test ADF par indice 65
Tableau (8). Test de racine unitaire en panel pour les indices 66
Tableau (9). Test de racine unitaire en panel pour les rendements 66
Tableau (10). Nombre de retards à retenir 67
Tableau (11). Test de cointégration en panel 67
Tableau (12). Test de trace de Johansen pour la période d'accalmie 68
Tableau (13). Relations de long terme et VECM, période avant crise 69
Tableau (14). Test de trace de Johansen pour la période de crise 70
Tableau (15). Relations de long terme et VECM, période de crise 71
Tableau (16). Estimations des ECM non linéaires en période de crise 73
Tableau (1). Les dates de début et de fin des périodes de crise. 82
Tableau (2). Statistiques descriptives des indices boursiers 87
Tableau (3). Matrice des corrélations inconditionnelles entre les rendements des indices boursiers du 05/01/2015 au 22/08/2022 88
Tableau (4). Autocorrélations simples des séries de rentabilités des différents indices 90
Tableau (5). Autocorrélation des carrés des séries de rentabilités boursières 90
Tableau (6). Tests de racines unitaires et d'hétéroscédasticité 91
Tableau (7). Tests de mémoires longues 93
Tableau (8). Estimation et tests de diagnostic pour les modèles bivariés de type AR(1)-FIAPARCH (1, d, 1)-DCC 96
Tableau (9). Régression DCC en fonction de tendance temporelle sur la période totale 97
Tableau (10). Statistiques descriptives des variables informationnelles 104
Tableau (11). Matrice des corrélations entre les variables informationnelles 104
Tableau (12). Estimation de la prime de risque mondiale 105

Tableau (13). Matrice des corrélations conditionnelles entre les indices 106
Tableau (14). Gains anticipés de la diversification internationale des portefeuilles (en %) .. 107
Tableau (15). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période totale du 05/01/2015 au 22/08/2022 111
Tableau (16). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période calme du 05/01/2015 au 03/03/2020 111
Tableau (17). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période de crise du 04/03/2020 au 22/08/2022 112
Tableau (1). Statistiques descriptives 126
Tableau (2). Connectivité dynamique « pré-guerre » 131
Tableau (3). Connectivité dynamique « post-durant guerre » 136
Tableau (4). Connectivité dynamique Russie et matières premières « pré-guerre » 141
Tableau (5). Connectivité dynamique Russie et matières premières « post-durant guerre ». 141
Tableau (A1). Composition du portefeuille international pour les investisseurs composant notre échantillon, pour la période totale du 05/01/2015 au 22/08/2022 149
Tableau (A2). Le nombre de jours nécessaires pour corriger 50 % du déséquilibre, période avant crise 150
Tableau (A3). Le nombre de jours nécessaires pour corriger 50 % du déséquilibre, période de crise 150

LISTE DES ABRÉVIATIONS

- ADCC: *Asymmetric Dynamic Conditional Correlation*
- AG-DCC: *Asymmetric Generalized Dynamic Conditional Correlation*
- APARCH: *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*
- AR: *Autoregressive*
- ARCH: *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*
- ARCH-LM: *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Lagrange Multiplier*
- ARMA: *Autoregressive Moving Average*
- CCG : Conseil de Coopération du Golfe
- DCC : *Dynamic Conditional Correlation*
- FIAPARCH: *Fractionally Integrated Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*
- FMLOS: *Fully Modified Ordinary Least Squares*
- G7 : l'Allemagne, la France, l'Italie, le Japon, le Canada, le Royaume-Uni, l'Irlande, et les États-Unis
- G20 : l'Afrique du Sud, l'Allemagne, l'Arabie Saoudite, l'Argentine, l'Australie, le Brésil, le Canada, la Chine, la Corée du Sud, les Etats-Unis, la France, l'Inde, l'Indonésie, l'Italie, le Japon, le Mexique, le Royaume-Uni, la Russie, la Turquie et l'Union européenne
- GARCH: *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*
- GFEVD: *Generalised Forecast Error Variance Decomposition*
- GIRFs: *Generalised Impulse Response Functions*
- MENA: *Middle East and North Africa*
- MSDR: *Markov Switching Dynamic Regression*
- OCDE : Organisation de Coopération et de Développement Économiques
- OMS : Organisation mondiale de la santé
- PIB : Produit Intérieur Brut
- PIIGS : Le Portugal, l'Irlande, l'Italie, la Grèce et l'Espagne
- TCI : *Total Connectedness Index*
- TVP: *time-varying parameter*
- VAR: *Vector Autoregressive* sinon *Value-At-Risk*
- VECM: *Vector Error Correction Model*
- VIRF: *Volatility Impulse Response Functions*
- VIX: *Implied Volatility Index*
- WTI : *West Texas Intermediate*

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Depuis quelques années, l'économie mondiale a traversé plusieurs crises financières marquantes, chacune ayant des effets profonds sur le risque de marché, l'allocation des actifs et la performance des investissements. Afin de déterminer les réponses appropriées à ces crises, il est essentiel de tirer des enseignements des événements passés et de proposer des solutions adaptées pour les crises futures.

En ce sens, l'examen des causes et des conséquences de ces crises peut permettre d'adopter les mesures nécessaires pour y faire face. La littérature scientifique montre que la question de l'analyse de la propagation des crises et de leurs effets sur les marchés reste toujours d'actualité.

À ce titre, le système financier a connu sa première grande crise en octobre 1929, en raison d'une bulle boursière et immobilière, soutenue par des crédits massifs, principalement aux États-Unis. Le jeudi 24 octobre 1929, qualifié de jeudi noir, la bourse de New York a plongé dans un krach boursier, entraînant une perte soudaine de la valeur des actifs financiers et marquant le début de « la grande dépression », considérée comme la plus grande crise économique de l'histoire des marchés financiers. Cette première crise connue par les marchés constitue un point de départ pour d'autres crises, engendrées par des causes diverses et ayant des effets différents sur les places financières. La recension des écrits sur le sujet, qui fait l'objet du premier chapitre, permet de mettre en lumière ses causes, ses effets et, en particulier, les canaux de transmission entre les différents marchés.

Puis, dans les périodes les plus récentes de l'histoire, la sphère financière a été marquée par d'autres épisodes de tensions financières, notamment la crise sanitaire liée à la pandémie de Covid-19 et la crise russo-ukrainienne. Ces deux évènements successifs ont secoué les différentes places financières et affecté les marchés, ainsi que la volatilité des actifs réels et financiers.

L'étude des données statistiques et économiques de ces deux crises montre que la crise sanitaire du Covid-19 se distingue des crises précédentes à tous égards. Elle a été provoquée par un arrêt momentané de l'activité financière et économique pour des raisons attribuées à la santé, telle que la propagation du virus. Dès lors, cet arrêt a affecté d'une manière significative les agrégats et les indicateurs financiers et économiques.

Bien que le monde ait été touché par plusieurs épidémies virales, comme le SRAS-CoV en 2003, le MERS-CoV en 2012 et Ebola en 2014, aucune de ces épidémies n'a eu de conséquences mondiales comparables à celles du Covid-19. En effet, après la déclaration de l'Organisation

mondiale de la santé qualifiant la Covid-19 de pandémie, les pays ont rapidement mis en place diverses mesures afin de limiter la propagation du virus. Ces mesures, comprenant des confinements stricts, des restrictions de voyage et des fermetures d'entreprises, ont eu des effets désastreux sur l'économie réelle et financière. Elles ont entraîné une propagation des chocs, provoquée par une contagion financière sur les marchés, affectant à la fois la consommation des ménages, les échanges de capitaux et, surtout, la valeur des actifs de nombreuses entreprises cotées.
De fait, les mesures de confinement ont eu des conséquences directes sur le marché des biens et services, entraînant la faillite de plusieurs entreprises, et un effet immédiat sur la chaîne de valeur à l'international.

Au sortir de cette crise, l'économie mondiale a connu une meilleure performance et un retour à la croissance. Cependant, la situation a profondément évolué lorsque les forces militaires russes ont entrepris, le 24 février 2022, une invasion à grande échelle de l'Ukraine, provoquant ainsi une nouvelle période d'instabilité et produisant un impact considérable sur la volatilité des matières premières. La guerre entre ces deux pays a entraîné une hausse des prix de l'énergie à l'échelle internationale, en raison du rôle prépondérant de la Russie dans le secteur énergétique, tandis que l'Ukraine occupe une place essentielle dans la production de matières premières. Par ailleurs, les sanctions occidentales adoptées contre la Russie concernant l'exportation de pétrole, de gaz et de transfert de fonds ont aggravé la situation. Ces mesures ont eu un impact considérable sur les prix de l'énergie ainsi que sur la volatilité des indices boursiers et d'autres actifs réels.

Ainsi, la nature imprévisible de ces crises, leurs causes, leurs conséquences, leurs propagations, ainsi que leurs effets sur les risques et la volatilité des marchés boursiers suscitent de nombreuses interrogations, lesquelles nous ont conduits à mener des recherches approfondies sur ce phénomène.

Cette thèse vise à enrichir la littérature existante sur les aspects empiriques et méthodologiques de la contagion financière ainsi que ses effets sur les marchés. Nous cherchons à mesurer empiriquement la présence d'un effet de contagion et de transmission des chocs durant les deux crises récentes qui ont secoué les marchés internationaux, celles du Covid-19 de 2020 et de la guerre russo-ukrainienne de 2022. Nous proposons également une mesure des gains de diversification durant la crise du Covid-19.
Dans cette perspective, la question centrale est celle de comprendre comment la crise du Covid-19 et la guerre russo-ukrainienne ont affecté les marchés boursiers.

Cette problématique constitue le point de départ de la présente thèse et pourrait être déclinée sous forme de plusieurs questions de recherche :

1. Comment identifier et détecter la contagion financière ? Quelles sont les méthodes empiriques et analytiques employées pour identifier la contagion financière entre les marchés ou les indices ?
2. Quelles sont les dynamiques observées sur les marchés à court terme et à long terme durant la crise sanitaire ?
3. Dans quelle mesure l'effet de contagion a-t-il affecté la volatilité des indices boursiers pendant une crise ?
4. Comment les corrélations conditionnelles dynamiques évoluent-elles entre les indices boursiers pendant une crise, et quelles en sont les implications pour les stratégies de diversification internationale ?
5. L'émergence d'une crise affecte-t-elle la diversification des portefeuilles et remet-elle en cause ses gains ?
6. Comment la guerre russo-ukrainienne a-t-elle modifié la connectivité entre les marchés, donc le risque systémique, et la transmission de la volatilité entre leurs indices ?
7. Peut-on déterminer le statut d'un marché en matière de source de risque ? Donc, le marché est-il transmetteur ou récepteur de chocs, en période de crise et en dehors de celle-ci ?

Afin de répondre à ces diverses questions, cette thèse s'articule autour de quatre chapitres. Le premier chapitre propose une recension de la littérature scientifique relative à la crise financière. Les trois premières sections de ce chapitre théorique clarifient les définitions associées à la crise financière et à la contagion. Cela nous permet de définir la contagion à partir de plusieurs travaux de recherche, en s'appuyant sur les perspectives de différents auteurs. Sur le fondement de ces études, nous considérons l'effet de contagion comme une augmentation significative des co-mouvements entre deux marchés durant une crise, conformément à la définition proposée par Forbes et Rigobon (2002), laquelle fait l'objet d'un consensus parmi les chercheurs ayant analysé les crises financières.

Par ailleurs, la quatrième section de ce premier chapitre explore les différents canaux de contagion, tels que les liens commerciaux, les liens financiers, les chocs communs, les équilibres multiples, les chocs de liquidité et l'asymétrie d'information. La cinquième section expose ensuite les principaux modèles économétriques employés pour mesurer l'effet de contagion. Ces modèles sont détaillés dans des études antérieures. Nous examinons également diverses méthodes, telles que l'approche de cointégration et à correction d'erreur, les modèles

de corrélations conditionnelles dynamiques, la méthode de connectivité, la technique des ondelettes et d'autres méthodes économétriques. Enfin, ce chapitre présente les travaux relatifs à la mesure des gains de diversification et à l'analyse de performance des portefeuilles internationaux en période d'accalmie et de crise. Il s'agit ainsi de mieux saisir l'avantage offert par la diversification, ce qui facilite par la suite la compréhension du troisième chapitre concernant la mesure des gains à l'international, par rapport à une stratégie locale. Une attention particulière sera accordée aux périodes de forte volatilité, en ce qu'elles peuvent considérablement influencer les performances des portefeuilles internationaux.

Dans le prolongement de notre revue de la littérature scientifique, le deuxième chapitre teste le phénomène de contagion durant la crise sanitaire sur les marchés financiers composant notre échantillon. Cette étude repose sur le modèle vectoriel à correction d'erreur, ou *Vector Error Correction Model* (VECM), non linéaire, donc asymétrique. Nous avons ainsi sélectionné dix indices boursiers représentant plusieurs marchés : la Chine, le Japon, Taïwan, Singapour, la France, le Royaume-Uni, l'Allemagne, l'Italie, l'Espagne et les États-Unis. En plus de ces indices, nous avons sélectionné le marché du pétrole « *West Texas Intermediate* » (WTI), du gaz naturel et de l'or afin d'appréhender l'impact de la crise du Covid-19 sur la volatilité de ces actifs, considérés comme valeurs refuges. La période d'observation s'étend du 05 janvier 2015 au 22 août 2022, ce qui nous permet de couvrir à la fois les périodes précédant, durant et suivant le pic de la crise sanitaire. La période de crise et les chocs observés sont déterminés sur la base des approches statistiques et économiques. Une des principales contributions de ce chapitre est de démontrer que la crise sanitaire du Covid-19 a eu des effets différenciés sur les marchés boursiers. Les résultats que nous avons obtenus révèlent une augmentation significative des relations de cointégration entre les marchés durant la période analysée. Cette hausse est un indicateur d'un effet de contagion accru, en particulier avec le marché chinois, identifié comme étant le foyer principal de la crise. En outre, nos résultats mettent en évidence un phénomène de retour à l'équilibre à des vitesses différentes des indices examinés durant les périodes de crise et d'accalmie. Ce retour à l'équilibre confirme l'efficience des marchés financiers face à cette situation de crise. Enfin, nous avons observé des comportements asymétriques face aux chocs, ce qui révèle une dynamique non linéaire des indices durant la crise sanitaire. Cela suggère que ces marchés ne réagissent pas de manière uniforme à la transmission de la volatilité, certains faisant preuve de plus de résilience que d'autres.

Le troisième chapitre s'inscrit dans la continuité du précédent en examinant les impacts de la crise du Covid-19. Il s'agit particulièrement de s'intéresser à l'impact de cette crise sur la volatilité des marchés, la transmission des chocs et les gains potentiels de diversification des

portefeuilles. À cette fin, les données identiques à celles du deuxième chapitre sont utilisées, en termes d'indices, de fréquence et de période d'observation. Ce chapitre propose plusieurs tests empiriques, fondés sur le modèle des corrélations conditionnelles dynamiques (DCC) bivarié, associé au modèle *Fractionally Integrated Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (FIAPARCH), et à la régression dynamique de Markov Switching. L'utilisation de ce modèle permet alors de capturer le caractère dynamique de la crise, de déterminer les canaux de sa transmission, de mesurer la corrélation entre les marchés, et d'analyser la transmission des chocs d'une manière non linéaire. Les résultats obtenus indiquent que la crise a eu des effets divers sur les marchés, sa durée et son intensité variant d'un marché à l'autre. Par ailleurs, nous avons observé une propagation progressive de la crise, ainsi qu'une confirmation de la contagion, avec une corrélation particulièrement élevée entre le marché chinois et d'autres marchés, tels que ceux du pétrole, du gaz et de l'Italie. Cela confirme que le marché chinois est le foyer de la crise à l'échelle mondiale, agissant comme un catalyseur qui amplifie les variations de la volatilité. De plus, nos résultats révèlent que le prix du risque est dynamique et influencé par le taux de mortalité lié à la Covid-19, et d'autres variables financières comme la prime de terme (DPTEU) et la prime de défaut (PDEU). Nous constatons également que l'inflation observée sur les marchés n'affecte pas le prix du risque. C'est pourquoi nous parvenons à la conclusion que l'augmentation du nombre de décès a eu un impact significatif sur la perception du risque par les investisseurs. Les résultats empiriques présentés dans ce chapitre constituent, à notre connaissance, une contribution novatrice dans la littérature. Ce troisième chapitre apporte une autre contribution, relative à la mesure des gains de diversification. Nous avons démontré que la significativité des gains de diversification internationale demeure variable, y compris en période de crise. Les résultats obtenus mettent en lumière que ces gains sont moins importants et moins significatifs sur les marchés en période de crise, et que la performance mesurée par le ratio de Sharpe reste significative sur l'ensemble de la période. Il convient de souligner que ce ratio est calculé sur la base d'une volatilité dynamique et historique, et de constater que l'approche dynamique est davantage privilégiée en période de crise.

Enfin, nous avons observé des regroupements de volatilité, ou « *volatility clustering* », tout au long de la période analysée, en particulier lors des phases aiguës de la crise du Covid-19. Cette hausse de volatilité permet d'évaluer empiriquement les opportunités offertes par une stratégie de diversification internationale.

À la suite de l'analyse empirique présentée dans le chapitre précédent, le quatrième chapitre explore la connectivité dynamique entre les indices financiers. Celle-ci constitue une mesure du risque systémique sur les marchés, et partant, entre les indices. Nous nous intéressons dans

ce chapitre à la guerre russo-ukrainienne, afin de quantifier le risque systémique et la transmission de la volatilité entre divers marchés financiers. À cette fin, nous utilisons l'approche de connectivité *Dynamic Conditional Correlation - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (DCC-GARCH), récemment proposée par Gabauer (2020). Les données sont identiques aux chapitres précédents, tout en intégrant deux nouveaux indices boursiers, à savoir la Russie et l'Ukraine, tandis que la période d'observation a été étendue jusqu'en 2023 afin d'inclure les effets de la guerre. Ce dernier chapitre apporte plusieurs contributions notables. Tout d'abord, cette étude représente la première application de la méthode de connectivité aux principaux marchés internationaux, et met en lumière le marché russe comme source de crise. De plus, l'analyse de la transmission des chocs durant la crise russo-ukrainienne n'a pas fait l'objet d'une étude empirique dans les travaux antérieurs. Dès lors, l'identification des marchés agissant comme transmetteurs et récepteurs de chocs liés à la guerre constitue une perspective fondamentale pour les gestionnaires de fonds, leur permettant de mieux appréhender les mécanismes de propagation de la volatilité et son effet sur l'allocation des richesses.

Les résultats de ce quatrième chapitre révèlent des changements significatifs dans les rôles de réception et de transmission des chocs sur les différents marchés, le déclenchement de la guerre ayant amplifié la volatilité entre les marchés. À ce titre, nous avons observé que le marché russe est passé d'un transmetteur net de volatilité à un récepteur de chocs. Cette évolution est attribuée aux sanctions économiques et financières adoptées par les pays occidentaux contre la Russie, visant à restreindre sa capacité de financement et à limiter les investissements internationaux. Nos résultats mettent en évidence la transformation de la structure des liens entre les marchés, caractérisée par une volatilité accrue durant les périodes de crise, révélant un phénomène de contagion différée. Enfin, nous observons que la transmission du risque systémique entre les indices varie, tandis que l'or conserve son statut de valeur refuge et de pouvoir de diversification.

Chapitre 1. Crise financière, contagion, mesure de la volatilité, évaluation des actifs et diversification de portefeuille : une revue de la littérature

Résumé

Ce chapitre propose une recension de la littérature scientifique relative à la crise financière, en vue de mettre en lumière les différents aspects de la contagion ainsi que les différents canaux de sa transmission. D'une part, nous présentons les différentes définitions attribuées à la crise financière, et d'autre part, les effets engendrés par celle-ci sur les marchés. L'examen des travaux menés sur la crise financière permet d'exposer les différents canaux de transmission des chocs, tout en distinguant la contagion fondamentale de la contagion pure. Il s'agit également de présenter les principales approches économétriques utilisées pour mesurer l'effet de contagion et les mécanismes de sa propagation. À cet égard, nous présentons une analyse critique de certaines techniques économétriques utilisées dans la littérature, afin de suggérer des méthodes plus modernes et adaptées aux contextes des crises récentes.

Par ailleurs, ce chapitre introduit les travaux existants sur le principe de mesure des gains de diversification internationale, en vue d'appréhender davantage son efficacité dans un contexte de crise, en particulier dans le cadre du troisième chapitre.

Introduction

La compréhension des crises et des mécanismes de leur transmission entre les marchés a été largement abordée par les travaux théoriques et empiriques. Dans ce premier chapitre, nous analysons les principaux aspects des crises, notamment leurs impacts, leurs natures ainsi que leurs canaux de transmission.

En outre, nous abordons le principe de la gestion d'actifs, en particulier l'évaluation des gains de diversification en période de crise et de variation du prix du risque. Il s'agit également d'exposer les différents concepts et méthodes économétriques permettant une meilleure détection de la présence de crise. Cette présentation apporte une compréhension approfondie des différents chapitres de la présente thèse, ainsi que des interrogations soulevées, qui portent un intérêt à la crise du Covid-19, la guerre russo-ukrainienne et la performance des portefeuilles.

Notre recension de la littérature scientifique – théorique ou empirique – permet d'apporter des réponses à des questions essentielles dans le cadre de l'analyse des crises financières ayant touché le système financier avant ou pendant les crises récentes. Parmi celles-ci, nous nous intéressons à la notion de crise financière et ses déterminants. Qu'est-ce que la contagion financière et comment se propage-t-elle sur les marchés ? Quels sont les mécanismes de transmission des chocs financiers ? Enfin, peut-on tirer un gain de diversification durant les périodes de crise ?

Dans ce premier chapitre, nous montrons également que des chercheurs, des acteurs et des régulateurs de marchés se sont intéressés au phénomène de la contagion et aux canaux de transmission des chocs financiers à travers différents marchés. Ces préoccupations majeures ont conduit à une analyse approfondie de la contagion, notamment à la suite de l'émergence des nouvelles crises financières, telles que celles relatives à la pandémie de Covid-19 et la guerre russo-ukrainienne. Cet intérêt croissant pour les crises a renforcé l'importance de la modélisation et de l'analyse de leurs impacts, en vue d'appréhender leurs implications financières, d'optimiser la gestion des risques et d'améliorer la performance.

En ce sens, les investisseurs et les gestionnaires de fonds sont confrontés à des défis majeurs dans le choix et la composition optimale de leurs portefeuilles, recherchant alors à maximiser la rentabilité tout en minimisant les risques. Par conséquent, l'analyse des crises, la détermination de leur nature, et l'identification des canaux de transmission, représentent des enjeux essentiels pour les acteurs économiques, les institutions et les États.

Partant, ce chapitre a vocation à recenser la littérature scientifique portant sur les définitions de la contagion financière – pure ou fondamentale – avancées par plusieurs auteurs, d'identifier les canaux de transmission des chocs, et d'analyser leurs effets sur les marchés financiers, notamment sur les indices boursiers et ceux des matières premières. Au-delà de cette recension, il s'agit de démontrer l'impact des crises sur la gestion des portefeuilles, en s'interrogeant sur la possibilité de générer et de mesurer des gains de diversification sur les marchés internationaux en période de crise et de forte volatilité.

Ce chapitre s'articule autour de plusieurs sections. La première traite de certaines crises qu'ont connu les marchés tandis que la deuxième décrit les modèles de crise. La troisième section s'intéresse à la définition de la notion de contagion et la quatrième met en lumière les canaux de transmission des chocs. Puis la cinquième section expose les méthodes économétriques employées pour analyser l'effet de contagion et identifier les mécanismes de propagation des chocs. La sixième aborde quant à elle les résultats majeurs relatifs à la gestion d'actifs et la présentation des principaux résultats concernant la diversification des risques.

1. Les crises financières

Les crises financières constituent un phénomène qui a marqué les marchés financiers à travers les siècles, comme le souligne Charles Kindleberger (1978) dans son ouvrage *Histoire mondiale de la spéculation financière*, selon lequel plus de 150 crises ont été enregistrées entre 1720 et 1987. Par conséquent, l'interprétation et l'analyse des crises, tant sur le plan théorique qu'empirique, suscitent des débats et demeurent une question d'actualité.

À cet égard, la perspective néoclassique, souvent associée à la théorie de l'efficience des marchés, considère qu'un marché en équilibre ne devrait pas être sujet aux crises financières. Selon cette analyse, les déséquilibres sont généralement attribués à des chocs externes affectant les fondamentaux économiques, tels que les variations soudaines de l'offre et/ou de la demande, les chocs technologiques, les crises politiques, et notamment les fluctuations des prix des actifs financiers et/ou réels qui sont cotés sur les marchés.

Contrairement à la perceptive néoclassique, l'approche keynésienne soutient que l'économie est sujette à des fluctuations cycliques et dynamiques, nécessitant une intervention gouvernementale pour stabiliser l'économie et permettre un retour à l'équilibre. Selon cette analyse, les crises financières sont associées à un déséquilibre macroéconomique, tel que des niveaux insuffisants de la demande globale ou la formation de bulles spéculatives sur les marchés.

Par ailleurs, les théoriciens marxistes considèrent les crises comme un phénomène inhérent au fonctionnement des économies capitalistes. Selon Karl Marx, ces crises découlent des contradictions internes du capitalisme, telles que la surproduction, l'exploitation de la main-d'œuvre et l'aggravation des inégalités entre les différentes classes sociales.

L'étude des trois théories précitées révèle une compréhension différente des crises financières, reflétant les divergences idéologiques et théoriques dans l'analyse économique et financière des marchés. En outre, la littérature scientifique sur les crises financières s'accorde à reconnaître que celles-ci sont des phénomènes plus complexes, susceptibles de se manifester de diverses manières et d'affecter par la suite une multitude de marchés, d'institutions et de variables macro-financières.

Il convient de souligner que cette même littérature s'accorde à affirmer que l'émergence de ces crises peut revêtir des formes variées en fonction de leur nature. À titre d'exemple, une crise de change découle souvent de pressions spéculatives ou de déséquilibres économiques. Ce mécanisme précipite les crises bancaires, lorsque les institutions financières se retrouvent confrontées à des difficultés majeures en matière de liquidité. Cela génère des réactions simultanées ou successives, caractérisées par un comportement qualifié d'irrationnel par les investisseurs sur les marchés.
Parallèlement, une crise boursière se caractérise par une baisse rapide et substantielle des prix de certains actifs, souvent attribuée à une spéculation excessive ou à des facteurs économiques. De la même manière, une crise immobilière survient lorsque les prix de l'immobilier connaissent une chute significative, généralement à la suite d'une période de spéculation excessive ou d'une variation importante des taux d'intérêt. Une telle situation peut entraîner des défauts de paiement sur les prêts hypothécaires, perturbant ainsi le secteur financier et bancaire. En revanche, une crise sanitaire, telle qu'une pandémie, peut avoir des répercussions économiques à différents degrés, en perturbant la sphère financière et en affectant la confiance des investisseurs. Dans de telles circonstances, nous pouvons alors observer une augmentation de la variation de la volatilité des actifs et un changement de comportement des investisseurs et des gestionnaires de fonds sur les marchés.

À ce titre, la sphère financière a récemment été confrontée à deux crises d'une ampleur considérable : la crise sanitaire engendrée par la pandémie de Covid-19 et la crise provoquée par l'invasion de l'Ukraine par la Russie en 2022. Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS, 2020), l'épidémie de coronavirus, apparue à la fin de l'année 2019 dans la région centrale de la Chine, s'est rapidement étendue à 216 pays, zones ou territoires, totalisant plus de 8,3 millions de cas confirmés, et dépassant les 450 000 décès dans le monde au 19 juin 2020. En

raison de cette propagation mondiale, l'OMS a officiellement qualifié cette situation de pandémie le 11 mars 2020. En outre, le déclenchement de la guerre entre l'Ukraine et la Russie le 24 février 2022 constitue un événement géopolitique majeur du XXIe siècle, survenant après la crise sanitaire. L'irruption de ce conflit a eu un impact significatif sur l'économie mondiale, suscitant de vives inquiétudes parmi les acteurs des marchés, en particulier concernant les transactions et les opérations financières sur les matières premières. Les réactions observées sur les marchés peuvent être attribuées à la position stratégique de la Russie et de l'Ukraine dans la production et l'exportation de ressources naturelles et énergétiques, telles que les céréales, les engrais, les métaux de base, les métaux précieux, ainsi que le pétrole et le gaz.

Cette situation de crise met en évidence les réponses des États et des investisseurs tout en illustrant la vulnérabilité des marchés financiers face à des événements imprévus. Elle souligne également la nécessité d'instaurer une gestion des risques efficace et de favoriser une forme de résilience économique dans un contexte d'incertitude croissante pour certains pays et marchés. En conséquence, ces deux crises ont entraîné une mutation profonde dans la dynamique de la volatilité des indices boursiers, des matières premières et d'autres classes d'actifs. Cette situation a été aggravée par la perturbation de la chaîne d'approvisionnement, la hausse des prix des matières premières et la dépréciation de la valeur de certains actifs.

À cet égard, l'analyse de certaines données boursières révèle que les marchés ont enregistré une chute importante au début de la pandémie de Covid-19 et du conflit russo-ukrainien. Dès lors, les investisseurs ont privilégié des actifs spécifiques, tels que l'or et le pétrole, considérés comme des valeurs de refuge dans ce contexte, comme l'ont constaté Adekoya et al. (2022) ainsi que Zhou et al. (2022).

Dans le même sens, il a été observé que la pandémie de Covid-19 a eu un impact profond sur les marchés financiers, révélant des similitudes et des différences notables avec les crises financières précédentes. D'une part, elle a provoqué des perturbations aussi sévères sur le marché boursier que celles engendrées par d'autres pandémies infectieuses, telle que la grippe espagnole (Baker et al., 2020), notamment la chute historique de l'indice S&P 500 entre février et mars 2020, comme l'ont démontré Capelle-Blancard et Desroziers (2020). D'autre part, cette crise a entraîné une variation considérable de la volatilité sur les marchés d'actions et d'options, ainsi qu'une hausse significative de l'indice de volatilité sur le marché financier, à savoir la volatilité implicite, dénommée le VIX (Raheem, 2021).

À ce propos, l'examen de la littérature scientifique montre que de nombreuses études ont porté sur l'effet de cette pandémie sur la volatilité des marchés financiers. À ce sujet, Albulescu (2020) analyse l'impact de la pandémie en se fondant sur les annonces récentes des cas de Covid-19, le taux de mortalité (en Chine et en dehors de la Chine), ainsi que sur le nombre de pays touchés quotidiennement, et leur influence sur le comportement des marchés. Ces résultats montrent que l'indice de volatilité VIX est affecté de manière positive et significative par le nombre de nouveaux cas observés en dehors de la Chine ainsi que par le taux de mortalité annoncé. Dans le même ordre d'idées, Yilmazkuday (2020) analyse l'impact du nombre de cas de Covid-19 déclarés aux États-Unis sur l'indice S&P 500. Ses résultats révèlent qu'une augmentation de 1 % des cas entraîne une diminution de 0,01 % de l'indice après un jour et d'environ 0.03 % après une semaine. De plus, Ashraf (2020) met en évidence l'existence d'un lien négatif entre le nombre de cas confirmés et le rendement de l'indice S&P 500, et constate que le marché a réagi plus rapidement à l'augmentation des cas confirmés de Covid-19 qu'à celle des décès.

Dans le prolongement des travaux précédents, Li et al. (2023a) examinent le lien entre la vaccination contre la Covid-19 et la volatilité de douze marchés boursiers asiatiques. Leurs conclusions indiquent que l'augmentation de la vaccination dans un pays diminue la volatilité de certains indices. Ils notent également que l'effet de la vaccination sur la volatilité est asymétrique, entraînant une diminution sur certains marchés et, à l'inverse, une augmentation sur d'autres indices. Nous tenons à souligner que les conclusions avancées par les auteurs se limitent à la démonstration de la présence d'une relation de causalité.

En outre, Al-Awadhi et al. (2020) montrent que la pandémie a eu un impact négatif significatif sur la performance des marchés boursiers dans les pays du Conseil de coopération du Golfe (CCG). De même, Tan et al. (2022) soulignent que la propagation de la pandémie a affecté les rendements des actions dans les pays du G7, bien que cela se soit atténué au fil du temps. Sun et al. (2021) constatent, pour leur part, un impact négatif sur les rendements des actions des entreprises cotées sur le marché chinois après la pandémie, tandis que Wang et Wang (2021) observent une perte d'efficacité du marché étatsunien, en particulier de l'indice S&P 500. En revanche, ces auteurs soulignent que les cryptomonnaies ont fait preuve d'une certaine résistance face à cette crise.

Par ailleurs, Baker et al. (2020) affirment que la variation des cours des actions a augmenté, entraînant une volatilité qui atteint des niveaux très élevés, jamais connus par certains marchés. Cette hausse de la volatilité a été démontrée par John et Li (2021), qui soulignent dans le même

temps que l'aversion au risque des investisseurs est étroitement liée à la dépréciation de certains indices de marchés et à la baisse des cours de certains actifs durant l'épidémie de Covid-19. Bakas et Triantafyllou (2020) soutiennent également que l'incertitude induite par la pandémie a eu un impact négatif sur la volatilité du pétrole, tout en ayant des effets positifs sur celle de l'or. Un constat similaire est avancé par Zeinedini et al. (2022).

Dans le même ordre d'idées, Baig et Chen (2022) indiquent que la pandémie de Covid-19 a exercé un impact significatif sur le nombre d'introductions en bourse. Plus précisément, les auteurs montrent que, durant cette crise, ces opérations étaient confrontées à une hausse de l'incertitude en matière d'informations, par rapport à la période précédant la pandémie, et que cette asymétrie a eu des répercussions sur leurs valorisations ainsi que sur leurs introductions.

De manière similaire, Zhang et al. (2020a) ainsi que Mensi et al. (2020) constatent que la pandémie a entraîné une augmentation spectaculaire de la volatilité sur les marchés financiers, surpassant ainsi l'impact de la crise des subprimes. Cette conclusion est corroborée par les travaux de Umar et Gubareva (2021), Liang et al. (2022) et Hong et al. (2022), qui mettent en évidence la gravité et la persistance de l'impact négatif de la pandémie sur la volatilité des indices des marchés internationaux. Afin de mieux appréhender l'efficiences de ces derniers, Frezza et al. (2021) analysent l'impact de la pandémie de Covid-19 sur quinze marchés financiers répartis entre l'Europe, les États-Unis et l'Asie. Ils constatent que les marchés asiatiques ont retrouvé leur efficience de pré-crise, tandis que les marchés européens et américains n'ont pas encore atteint ce niveau au moment de cette étude, en 2021.

Dans le prolongement de l'analyse des effets de crise sur les marchés financiers, Li et al. (2023b) soutiennent que la guerre russo-ukrainienne a également provoqué une volatilité importante des cours des matières premières, en particulier celle du pétrole. La hausse de la volatilité de cet actif est attribuée au refus de certains pays, tels que les États-Unis et le Canada, d'importer du pétrole en provenance de la Russie. Ce rejet a engendré des tensions sur les matières premières.

Face à la crise russo-ukrainienne, certains pays membres de l'Union européenne, fortement tributaires de l'énergie russe, ont adopté des sanctions économiques visant le secteur énergétique russe. En réponse, la Russie a annoncé son intention de réduire ses exportations de pétrole afin d'encourager la transition énergétique. Ces mesures ont directement entraîné une hausse des coûts des matières premières et du pétrole, des coûts de transport, ainsi qu'une augmentation des prix à terme et au comptant du pétrole (Orhan, 2022).

À la lumière de ces sanctions européennes, nous avons observé qu'en date du 25 février 2022, l'indice FTSE 100 du Royaume-Uni a progressé de 3.9 %, atteignant son niveau le plus élevé depuis novembre 2020, tandis que les marchés allemand et français ont clôturé en hausse de plus de 3.5 %. Ce même jour, le Dow Jones Industrial a enregistré une hausse de 2.5 %, le S&P 500 de 2.2 % et le Nasdaq de 1.6 %. Cette réaction haussière était inattendue sur les marchés. Ces observations ont été corroborées par une étude récente menée par Boubaker et al. (2022).

À travers notre recension, nous avons constaté que les travaux scientifiques portant sur les crises ont accordé un intérêt majeur au conflit russo-ukrainien, un évènement qui a généré la transmission des chocs, et donc de la volatilité sur les marchés. De fait, plusieurs études ont examiné divers aspects des marchés financiers, tels que leurs connectivités ou leurs intégrations, la variation de leurs rendements, leurs risques systématiques, ainsi que les décisions adoptées par les gestionnaires de fonds durant cette période. Parmi ces recherches, nous pouvons citer celles de Boungou et Yatié (2022), Umar et al. (2022 a, b), Qureshi et al. (2022), Sun et Zhang (2022), ou encore, Tosun et Eshraghi (2022). Ces auteurs constatent que, malgré les ventes massives d'actions russes par les investisseurs, les marchés financiers en dehors de la Russie sont restés relativement stables au début du conflit. De plus, ils concluent que la contagion du marché russe n'est pas vérifiée. Toutefois, leurs résultats sont discutables en raison des méthodes utilisées dans ces travaux qui ne permettent pas de mesurer cet effet. Dans le quatrième chapitre de la présente thèse, nous démontrons, au contraire, que le marché russe révèle un caractère contagieux.

À ce titre, Alam et al. (2022) ont étudié la persistance de l'impact du conflit russo-ukrainien sur la corrélation dynamique entre cinq indices de matières premières, les marchés du G7 et des BRICS[1]. Ils montrent l'existence d'une forte interconnexion entre tous ces marchés, et attribuent cet accroissement de la corrélation conditionnelle au marché russe.

En conclusion, les travaux présentés dans cette section offrent une perspective essentielle dans la compréhension des mécanismes de transmission des chocs liés aux deux dernières crises – la pandémie de Covid-19 et le conflit russo-ukrainien – sur les marchés financiers. Il en ressort que ces recherches soulignent l'importance d'une analyse approfondie de ces événements afin de mieux anticiper et gérer les risques associés à de telles crises. Dans une certaine mesure, cette littérature scientifique a exploré les changements dans les relations entre les marchés financiers, et a mis en évidence leur impact sur les cours de certains actifs et leurs volatilités.

[1] Le Brésil, la Russie, l'Inde, la Chine et l'Afrique du Sud.

Dans la section suivante, nous exposons les différents modèles permettant d'étudier la transmission de la volatilité et des chocs durant les périodes de crises financières. Cette présentation permet de mieux comprendre les canaux de transmission et d'évaluer l'effet de celle-ci sur les grandeurs financières.

2. Les modèles des crises financières

Dans la section précédente, nous avons abordé les effets des crises liées à la pandémie du Covid-19 et à la guerre russo-ukrainienne. L'émergence de crises financières a toujours suscité l'intérêt de nombreux économistes, qui se sont intéressés à l'identification de leurs causes à travers les modèles de première, deuxième et troisième génération. Cette section présente ces différents modèles et propose des explications afin de mieux saisir leurs résultats.

2.1 Les modèles de crise de première génération

Les modèles de crises de première génération trouvent leur origine dans les travaux fondateurs de Krugman (1979) et de Flood et Garber (1984), qui analysent la crise financière comme découlant d'un désalignement entre l'objectif de change fixé par les autorités monétaires et les politiques économiques mises en œuvre. Selon ces auteurs, cet écart génère un déficit budgétaire, induit par un déséquilibre de la balance des paiements, ce qui conduit à des attaques spéculatives contre les réserves de change. Il convient de souligner que cette catégorie de modèles se concentrait particulièrement sur la transmission des chocs observés sur les devises et, de fait, sur les crises de change.

2.2 Les modèles de crise de deuxième génération

Dans les modèles de deuxième génération, élaborés dans les années 1990, notamment par Obstfeld (1994), la dynamique des crises n'est plus considérée comme déterministe, mais comme un jeu d'influences entre les gouvernements et les marchés. Contrairement aux modèles précédents dans lesquels les crises découlaient de déséquilibres économiques fondamentaux, ces modèles de deuxième génération attribuent aux spéculateurs la responsabilité des dévaluations. Ainsi, un rôle primordial est accordé aux effets informationnels et à leur impact sur le comportement des agents sur les marchés.

Dans ce cadre, l'analyse d'Obstfeld (1994) démontre que, même lorsque les politiques macroéconomiques adoptées par les gouvernants sont cohérentes avec les politiques de change, les changements dans les attentes des acteurs de marché, ou les évolutions des indicateurs économiques, les crises peuvent impacter négativement ou positivement la détermination des

autorités à maintenir un taux de change stable. Les variations dans les attentes des acteurs sur les marchés influencent la manière dont les autorités arbitrent entre une politique de stabilisation du taux de change et d'autres objectifs économiques, ce qui peut conduire à un nouvel équilibre et permettre de résoudre les problématiques générées par la crise sur les marchés.

2.3 Les modèles de crise de troisième génération

Les modèles de crise de troisième génération, également qualifiés de modèles intergénérations[2], ont émergé à la suite de la crise asiatique de 1997[3]. Contrairement aux modèles précédents qui se concentraient sur la politique macroéconomique et expliquaient l'abandon du régime de change fixe par une politique économique défaillante ou une décision erronée de l'autorité monétaire, les modèles de troisième génération mettent l'accent sur l'effet de contagion.
Selon les partisans de cette théorie, une crise se propage d'un pays à un autre par le biais des liens commerciaux, ou de la dépréciation de la devise d'un pays par rapport aux autres, laquelle peut avoir des répercussions sur la compétitivité. De plus, les liens financiers participent à la propagation de la crise, notamment lorsque l'incapacité d'un pays à rembourser sa dette extérieure incite les créanciers étrangers à retirer leurs prêts à d'autres pays tiers. Ainsi, les modèles de troisième génération introduisent, pour la première fois, la notion de « contagion ». Partant, la section suivante porte sur les définitions de cette notion et les diverses méthodes économiques, financières et économétriques utilisées pour son analyse et sa détermination.

3. La contagion financière

3.1 Définition de la contagion

Le terme « contagion », à l'origine utilisé pour désigner la propagation des maladies, a acquis une nouvelle signification dans le contexte des crises financières, notamment lors de la crise asiatique de 1997[4]. Cette crise, qui a débuté en Thaïlande, s'est rapidement étendue à d'autres pays d'Asie de l'Est, puis à la Russie et au Brésil, avant d'affecter les marchés développés en Amérique du Nord et en Europe. Sa propagation a entraîné un effet significatif de transmission de volatilité et un impact sur les variables macroéconomiques de certains pays.

[2] (Flood et Marion, 1999)
[3] (Pesenti et Tille, 2000 ; Krugman, 2001)
[4] « *It was not until Thailand's 1997 devaluation affected other countries in Asia, and then Russia's 1998 devaluation affected global financial markets, that contagion became standard economics terminology and fears of contagion became a regular concern of policymakers. These events prompted a series of academic papers in the early 2000's attempting to measure, understand, predict, and prevent international financial contagion*. » (Forbes, 2012, p. 5).

Le concept de contagion a connu des définitions diverses dans la littérature scientifique relative aux crises financières et n'a jamais fait l'objet d'un consensus, jusqu'à la crise récente de la guerre russo-ukrainienne.

À cet égard, Pericoli et Sbracia (2003) proposent différentes définitions de la contagion. D'une part, elle est décrite comme « l'augmentation significative de la probabilité de crise dans un pays, conditionnée par la survenance d'une crise dans un autre pays ». Cette définition est fréquemment employée dans les études empiriques pour analyser les effets des fluctuations des taux de change entre différentes devises ou l'effet observé sur les prix des titres. D'autre part, ces auteurs définissent la contagion comme « une augmentation significative des co-mouvements des prix et des quantités entre les marchés, conditionnée par la survenance d'une crise sur un marché ou un groupe de marchés ». Cette définition met ainsi l'accent sur les mouvements synchronisés des prix et des quantités des actifs entre les marchés lorsqu'une crise survient.

Par ailleurs, la notion de « *shift-contagion* », introduite par Pericoli et Sbracia (2003), est définie de la manière suivante : « la shift-contagion se produit quand le canal de transmission s'intensifie ou, plus généralement, change après un choc sur un marché ». Cette définition s'inspire des théories contingentes des crises et souligne les évolutions des mécanismes de propagation des chocs durant les périodes de crise. Ainsi, la « *shift-contagion »* se caractérise par une discontinuité dans les canaux de transmission des chocs entre les marchés ou les indices. Selon cette définition, la contagion se mesure en détectant des co-mouvements excessifs entre les prix et les quantités des titres négociés sur un marché.

Dans leurs travaux, Calvo et Reinhart (1996) qualifient la contagion de « transmission d'une crise à un pays particulier à cause de son interdépendance réelle et financière avec le(s) pays déjà en crise ». Dans le même sens, Eichengreen et al. (1996) décrivent la contagion comme « un effet systémique sur la probabilité d'une attaque spéculative provenant d'attaques sur d'autres monnaies, et qui est de ce fait un effet additionnel à ceux des fondamentaux domestiques ». Cette définition est utilisée pour modéliser l'apparition d'une crise via l'effondrement de la valeur d'une monnaie par rapport à une autre, et par conséquent, de leur parité.

Dans le cadre de la recherche d'une définition de la contagion, les trois définitions avancées par la Banque Mondiale peuvent être relevées. La première, « *the broad definition* », caractérise la contagion comme la transmission des chocs entre les pays suite à la diffusion d'informations positives ou négatives sur les marchés. Elle postule que ces mécanismes de transmission, à

travers les effets informationnels, sont actifs tant en période de stabilité qu'en période de crise. La deuxième, dite *« définition restrictive »*, décrit la contagion comme la propagation des chocs entre deux pays ou un groupe de pays au-delà de leurs relations fondamentales et des événements communs. Cette approche repose sur l'observation d'un excès de co-mouvements entre les indices des marchés, notamment en termes de volatilités, résultant du comportement rationnel ou irrationnel des investisseurs, en grande partie tributaire de l'analyse de l'information communiquée par les institutions. Enfin, la troisième définition, « *the very restrictive definition »*, considère la contagion comme un changement dans le mécanisme de propagation des chocs pendant les crises. La contagion se manifeste alors par une augmentation notable des valeurs des corrélations entre les marchés lors des périodes de crises financières. Cette approche est similaire à celle proposée par Forbes et Rigobon (2002).

Pour clarifier la définition proposée par Forbes et Rigobon (2001, 2002), ces auteurs soulignent deux points essentiels à prendre en compte. En premier lieu, l'effet de la contagion se démontre en testant la significativité statistique du changement dans les liens entre les marchés après le choc. En second lieu, la distinction entre la contagion et l'interdépendance constitue un élément clé pour le choix des politiques des autorités monétaires. En effet, cela leur permet de déterminer si une crise résulte de liens économiques étroits entre les pays (interdépendance) ou si elle découle d'une propagation rapide et incontrôlée de perturbations financières en termes de volatilité (contagion).

À cet égard, la section suivante s'attache à distinguer les phénomènes de contagion et d'interdépendance.

3.2 Distinction entre interdépendance et contagion

De nombreuses études visent à distinguer l'interdépendance de la contagion. La première notion se caractérise par les transmissions ordinaires des chocs entre les pays et l'influence des fondamentaux économiques. La seconde notion se manifeste, quant à elle, par une augmentation significative des co-mouvements entre les indices des marchés, entraînant une volatilité accrue, qui ne peut pas être expliquée par les fondamentaux, sinon par le comportement des investisseurs. Ce phénomène est qualifié de contagion pure.

Afin de clarifier la distinction entre ces deux phénomènes, nous pouvons prendre en exemple les marchés de la Chine et du Japon en raison de leur proximité géographique. Le Japon étant le deuxième partenaire commercial et économique de la Chine après les États-Unis, une crise boursière sur le marché chinois entraînerait rapidement des répercussions sur le marché

japonais. Si une corrélation similaire prévalait déjà entre ces deux marchés durant les périodes de stabilité, il serait inapproprié de parler de phénomène de contagion. En effet, la propagation des chocs, produisant des effets analogues à ceux observés durant lesdites périodes, relèverait davantage d'une interdépendance économique et financière. En revanche, si la transmission des chocs diffère de celle observée durant les périodes de stabilité, le terme contagion serait alors justifié.

Certains auteurs, tels que Kaminsky et Reinhart (2000), considèrent l'interdépendance comme une contagion qui repose sur les fondamentaux. Cette interdépendance peut conduire à la propagation de chocs, qu'ils soient locaux (par exemple, une crise dans un pays donné) ou mondiaux (par exemple, une crise à l'échelle mondiale), à travers des liens commerciaux ou financiers.

Dans cette optique, Forbes et Rigobon (2001) proposent leur propre définition de la contagion, qu'ils définissent comme « une augmentation significative des liens entre les marchés, après la réalisation d'un choc sur un pays ou un groupe de pays ». Cette définition a été utilisée par plusieurs chercheurs dans la réalisation de tests afin de vérifier la présence de contagion.

À ce titre, Dungey et Gajurel (2014) soutiennent qu'une relation entre deux actifs est qualifiée d'interdépendance durant les périodes de stabilité, tandis que le terme de contagion est employé en période de crise. Selon ces auteurs, évaluer la contagion consiste à estimer les sauts en fonction de la corrélation entre différentes séries temporelles. Ils soutiennent également que la contagion se manifeste par une augmentation significative des liens entre les marchés après un choc affectant un pays ou un groupe de pays. Par conséquent, ces auteurs considèrent que l'accroissement du niveau de corrélation entre les indices boursiers constitue une preuve de contagion.

Dans le même sens, King et Wadhwani (1990) indiquent que l'observation de la hausse de la volatilité des prix sur les marchés américains, qui conduit à une augmentation de la corrélation des rendements des différents marchés, démontre la propagation des chocs financiers.

Par ailleurs, la contagion se réfère aussi à la propagation des perturbations et des variations inhabituelles du comportement des indices des marchés. Selon Masson (1999), la contagion est définie comme « un phénomène incluant des changements dans les anticipations du marché, qui n'est pas expliqué par la bifurcation dans les fondamentaux macroéconomiques ». Partant, cette définition suggère trois explications de la contagion pure. La première repose sur les modèles de « *wake-up-call* », et présente une alternative au modèle de Masson. Dans cette

perspective, une crise ailleurs dans le monde est un signal d'alarme incitant les marchés financiers à réévaluer les données fondamentales d'autres pays. La deuxième examine le rôle de l'asymétrie d'information et l'hétérogénéité des anticipations des investisseurs, face à une crise dans d'autres régions. Enfin, la troisième aborde le facteur de risque comme un élément clé dans le rééquilibrage des portefeuilles.

En conclusion, à partir de ces définitions, il est évident que la gravité d'une crise financière et la rapidité de sa propagation à travers les marchés suscitent un intérêt certain parmi les chercheurs pour le phénomène de la contagion. Néanmoins, si les économistes ne s'accordent pas sur une définition précise de la contagion, ils s'entendent sur la définition suivante, avancée par Forbes et Rigobon (2001) : « *Paradoxically, (...) there is no accordance on what contagion means* », et « *(...) there is no consensus on exactly what constitutes contagion or how it should be defined* ».

4. Les canaux de transmission des chocs

La littérature scientifique consacrée aux crises financières présente deux principales approches théoriques décrivant les mécanismes de leurs transmissions sur les marchés. La première théorie repose sur les fondamentaux économiques des pays et leurs impacts sur la notion d'interdépendance. La seconde théorie, quant à elle, accorde un rôle secondaire aux fondamentaux et met l'accent sur le rôle prépondérant du comportement des investisseurs sur les marchés. Cette seconde théorie est ainsi qualifiée par le phénomène de contagion pure.

Selon Forbes et Rigobon (2001), les périodes de stabilité et de crise sont intrinsèquement distinctes. En conséquence, l'intensification significative des liens entre les marchés financiers ouvre de nouveaux canaux de transmission durant les périodes de crise, indépendamment des fondamentaux, ce qui provoque une contagion.

Ainsi, les travaux de recherche montrent qu'il existe diverses méthodes permettant de mettre en évidence les mécanismes sous-jacents à l'émergence d'une crise et son caractère contagieux, telles que la corrélation entre les prix des actifs, la probabilité spéculative ou encore l'augmentation de la variation de la volatilité. À travers notre recension, nous observons également que deux théories se démarquent dans l'explication de la propagation des chocs entre les marchés. D'une part, la théorie non contingente aux crises. Cette approche se distingue par la stabilité des mécanismes de transmission et des liens entre les marchés. En effet, les auteurs de cette théorie constatent que les mécanismes de transmission des crises, après un choc initial, sont similaires à ceux qui se produisent avant la crise. D'autre part, la théorie contingente aux

crises. Selon cette théorie, la contagion résulte d'un changement dans les mécanismes de propagation après un choc. Le mécanisme de transmission est alors fondamentalement différent de celui qui existait avant la crise, entraînant une transformation significative des relations durant les périodes de crise par rapport à celles de stabilité financière. Ainsi, la propagation de ces chocs se produit à travers un canal donné.

Le schéma suivant illustre les différents canaux de propagation des chocs, en fonction des courants théoriques étudiés dans la littérature scientifique.

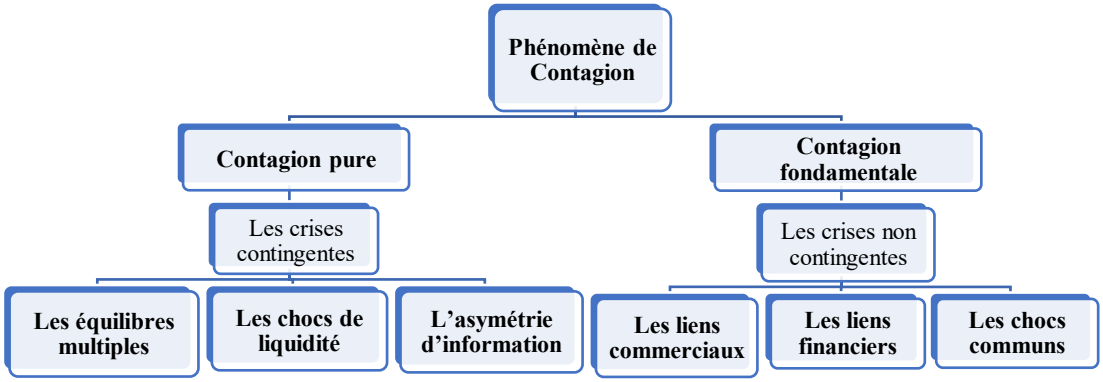


Figure (1). Les canaux de propagation des crises

4.1 La contagion fondamentale

La contagion fondamentale, ou « *fundamental-based contagion* », se manifeste lorsque la propagation d'une crise d'un pays à un autre résulte des liens commerciaux et/ou financiers interdépendants, des chocs régionaux ou mondiaux communs, ou des similitudes macroéconomiques. Ce sont les liens fondamentaux entre les économies qui sont à l'origine de cette propagation et responsables de la transmission des chocs pendant les périodes de crise. En ce sens, Forbes et Rigobon (2002) qualifient la contagion fondamentale d'« interdépendance », tandis que Masson (1998) la désigne comme des effets de débordement, ou « *spillover effects* ».

De nombreuses études empiriques, telles que celles menées par Eichengreen et al. (1996), Kaminsky et Reinhart (2000), Caramazza et al. (2004), Gorea et Radev (2014), et Brutti et Sauré (2015), confirment l'hypothèse de la contagion fondamentale à travers une forte interdépendance pendant les épisodes de crise.

Il convient de noter, à ce titre, que Dornbusch et al. (2000) confirment que la contagion fondamentale se transmet par les liens commerciaux, les liens financiers et les chocs communs affectant les pays. Ces différents canaux illustrent de quelle façon la crise dans un pays peut se

propager à d'autres économies par différentes voies. Afin de mieux dissocier et appréhender les liens commerciaux et financiers, nous présenterons quelques résultats concernant ces aspects dans les sections suivantes.

4.1.1 Les liens commerciaux

L'impact des liens commerciaux entre pays en tant que mécanisme de transmission des chocs a fait l'objet de plusieurs études empiriques, dont les résultats obtenus mettent en évidence l'importance de ce facteur par rapport aux variables macroéconomiques dans la propagation des crises. Ainsi, Dornbusch et al. (2000) ainsi que Forbes et Rigobon (2001) montrent qu'une crise dans un pays peut altérer les fondamentaux macroéconomiques d'autres pays en raison de leurs liens commerciaux.

Dans le même sens, Chan et al. (2002) examinent les canaux de transmission de la crise asiatique de 1997 en utilisant un panel de données composé de cinq pays : la Corée du Sud, l'Indonésie, la Thaïlande, la Malaisie et les Philippines. Leurs résultats confirment que cette propagation s'est effectivement produite par le biais des liens commerciaux réels dans la transmission des chocs entre ces économies. Ces auteurs soulignent que cette transmission s'est aggravée par l'intégration régionale entre ces marchés.

En outre, les résultats de l'analyse, conduite par Neaime (2012), de l'impact de la crise des subprimes sur sept marchés boursiers de la région *Middle East and North Africa* (MENA), démontrent que la transmission des chocs observés dans cette région était principalement due à leur ouverture commerciale avec les pays développés.

4.1.2 Les liens financiers

La littérature met également en évidence le rôle des acteurs financiers dans la transmission des crises sur les marchés financiers. Lorsqu'un pays traverse une crise, il peut être amené à limiter les flux de capitaux et de crédits vers l'extérieur, ce qui peut entraîner des modifications significatives des prix des actifs financiers et, par conséquent, favoriser la contagion financière. La nature de cette contagion est souvent déterminée par le degré d'intégration entre les marchés financiers des différents pays. De fait, les pays disposant de places financières fortement intégrées sont généralement plus vulnérables aux effets des chocs externes que ceux dont les marchés financiers sont segmentés, comme le soulignent Anastasopoulos (2018) et Bird et al. (2017a).

De même, concernant les pays émergents, Van Rijckeghem et Weder (2001) étudient l'effet du créancier commun sur les crises de change au Mexique, en Thaïlande et en Russie. Ils concluent que le canal des prêteurs bancaires communs joue un rôle dans la transmission de ces crises, en tenant compte des liens commerciaux et des fondamentaux macroéconomiques comme variables de régulation et facteurs de transmission.

Dans le même sens, Brutti et Sauré (2015) examinent l'effet des liens financiers sur la propagation de la crise de l'euro. Leur étude montre dans quelle mesure l'exposition bancaire internationale à la dette grecque a été déterminante pour la transmission des chocs entre les pays émergents, d'une part, et les pays développés d'autre part. Ces résultats corroborent ceux d'Allen et al. (2011) ainsi que de Bolton et Jeanne (2011), qui insistent également sur le rôle central du système bancaire dans la propagation de la crise de l'euro.

4.1.3 Les chocs communs

Lorsqu'une crise touche simultanément plusieurs pays, ces derniers sont exposés à des chocs communs ou partagent des vulnérabilités nationales similaires voire communes. À cet égard, Forbes et Rigobon (2000) soulignent que ces chocs peuvent se manifester de différentes manières, telles que des fluctuations de la demande globale, des perturbations soudaines de liquidité externe et des variations des taux d'intérêt sur les places financières internationales.
À titre d'exemple, Bird et al. (2017b) considèrent que la réduction des écarts observés sur les taux des obligations souveraines à dix ans des pays de l'Union économique et monétaire (UEM) est attribuée à un choc commun, provoqué par la déclaration du président de la Banque centrale européenne, Mario Draghi, le 26 juillet 2012, dans laquelle il affirmait : « *whatever it takes* ». Cette annonce a eu pour effet de réduire le risque de défaut sur l'ensemble de la zone euro.

4.2 La contagion pure

La contagion pure se caractérise par la transmission d'une crise d'un pays à un autre, principalement par le biais du comportement des investisseurs, et notamment leurs réactions face aux annonces des régulateurs et des institutions financières. Cette contagion découle de divers facteurs, tels que l'accentuation de l'aversion au risque, les réactions de panique des investisseurs observées sur les marchés et le phénomène de mimétisme. Dès lors, une analyse approfondie de la contagion pure doit se concentrer sur la perspective des investisseurs, en tenant compte de la dynamique de leurs décisions sur les marchés financiers.

À ce titre, Edwards (2000) identifie trois mécanismes de propagation des chocs liés à la contagion pure : les équilibres multiples, les chocs de liquidité et l'asymétrie d'information. Plusieurs travaux, tels que ceux de Calvo (1999), Longstaff (2010), Dimitriou et al. (2013), ou encore, Saka et al. (2015), valident l'existence de la contagion pure lors de certaines crises.

L'étude plus récente de Gong et al. (2023) s'attache à l'examen de la contagion pure entre les marchés à terme du pétrole et ceux des produits agricoles. Les auteurs démontrent que le marché à terme du pétrole brut exerce un impact de contagion pure sur les trois marchés à terme agricoles étudiés, au cours des différentes périodes observées. Ainsi, la contagion pure entre ces marchés a été plus significative durant la crise des subprimes, et son intensité a augmenté au début de la crise sanitaire liée à la Covid-19.

4.2.1 Les équilibres multiples

La contagion peut se manifester par le passage d'un équilibre favorable à un équilibre défavorable, entraînant ainsi des perturbations sur les marchés concernés, comme l'ont souligné Dornbusch et al. (2000) et Masson (1998). De fait, des phénomènes tels que la baisse des prix des actifs financiers et réels, la sortie ou la fuite des capitaux, la dévaluation de la valeur de la monnaie nationale ou même un défaut souverain d'un pays, témoignent de ce changement d'équilibre. Ainsi, la crise se propage d'un pays à un autre en raison de modifications dans les attentes des investisseurs, sans tenir compte des fondamentaux macroéconomiques et des liens réels. En ce sens, Forbes et Rigobon (2001) comparent cette propagation de la crise à « une tache solaire » observée dans un pays par les autres pays. De même, Masson (1998) affirme qu'il est rationnel pour un déposant individuel de fonder ses actions sur ses croyances relatives aux comportements des autres déposants. Ainsi, lorsque les déposants décident de conserver leurs fonds à la banque, l'équilibre est considéré comme stable, sauf en cas de ruée bancaire. Il constate néanmoins qu'une crise financière perturbe la situation d'équilibre sur les marchés, cela s'apparente à une ruée bancaire. En conséquence, un mauvais équilibre se manifeste par d'importantes sorties de capitaux.

Enfin, Masson (1998) met en évidence une coïncidence des attaques spéculatives observées sur différents marchés émergents, durant les crises mexicaine et thaïlandaise, et l'attribue aux équilibres multiples plutôt qu'à l'effet de *« mousson »*, qui décrit l'apparition simultanée de crises dans plusieurs pays.

4.2.2 Les chocs de liquidité

En cas de crise sur un marché, les investisseurs peuvent être contraints de réajuster la composition de leurs portefeuilles en vendant, partiellement ou totalement, certains actifs financiers, sur d'autres marchés ou sur le même marché, en raison d'un manque de liquidité. Si cette modification du comportement des investisseurs est effectuée d'une manière excessive par rapport aux fondamentaux, on pourrait parler de « contagion pure ». Ce phénomène se traduit alors par une chute des prix des actifs sur divers marchés, et provoque un choc de liquidité.

Parmi les premiers travaux empiriques portant sur le lien entre crise et liquidité, ceux de Calvo (1999) mettent en évidence l'importance du canal des chocs de liquidité et sa corrélation avec d'autres variables financières comme l'un des mécanismes de transmission des chocs entre les marchés. En effet, l'impact de la liquidité résulte de la vente d'une partie des actifs sur d'autres marchés par certains acteurs, afin d'obtenir davantage de liquidité ailleurs.

En outre, Pritsker (2000) souligne la différence entre les chocs de liquidité corrélée, qui obligent les investisseurs à rééquilibrer leurs portefeuilles, et les chocs de richesse, qui leur permettent de décider s'ils souhaitent ou non ajuster leurs positions sur plusieurs marchés.

4.2.3 L'asymétrie d'information

La dynamique des crises financières est considérablement influencée par les effets d'asymétrie d'information, laquelle constitue un autre mode de transmission de la contagion pure selon Dornbusch et al. (2000) et Edwards (2000).

À titre d'exemple, Calvo (1999) explique que la crise russe de 1998 s'est propagée en raison d'une asymétrie d'information entre les investisseurs sur les marchés. En effet, la dépréciation de la dette russe a incité les investisseurs informés à vendre des actifs financiers sur d'autres marchés émergents afin de répondre aux appels de marge. Les investisseurs non informés, ne comprenant pas les raisons de ces ventes, ont réagi par mimétisme, amplifiant ainsi les retraits de capitaux. Par la suite, les investisseurs informés ont envoyé des signaux qui n'étaient pas liés aux fondamentaux économiques. Ces signaux, manifestés par la brusque vente d'actifs de certains pays émergents pour des raisons telles que les appels de marge, ont provoqué des déséquilibres dans ces pays, confirmant ainsi la propagation de la crise.

De même, l'analyse du comportement des investisseurs par Kaminsky et Schmukler (1999) démontre que le mimétisme a joué un rôle central durant la crise asiatique, notamment en raison de la diffusion de fausses informations par certaines agences de notation.

5. Les méthodes économétriques d'analyse de la contagion financière

L'examen de la littérature scientifique révèle l'utilisation de plusieurs méthodes économétriques pour analyser l'impact des crises et leurs transmissions sur les marchés. Les méthodes employées pour mesurer l'effet de contagion sont aussi variées que les définitions de ce phénomène.

Parmi les premières approches empiriques utilisées pour détecter la contagion figure le calcul du coefficient de corrélation entre les actifs financiers précédant et suivant les périodes de crise. L'étude du krach d'octobre 1987 par King et Wadhwani (1990) révèle une augmentation significative de la corrélation après l'émergence de cette crise, suggérant ainsi la présence d'un phénomène de contagion lié au comportement des investisseurs, en réponse à ce choc.

Cependant, Forbes et Rigobon (2001) remettent en question les travaux de King et Wadhwani (1990) en proposant un coefficient de corrélation ajusté, permettant une détection non biaisée de la contagion. Leur étude sur la crise asiatique de 1997 aboutit à des résultats divergents : les coefficients non ajustés confirment la présence de contagion, tandis que les tests basés sur des coefficients de corrélation ajustés ne le démontrent pas. Ces conclusions les amènent à conclure qu'il s'agissait en réalité d'interdépendance et non de contagion.

Pour pallier les limites du coefficient de corrélation non ajusté, il ressort de la littérature scientifique que diverses techniques économétriques pour tester l'effet de contagion et déterminer ses canaux sont employées. Dans cette section, nous nous efforçons de présenter ces techniques. Parmi celles-ci, les modèles de cointégration et à correction d'erreur, les modèles des corrélations conditionnelles dynamiques, ainsi que l'approche de connectivité, constituent des méthodes plus robustes que la simple détermination d'une corrélation non linéaire entre les marchés avant et après la crise.

Il convient de souligner que d'autres méthodes ont été utilisées pour tester les effets de la crise. Toutefois, dans le cadre du présent chapitre, nous nous limitons à la présentation des principales méthodes et à la nouvelle approche de connectivité.

5.1 L'approche de cointégration et à correction d'erreur

La contagion financière a été examinée à travers différentes méthodes, telles que l'approche de cointégration bivariée et multivariée développée par Engle et Granger (1987) et Johansen (1988). Ces recherches se sont également concentrées sur les modèles VECM et le test de causalité de Granger, respectivement introduits par Johansen (1991) et Granger (1969). L'utilisation de ces modèles démontre que l'augmentation du nombre de vecteurs de cointégration indique la présence de contagion. Par conséquent, ces travaux montrent que le nombre de relations à long terme entre deux marchés financiers tend à croître durant la période de crise par rapport à la période pré-crise.

Dans cette perspective, Kenourgios et Padhi (2012) analysent l'influence de plusieurs crises – la grippe asiatique, le virus russe, le défaut de paiement argentin et la crise des subprimes – sur les marchés boursiers et les dettes de dix-huit pays émergents. Pour ce faire, ils utilisent les méthodes de cointégration et VECM et concluent que la crise des subprimes a influencé les marchés boursiers et ceux de la dette des pays émergents, contrairement au défaut de paiement argentin qui n'a pas eu d'incidence sur ces marchés.

De même, Wang et al. (2016) ont recours à la méthode de causalité au sens de Granger pour examiner les effets des événements extrêmes, liés à la variation de la volatilité sur quatre grands marchés de l'or – Londres, New York, Tokyo et Shanghai – avant et après la crise des subprimes. Leurs travaux empiriques montrent qu'il existe un effet de contagion, attribué à l'augmentation des relations de cointégration après la crise. La hausse de ce nombre de vecteurs pré et post-crise indique une transmission de la crise.

Enfin, Ben Cheikh et al. (2022) étudient l'impact de l'épidémie de Covid-19 sur la fluctuation de la volatilité entre les marchés boursiers des pays du CCG et les cours du pétrole, en utilisant le modèle BEKK asymétrique VECM. Les résultats montrent que la pandémie de Covid-19 a eu un effet significatif sur la volatilité du marché du pétrole, tandis que les indices boursiers des pays du CCG semblent moins affectés par la crise. Ces résultats mettent en lumière les opportunités de diversification offertes par les marchés d'actions de ces pays, bien qu'aucune mesure ne soit avancée à ce propos.

5.2 Les modèles fondés sur les corrélations conditionnelles dynamiques

Le modèle ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) est introduit pour la première fois dans la littérature scientifique par Engle (1982). Il permet de modéliser la variance conditionnelle dynamique entre les variables financières, notamment les indices boursiers. Ce

modèle a joué un rôle crucial dans la détermination des corrélations variables dans le temps. Cette approche fondée sur les DCC permet de mieux saisir la variabilité de la corrélation dans le temps et son comportement, précédant, durant et suivant les crises. Les modèles développés dans cette perspective ont permis de conduire des tests variés sur les marchés financiers.

Dans des études antérieures, plusieurs tests de la corrélation variable dans le temps ont été proposés, notamment la corrélation conditionnelle dynamique. Parmi les modèles les plus notables, nous retrouvons le modèle DCC asymétriques (ADCC) de Cappiello et al. (2006), le modèle DCC généralisées asymétriques (AG-DCC) de Cappiello et al. (2006), ainsi que le modèle *Fractionally Integrated Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity - Dynamic Conditional Correlation* (FIAPARCH-DCC) de Tse (1998).

Ces différentes approches permettent de modéliser la corrélation conditionnelle entre les rendements des prix des actifs financiers, conduisant ainsi à une meilleure compréhension de la dynamique des marchés et de la contagion financière, tant en période d'accalmie qu'en période de crise.

Dans le même sens, Samarakoon (2011) utilise le modèle DCC-GARCH pour examiner la transmission des chocs dans un contexte d'interdépendance et de contagion entre le marché américain et d'autres marchés inclus dans l'échantillon. Ses résultats révèlent une transmission bidirectionnelle mais asymétrique des chocs entre les indices étudiés, notamment sur les marchés émergents et frontières. L'étude met particulièrement en évidence un effet de contagion lors de la propagation de la crise financière américaine de 2007 vers les autres marchés.
De même, Celik (2012) applique le même modèle en vue d'analyser l'impact de la crise des subprimes sur les marchés de change de dix-neuf pays émergents et développés. Il observe la présence d'un effet de contagion sur tous les marchés examinés, à l'exception du Japon, de l'Afrique du Sud, de la Suisse et de la Thaïlande. En outre, Celik (2012) affirme que l'effet de la crise remet en question l'efficacité de la diversification internationale, bien qu'il n'apporte pas de preuve empirique formelle pour étayer cette affirmation. Enfin, il constate que l'augmentation de la corrélation remet en cause les bénéfices potentiels de cette stratégie.
L'étude de Syllignakis et Kouretas (2011), fondée sur la méthode DCC-GARCH multivariée, se concentre sur la relation entre sept marchés d'Europe centrale et d'Europe de l'Est d'une part, et les marchés allemand, russe et américain d'autre part, entre 1997 et 2009. Les auteurs confirment une augmentation notable de la corrélation entre les marchés, et observent que la corrélation entre les indices de ces pays a significativement augmenté entre 2007 et 2009. Cette constatation met en lumière l'importance de comprendre et surveiller les dynamiques de

corrélation entre les marchés dans un contexte de crise, en vue d'une meilleure évaluation des risques et gestion des investissements.

Dans une étude spécifique de la crise de la dette grecque, Kchaou et Bellalah (2020) examinent la contagion de cette crise sur sept marchés des dettes souveraines à dix ans de l'UEM, en utilisant le modèle DCC d'Engle (2002), sur une période allant de septembre 2009 jusqu'à décembre 2015. Leurs résultats mettent en évidence l'occurrence d'un épisode de contagion de type « *wake-up call* » sur les marchés des pays périphériques de la zone euro durant le printemps 2010, mais les séries des DCC ne signalent pas d'autres épisodes de contagion en dehors de cette période.

L'étude de Dimitriou et al. (2013) analyse quant à elle l'effet de contagion et le comportement des marchés lors de la crise des subprimes, en examinant l'évolution et la variation de la corrélation entre les indices des marchés du BRICS et le marché américain. L'utilisation du modèle FIAPARCH-DCC montre les variations observées de la corrélation dans le temps, et la persistance de la volatilité sur les marchés émergents. Les résultats prouvent également une corrélation significative entre les marchés de la zone BRICS et le New York Stock Exchange (NYSE) pendant la période de crise, suggérant alors que l'impact de la crise des subprimes s'est étendu aux marchés émergents et partant, pourrait remettre en question leur rôle de diversification.

Dans la continuité de l'approche de Dimitriou et al. (2013), les travaux de Kenourgios et Dimitriou (2015) s'intéressent à la transmission de la crise des subprimes en utilisant le modèle FIAPARCH-DCC multivarié, entre 2004 et 2010. Leurs résultats montrent que celle-ci s'est propagée aux indices boursiers régionaux, ainsi qu'aux indices sectoriels financiers et non financiers. De plus, ils mettent en lumière l'ampleur de la crise et son impact sur la corrélation entre les marchés.

En abordant l'effet de la crise sur les marchés des matières premières, Mensi et al. (2015) utilisent le modèle bivarié FIAPARCH-DCC pour analyser les dynamiques temporelles entre le pétrole et les principaux marchés à terme des matières premières. Les conclusions de cette étude, fondées sur la variation dans le temps du ratio de couverture, montrent l'importance d'optimiser la diversification, d'améliorer l'efficacité de la couverture et de réduire les risques pendant une période de crise caractérisée par une forte variation des corrélations conditionnelles.

Aloui et al. (2015) appliquent également le modèle FIAPARCH-DCC pour étudier la transmission de la volatilité entre les prix des actions de certaines banques islamiques et les sukuk, afin de détecter la présence d'une forme de résilience sur les marchés de la finance non conventionnelle. Leurs résultats révèlent des modifications structurelles dans les trajectoires DCC liées à la crise des subprimes, soulignant que durant cette crise, ce sont les avantages de la diversification des portefeuilles islamiques qui sont les plus touchés.

Enfin, Phiri et al. (2023) s'intéressent aux rendements des principaux marchés boursiers des pays du G20 en examinant la corrélation entre les indices pendant la période de Covid-19. Les données de leur étude ont une fréquence quotidienne, couvrant la période du 02 février 2020 au 28 août 2021. En appliquant deux techniques économétriques, le DCC-GARCH et les ondelettes, les auteurs démontrent que la pandémie agit comme un événement de type « Cygne noir ».

Par conséquent, les différents travaux et méthodes appliqués à différentes crises confirment l'effet contagieux et la transmission des chocs sur les marchés émergents et développés, et ceci à des degrés différents et de diverses manières.

5.3 La méthode de connectivité

La méthode de l'indice de débordement DY, introduite par Diebold et Yilmaz (2012, 2014), a récemment été utilisée dans diverses études pour évaluer la connectivité entre les marchés. Cette approche permet de mesurer le risque systémique sur les marchés financiers et, par la suite, d'analyser la volatilité des actifs financiers[5].

Depuis sa proposition initiale, plusieurs améliorations ont été apportées à cette méthode, telles que l'approche par décomposition de la connectivité de Gabauer et Gupta (2018), l'approche de connectivité de fréquence BK de Baruník et Křehlík (2018), l'approche de connectivité TVP-VAR proposée par Antonakakis et al. (2020), l'approche de connectivité DCC-GARCH de Gabauer (2020), l'approche de connectivité quantile d'Ando (2022) et, plus récemment, l'approche de connectivité décomposée DCC-GARCH R2 de Cocca et al. (2024).

En appliquant la méthode de DY (2012, 2014), Bissoondoyal-Bheenick et al. (2020) se penchent sur l'impact de la pandémie de Covid-19 sur les indices du G20. Leurs résultats

[5] (Attarzadeh et al., 2022 ; Bahloul et Khemakhem, 2021 ; Ben Amar et al., 2021 ; Bouteska et al., 2023 ; Chen et al., 2022 ; Ghorbel et al., 2022 ; Goodell et al., 2022 ; Ha, 2023 ; Hemrit et Benlagha, 2021 ; Le 2023 ; Lu et al., 2023 ; Malhotra et al., 2023 ; Mensi et al., 2021a, 2021b, 2021c ; Miklesh et al., 2023 ; Okhrin et al., 2023 ; Pandey et al., 2023 ; Patel et al., 2023 ; Rajwani et al., 2023 ; Rehman et al., 2023 ; Sharma et al., 2023 ; Silva et al., 2023 ; Singh et al., 2018 ; Tiwari et al., 2022 ; Ustaoglu, 2024 ; Wu et al., 2023 ; Yousuf et Zhai, 2022, parmi d'autres)

indiquent une augmentation de la connectivité entre ces marchés, ainsi qu'une hausse de leurs volatilités au cours des différentes phases de la pandémie.

Dans la continuité des travaux de Bissoondoyal-Bheenick et al. (2020), l'étude de Mensi et al. (2021a) s'intéresse à l'impact de la Covid-19 sur la variation des prix entre les contrats à terme sur le pétrole, sur l'or, et les indices des entreprises appartenant aux secteurs de l'énergie en Chine, précédant et durant la pandémie. Leur étude, fondée sur l'indice de débordement de Diebold et Yilmaz (2012, 2014), révèle que les chocs observés sur le prix des contrats sont attribués aux marchés locaux. Les auteurs montrent que les secteurs de l'industrie, de la consommation et des matières premières des produits de base ont été identifiés comme des actifs ayant contribué à l'accroissement de la volatilité des autres actifs, tandis que les contrats à terme sur le pétrole et l'or ont constitué des récepteurs nets de chocs.

En outre, les techniques développées par Diebold et Yilmaz (2012), et étendues par Baruník et Křehlík (2018), ont été appliquées par Asadi et al. (2022) afin d'analyser la transmission de volatilité entre le pétrole, le charbon, le gaz naturel, ainsi que les actions et les devises pour les marchés chinois et étasunien. Leurs résultats montrent que la connectivité totale ou leur intégration n'est pas significativement élevée. En effet, le S&P 500, le WTI, le gaz naturel et le dollar américain sont des récepteurs nets de chocs des autres actifs, tandis que les actions de Shanghai, le charbon et le taux de change USD/CNY sont des transmetteurs nets de chocs.

En se fondant sur la même approche, Zhang et al. (2020b) utilisent les modèles de Diebold-Yilmaz (2012) et de Barunik et Krehlik (2018) pour analyser la connectivité et la transmission de la volatilité entre les marchés des matières premières (gaz naturel et pétrole brut), l'indice de stress financier de Kansas City et les variables macroéconomiques (PIB[6] et IPC[7]). Leurs résultats indiquent que la variation excessive de la volatilité était plus marquée lors de la crise des subprimes, en raison de la relation entre le prix du gaz et les indicateurs macroéconomiques.

Dans un cadre similaire, Cui et Maghyereh (2023) examinent la connectivité entre certains indices et les meilleures stratégies dans l'optimisation d'investissement sur les marchés du pétrole et des matières premières en utilisant le modèle TVP-VAR. Leurs résultats révèlent l'existence de liens dynamiques entre ces marchés lors du déclenchement de la guerre commerciale sino-américaine (2018), de la pandémie de Covid-19 (2020) et du conflit russo-ukrainien (2022). Néanmoins, les auteurs n'avancent pas d'explications justifiant la hausse de la volatilité durant ces périodes.

[6] Indice du produit intérieur brut mensuel (PIB) des États-Unis.

[7] Indice des prix à la consommation pour tous les consommateurs urbains aux États-Unis.

Dans le même sens, Balcilar et al. (2021) adoptent l'approche de connectivité conjointe étendue du TVP-VAR pour vérifier la présence d'une intégration entre onze prix à terme sur les matières premières agricoles et le pétrole. Leurs résultats montrent une connectivité dynamique hétérogène entre les prix de ces actifs. L'hétérogénéité observée est attribuée aux différentes mesures adoptées par les gouvernements durant la pandémie, comme la « solvabilité » des emplois et l'aide de l'État pour certains secteurs. Les auteurs observent des pics de connectivité lors de la crise des subprimes, de la crise de la dette souveraine et de la pandémie de Covid-19, et relèvent que le pétrole, les céréales, le sucre et l'huile de soja sont les principaux transmetteurs nets de chocs pour les autres marchés.

L'étude d'Umar et al. (2022b) implémentent la méthode TVP-VAR afin d'examiner l'impact du conflit russo-ukrainien sur la volatilité de certains indices des marchés européens, d'une part, et des marchés des matières premières, d'autre part. Leurs résultats indiquent que les indices européens ont contribué à l'accroissement de la volatilité du marché russe – notamment celle de ses obligations – et que cette transmission est justifiée par les sanctions financières européennes et étatsuniennes, ayant entraîné la chute de la monnaie russe et eu un effet sur les matières premières.

En appliquant la même approche, Yang et al. (2023) étudient la connectivité entre les principaux marchés financiers, les cryptomonnaies, les matières premières et le risque géopolitique durant la guerre russo-ukrainienne. Leurs résultats révèlent que malgré la forte interconnexion entre ces marchés tout au long de la période couverte par leur étude, la connectivité totale a atteint des niveaux sans précédent au moment du déclenchement de la guerre. Cette connectivité témoigne d'une variation notable de la volatilité et d'une transmission des chocs entre ces marchés et les actifs. De plus, ces auteurs indiquent que le marché russe est le principal transmetteur net de chocs pour certains marchés.

Plus récemment et dans un autre contexte, Ding et al. (2022) appliquent la technique DY et montrent qu'à court terme, le marché du carbone est un récepteur net de chocs provenant des marchés du pétrole et des énergies renouvelables, tandis qu'à long terme, il devient un transmetteur net de chocs. En outre, et dans une autre analyse, Jiang et al. (2023) indiquent que les variations du prix du carbone sont principalement influencées par les énergies non renouvelables.

En utilisant l'approche développée par Diebold et Yilmaz (2012) et Baruník et Křehlík (2018), Naeem et al. (2020) examinent la connectivité entre les marchés du pétrole, du carbone, de l'électricité et des énergies renouvelables. Ils observent une hausse de la connectivité durant la

crise des subprimes et la « révolution », et ainsi, la mise en œuvre de l'exploitation du pétrole de schiste. Leurs résultats montrent qu'à partir du lancement de cette exploitation, la connectivité directionnelle nette entre le pétrole et les énergies renouvelables est plus élevée.

Il convient également de relever que diverses études utilisent la méthode de connectivité quantile d'Ando et al. (2022) sur différents indices et confirment des effets de débordement de volatilité importants. Les travaux démontrent que les crypto-monnaies[8], le pétrole[9] et les marchés des matières premières[10] ont une forte connectivité concentrée aux extrémités des quantiles de distribution.

Enfin, Goodell et al. (2023) analysent la connectivité entre les actifs traditionnels, les énergies renouvelables et les actifs numériques en s'appuyant sur des données quotidiennes couvrant la période du Covid-19 jusqu'à la guerre russo-ukrainienne. Leurs résultats attestent d'un accroissement du risque systémique entre ces marchés, qu'ils attribuent à la transmission de la volatilité entre les indices. Ils soulignent également que l'intégration entre ces marchés est plus importante après la crise qu'auparavant.

5.4 Autres approches

Les méthodes économétriques précédemment exposées constituent les principaux outils utilisés pour étudier et évaluer l'effet de contagion ainsi que pour identifier les canaux de propagation des chocs sur les marchés financiers. Cependant, d'autres approches sont également employées en vue d'analyser la transmission des chocs lors des périodes de turbulences financières. Dès lors, cette sous-section met en lumière certaines études récentes ayant eu recours à ces différentes méthodologies dans le cadre de la crise de la Covid-19 et de la crise russo-ukrainienne.

À cet égard, Hung et Vo (2021) examinent les interconnexions entre l'indice S&P 500, les prix du pétrole et de l'or en utilisant à la fois la cohérence d'ondelettes et l'indice de débordement de Diebold et Yilmaz (2012). Leur étude met en évidence une transmission significative de la volatilité au cours de la période du Covid-19. Dans une autre étude, Hung et Vo (2023) utilisent une modélisation de corrélation dynamique fondée sur les ondelettes afin de déterminer la variation de la corrélation dans le temps entre le marché du pétrole et les actions cotées sur certains marchés africains. Ils démontrent l'existence d'une interdépendance variable au fil du

[8] Bouri et al., 2021, parmi d'autres.
[9] Liu et al., 2021 ; Jena et al., 2022, parmi d'autres.
[10] Urom et al., 2022 ; Shahzad et al., 2019, parmi d'autres.

temps et à différentes échelles temporelles. Ces auteurs soutiennent que l'intégration à court terme a augmenté durant la période de la Covid-19.

Dans la même perspective, Beraich et al. (2022) analysent les effets de propagation des chocs sur les indices boursiers de la Chine, des États-Unis et de l'Europe[11] avant et pendant la guerre russo-ukrainienne, en utilisant un modèle VAR. Leur étude montre une augmentation de la propagation de la volatilité durant le conflit, bien que cette hausse soit relativement moins marquée que celle observée durant la pandémie du Covid-19. Ils constatent également des degrés variables de dépendance et d'effets de contagion entre les indices boursiers européens, américains et chinois avant et durant la crise russo-ukrainienne.

De même, Chowdhury et Garg (2022) adoptent une approche combinant les modèles VAR et GARCH bivariés pour étudier la relation entre la volatilité des prix du pétrole et celle des taux de change des monnaies chinoises, indiennes, japonaises et coréennes pendant la période 2017-2020. Les auteurs démontrent que la pandémie de Covid-19 a renforcé les liens entre la volatilité des prix du pétrole et celle des taux de change, principalement en raison de l'incertitude accrue et de la chute substantielle des cours du pétrole, conséquences de la baisse et de l'arrêt partiel de l'activité dans certains secteurs.

Considérant la forte augmentation du prix du pétrole après le début du conflit russo-ukrainien, Wang (2022) examine l'interconnexion entre le prix de cet actif et l'indice du marché chinois sur la période de novembre 2021 à mars 2022, en utilisant les modèles ARMAX et ARMA-GARCH. Les résultats obtenus révèlent une corrélation positive entre les prix à terme du pétrole et l'indice chinois, ainsi qu'un impact significatif du prix du pétrole sur la fluctuation des bourses de Shenzhen et de Shanghai.

Pour analyser les effets de la guerre russo-ukrainienne, Bagchi et Paul (2023) s'intéressent aux impacts des chocs pétroliers sur les marchés boursiers du G7 et les taux de change durant ce conflit, en utilisant le modèle *Fractionally Integrated Generalized AutoRegressive Conditionally Heteroskedastic* (FIGARCH). Leurs résultats mettent en évidence un effet de mémoire à long terme pour le prix du pétrole, les rendements boursiers et les taux de change de tous les pays du G7 par rapport au dollar. Les auteurs concluent que l'intégration de ces marchés et la transmission de la volatilité se sont intensifiées durant la guerre, notamment dans les premiers mois de son déclenchement.

[11] Dow Jones Europe (Europe) ; MSCI-USA (États-Unis) ; MSCI Chine (Chine).

Plus récemment, Bhuiyan et al. (2023) étudient le potentiel de diversification du bitcoin et de l'or durant la pandémie de Covid-19 et la guerre russo-ukrainienne. En utilisant la technique des ondelettes et le modèle GARCH multivarié, ils cherchent à déterminer si la cryptomonnaie offre des avantages de diversification similaires à ceux de l'or. À court terme, le bitcoin présente une corrélation relativement faible avec chaque indice de l'échantillon, à l'exception de l'or. Les auteurs observent également la présence d'une opportunité de diversification durant la guerre mais notent que celle-ci est moins efficace durant la pandémie. Toutefois, ils ne démontrent pas cette remise en question de la diversification internationale et ne mesurent pas les gains de cette stratégie avant et après la crise.

L'étude de Chang et Li (2022) porte sur le risque de dépendance entre les marchés pétroliers et boursiers en Europe et en Amérique, induit par la crise sanitaire de Covid-19. En utilisant les méthodes de copule ARMA-GARCH et *R-vine*, ils révèlent que la propagation rapide de la pandémie a entraîné une dépendance variable dans le temps entre les marchés pétroliers et les marchés boursiers européens et américains. Les auteurs confirment le statut des marchés intégrés entre ces pays par rapport aux valeurs de la corrélation.

Dans le même sens, Yuan et al. (2021) examinent la contagion entre les marchés boursiers des BRICS et le marché pétrolier, avant et après la pandémie de Covid-19, en utilisant une approche fondée sur la corrélation de Pearson. Les résultats montrent qu'à l'exception de la Chine, les liens entre ces marchés ont augmenté de manière significative durant cette épidémie, en particulier lors des périodes de tendance baissière. De plus, ils indiquent que la contagion se propage du marché pétrolier vers le marché boursier indien, et des contrats à terme du WTI vers le marché boursier russe.

Les recherches susmentionnées permettent d'avancer une conclusion majeure : les travaux empiriques indiquent que la propagation des crises financières entre les marchés de différentes régions géographiques – régionales et internationales – se manifeste à des vitesses et amplitudes variables en termes de volatilité. Cette contagion varie également en termes de vitesse et d'intensité. L'effet contagieux soulève ainsi la question de l'efficacité et des avantages de la diversification internationale.

Aussi, face à l'augmentation de la volatilité durant les crises, il devient essentiel de se demander si la stratégie de diversification demeure efficace ou non. Cette question complexe dépend de divers facteurs, et c'est dans ce cadre que nous tenterons de la tester et de la vérifier dans le troisième chapitre de la présente thèse.

En effet, l'examen de la littérature scientifique suggère que la diversification des portefeuilles présente des avantages en termes de performance, en permettant aux investisseurs de répartir leurs richesses sur différents marchés et, ce faisant, de réduire leur exposition aux risques. Cependant, en période de crise, les corrélations entre les marchés ont tendance à augmenter, réduisant ainsi l'efficacité de cette stratégie.

De même, la diversification sur le marché local peut offrir une couverture contre certains risques relatifs aux marchés nationaux en période de crise, car les investisseurs, mieux informés des conditions économiques et réglementaires de leur pays, sont en mesure d'anticiper et de réagir plus efficacement aux chocs. Cela leur permet de concevoir une stratégie d'allocation des richesses plus efficiente tout en maîtrisant la gestion des risques.

La section suivante présente une recension des principaux résultats des recherches relatives à cette gestion d'actifs, laquelle nous permettra, dans le cadre du troisième chapitre, de mesurer les gains de la diversification d'un portefeuille internationalement diversifié. Cette analyse constituera une nouvelle contribution du troisième chapitre et de la thèse, et nos tests empiriques seront présentés pour les différentes périodes de crise et d'avant-crise. Les ratios de performance « Sharpe » seront également estimés afin de vérifier la question de la supériorité de la diversification internationale par rapport à une diversification purement nationale, en période de forte volatilité et d'accalmie.

6. Évaluation des actifs

6.1 Analyse moyenne-variance (M-V) et diversification des risques

La théorie de Markowitz (1952, 1959) met en évidence un problème d'optimisation dans la recherche d'un investissement optimal, visant à améliorer la performance tout en réduisant le risque. Cette théorie repose sur l'hypothèse selon laquelle chaque investisseur se concentre uniquement sur l'espérance et la variance du taux de rentabilité des actifs financiers, ce qui lui permet ensuite de constituer un portefeuille optimisé. Ainsi, Markowitz démontre que, pour optimiser efficacement ses placements, l'investisseur doit résoudre l'un des deux problèmes suivants.

Premièrement, la maximisation de la rentabilité de son portefeuille :

$$Max\ E(R_P) = \sum_{i=1}^{n} x_i\, E(R_i) \qquad (1)$$

Sous les contraintes :

$$\sigma\ (R) = \sigma_0 \ \text{ et } \ \sum_{i=1}^{n} x_i = 1$$

Où R_P est la rentabilité du portefeuille, σ (*R*) est l'écart-type, R_i est la rentabilité du titre *i*, *n* est le nombre de titres, σ_0 représente un niveau de risque fixé par l'investisseur et x_i est le poids alloué au titre *i*.

Deuxièmement, la minimisation du risque de son portefeuille :

$$Min\ Var\ (R_P) = \sigma^2\ (R_P) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} x_i\, x_j\ Cov\ (R_i\ , R_j\ ) \qquad (2)$$

Sous les contraintes :

$$E\ (R_P) = R_0 \ \text{ et } \ \sum_{i=1}^{n} x_i = 1$$

Où R_0 désigne un niveau donné de rentabilité.

Cette approche, fondée sur l'analyse moyenne-variance, permet d'appréhender la notion de diversification et de souligner l'importance de la contribution du risque d'un titre ou d'un indice au risque global d'un portefeuille.

6.2 La diversification des portefeuilles

La notion de diversification repose sur l'objectif d'éliminer le risque spécifique de chaque titre dans un portefeuille, en augmentant le nombre de titres, d'une part, et en sélectionnant des actifs faiblement corrélés, d'autre part. La littérature relative aux crises financières indique que la diversification internationale surpasse la diversification nationale au sens de la moyenne-variance. Cette supériorité est attribuée à la faible corrélation entre les titres cotés sur plusieurs places financières ou appartenant à des secteurs distincts. Dans cette section, nous présentons les principaux résultats relatifs à cette méthode de diversification des risques.

Il convient de noter que cette stratégie de diversification constitue un thème central dans la littérature scientifique, en ce que les chercheurs, les investisseurs et les gestionnaires de portefeuille lui accordent une importance soutenue depuis plusieurs décennies. En effet, des auteurs tels qu'Akhtaruzzaman et al. (2020), Goetzmann et Kumar (2008), Kuang (2021), Lee et Lee (2023), et Patel (2021) ont approfondi cette question afin de démontrer l'intérêt avéré de cette approche pour la réduction des risques dans la gestion des portefeuilles.

Il convient également de souligner que divers facteurs influencent la diversification, parmi lesquels les monnaies (Flavin, 2004 ; Laopodis, 2005), les relations internationales (Haselmann et Herwartz, 2008), le choix des actifs (Medo et al., 2009), la taille de la participation sur les marchés (Anderson, 2013), la fréquence de rééquilibrage du portefeuille

(Kuhn et Luenberger, 2010), le nombre d'actifs (Shin et al., 2017 ; Ziobrowski et Ziobrowski, 1995), et le timing de la diversification (Hess, 2006). En outre, les facteurs non financiers, tels que la culture, les comportements des investisseurs et l'information obtenue par ces acteurs, jouent également un rôle important dans la composition des portefeuilles et l'amélioration de la performance (Bose et al.,2015 ; Giofré, 2017). Des événements extraordinaires, tels que la pandémie de Covid-19, ont également été étudiés pour leur impact sur la diversification des portefeuilles (Bouri et al., 2020 ; Dimmock et al., 2016), bien que ces auteurs n'avancent aucune mesure de gain de cette stratégie.

La littérature scientifique met également en évidence deux principaux avantages de la diversification internationale. Premièrement, elle offre la possibilité de générer des rendements plus élevés en investissant dans des actifs internationaux, ce qui exige de l'investisseur une capacité à anticiper le comportement des différents indices en termes de rendement et de risque, en se basant sur les informations disponibles sur le marché. Deuxièmement, elle permet de réduire significativement le risque spécifique d'un portefeuille internationalement diversifié par rapport à un portefeuille constitué du même nombre de titres nationaux, en raison de la nature et de l'évolution de la corrélation entre les actifs et les indices des marchés internationaux.

Il est important de souligner que le risque d'un portefeuille international se compose de plusieurs éléments. Tout d'abord, le risque systématique, lié aux fluctuations du marché mondial. Ensuite, le risque spécifique, associé aux variations des cours des titres individuels composant le portefeuille et qui est considéré comme diversifiable. Enfin, le risque de change, résultant des fluctuations du cours de change entre les différentes devises dans lesquelles les actifs du portefeuille sont libellés.
En prenant en considération ces aspects, les recherches menées au cours du XXe siècle par Grubel (1968), Levy et Sarnat (1970) et Lessard (1973) soulignent les avantages potentiels de la diversification. En mettant en évidence les faibles corrélations, ou leur absence, entre les marchés de capitaux, ces études contribuent à mieux comprendre les opportunités offertes par la diversification des portefeuilles internationaux.

Dans ce sens, Grubel (1968) démontre empiriquement les avantages de la diversification en répartissant une partie de la richesse sur le marché américain et une autre sur dix pays industrialisés entre janvier 1959 et décembre 1966. Il prouve que le gain important de diversification sur ces marchés s'explique par leur faible corrélation.

Dans le même sens, Levy et Sarnat (1970) examinent la nature des corrélations entre les indices de trente-huit marchés développés et émergents sur la période 1951-1967. Leurs analyses de

l'évolution des corrélations montrent la présence de gains significatifs de diversification internationale, notamment pour les investisseurs américains. Dans la même perspective, Lessard (1973) utilise des techniques d'analyse statistique multivariée pour explorer les opportunités d'investissement, et parvient à des résultats qui confirment les conclusions précédentes de Grubel (1968) concernant les avantages potentiels de la diversification internationale, en particulier le pouvoir de diversification des marchés émergents. Il identifie ainsi des corrélations relativement faibles entre les marchés financiers latino-américains et attribue ce pouvoir de diversification à la faiblesse des valeurs de corrélations observées. Il convient de souligner que ces travaux n'intègrent pas le risque de change et se sont fondés sur des corrélations statiques.

L'étude conduite par Solnik (1974) examine la diversification internationale à partir de neuf marchés européens, du marché américain et du marché japonais. Il montre que cette stratégie profite aux investisseurs américains grâce aux indices européens. Il précise ainsi qu'en moyenne, la diversification nationale diminue le risque total d'un portefeuille constitué exclusivement par des actifs cotés sur le marché local de 27 %, tandis que le risque d'un portefeuille internationalement diversifié – composé des mêmes actifs – est réduit à 38.7 %. Dans cette même ligne, Bergström (1975) affirme que la diversification internationale contribue à réduire de 40 % le risque total du portefeuille.

Par ailleurs, Agmon (1972) critique l'approche de Grubel (1968), en soulignant que les indices boursiers ne reflètent pas correctement les avantages potentiels de la diversification internationale. Selon Agmon (1972), bien que ces deux indices boursiers soient faiblement corrélés entre eux, cela ne conduit pas nécessairement à une supériorité de la diversification internationale par rapport à la diversification nationale. Néanmoins, les travaux précédents ne présentent aucune mesure de gains et formulent surtout un constat sur l'effet de la corrélation quant au risque total du portefeuille et sa réduction potentielle.

L'approche théorique sur cette diversification des années 2000, telle que celle de Hyung et De Vries (2007) ainsi que de Sarafrazi et al. (2014), montre que l'efficacité de la diversification dépend de la tendance des marchés, qu'il s'agisse d'une hausse ou d'une baisse. En effet, ces auteurs considèrent que les rendements des actions ont généralement des queues de distribution plus larges que celles des obligations, ce qui permet de mieux ajuster les stratégies et les poids des titres dans un portefeuille.

Dans cette perspective, certains travaux suggèrent que l'efficacité de la diversification pourrait être renforcée par l'investissement dans plusieurs catégories d'actifs, y compris une nouvelle

classe de titres tels que les crypto-monnaies, les matières premières et d'autres actifs liés à l'énergie. À cet égard, les travaux de Daskalaki et al. (2017), Qiao et al. (2020) ainsi que d'Anyfantaki (2021) méritent d'être soulignés. En outre, Selmi et al. (2018) affirment que le Bitcoin et l'or contribuent à réduire les risques d'un portefeuille et à favoriser une diversification significative. De même, Guesmi et al. (2019) avancent que l'inclusion du Bitcoin dans un portefeuille composé d'actions, d'or, de pétrole et d'indices des pays émergents constitue un avantage en termes de diminution du risque. Toutefois, les résultats de ces études ne fournissent aucune indication sur les gains concrets découlant de cette diversification.

Par ailleurs, Arouri et al. (2015) analysent la diversification entre l'or et les actions cotées sur la place financière chinoise pour la période de la crise financière de 2007, en utilisant un modèle GARCH. Leurs résultats indiquent que l'or compense le risque historique des actions et sert de valeur refuge. De plus, les auteurs déterminent la proportion de chaque actif dans le portefeuille, ce qui permet de réduire significativement le risque global de celui-ci.

Dans le prolongement des travaux d'Arouri et al. (2015), Mimouni et al. (2016) étudient les avantages de la diversification à l'international en exploitant les marchés des pays producteurs de pétrole. Ils relèvent que ces marchés émergents ont une corrélation croissante à long terme avec les marchés développés, mais une faible corrélation à court terme, ce qui apporte un avantage de diversification à court terme.

Plus récemment, Kim et al. (2021) observent que l'optimisation selon la moyenne-variance est la méthode la plus efficace pour analyser le risque et la détermination des gains. Platanakis et al. (2018) examinent les avantages de la diversification procurés par les crypto-monnaies, montrant qu'il existe peu de différence entre la diversification naïve fondée sur un portefeuille équipondéré et celle obtenue par une optimisation de la variance au sens de Markowitz. De même, Bessler et al. (2017) soutiennent que les portefeuilles constitués selon le modèle de Black-Litterman (1990) présentent une valeur nettement supérieure à celle des portefeuilles naïfs et diversifiés, élaborés à partir d'une minimisation de la variance au sens de Markowitz.

D'un autre côté, la mondialisation et la réduction des barrières à l'investissement à l'international ont conduit à une plus grande intégration des marchés, ce qui pourrait réduire les avantages de la diversification internationale en raison de l'augmentation de la corrélation. Pourtant, comme l'évoquent Das (2022) et Eichengreen (2023), des évènements récents, tels que le conflit russo-ukrainien, ont ralenti les échanges internationaux, ce qui a conduit à une modification des corrélations entre certains marchés, rendant ainsi la diversification internationale ou régionale des portefeuilles particulièrement pertinente.

Ainsi, la littérature scientifique récente, relative à la diversification internationale, suggère que les crises financières ralentissent les tendances à l'intégration des marchés financiers, comme le soulignent Qin et al. (2022) et Akbari et al. (2022). À ce titre, l'épidémie de Covid-19 a eu un impact majeur, entraînant non seulement une baisse des indices des marchés boursiers, mais aussi un impact sans précédent sur l'économie, comme le montrent Davis et al. (2021). Ce constat pourrait remettre en question les avantages avancés par la diversification.

En conclusion, au regard des travaux précédemment présentés, il apparaît que l'analyse de l'évolution de la corrélation peut orienter vers une stratégie de diversification internationale, bien que les gains générés par celle-ci ne soient pas quantifiés.

6.3 Diversification, intégration, cointégration

Les recherches récentes sur la cointégration des marchés financiers mettent en évidence son impact sur les possibilités de gains de diversification. À mesure que les marchés deviennent de plus en plus intégrés à l'échelle internationale, l'efficacité de la diversification s'en trouve réduite, rendant nécessaire une compréhension approfondie de la nature des relations qui existent entre les indices des marchés et les actifs financiers afin d'optimiser les placements et d'améliorer la performance des portefeuilles.
En outre, l'interconnexion croissante des indices entraîne une diminution potentielle de l'effet de diversification, obligeant ainsi les investisseurs – nationaux et étrangers – et les gestionnaires de fonds à mieux appréhender la nature de la transmission des chocs et de la volatilité, et par la suite, déterminer les proportions allouées à chaque marché et actif coté.

Cette compréhension de la cointégration repose sur des bases théoriques solides, établies par Johansen (1988), Kao (1999), Phillips et Moon (1999), Maddala et Wu (1999), Pedroni (1999, 2004), et Breitung et Das (2005), entre autres. Parallèlement, les études empiriques produisent des résultats variés lorsqu'elles utilisent la cointégration pour évaluer le degré d'intégration entre les marchés boursiers internationaux. Des travaux tels que ceux de Bundoo (2017) et de Narayan et al. (2014) illustrent cette diversité de conclusions dans le contexte de l'évaluation de la cointégration et de son effet, dans certains cas, sur la composition des portefeuilles et l'évolution des corrélations.

Un exemple significatif est apporté par Choudhry et al. (2007), qui examinent les relations entre les marchés américains et japonais en appliquant la méthode de cointégration. Leurs tests montrent une relation significative à long terme entre ces deux marchés, la présence de cette cointégration affectant les opportunités de diversification des risques. Toutefois, les auteurs

n’avancent aucune mesure de l’impact de cette relation sur le court terme, et leurs travaux ne quantifient pas les gains obtenus.

Il convient de noter que la technique de cointégration a été largement utilisée pour déterminer les liens à long et à court terme entre divers marchés, comme l'indiquent les travaux de Li et al. (2012), Seth et Sharma (2015) et Wang et al. (2011). Certaines études, telles que celles d’Ergen (2014), Gupta et Guidi (2012) et Zhang et Li (2014), révèlent qu’une faible cointégration entre les marchés est synonyme de segmentation, ouvrant ainsi la voie à la diversification internationale. En revanche, d’autres recherches, notamment celles de Narayan et Rehman (2018), mettent en évidence une cointégration significative entre les pays émergents depuis une dizaine d’années. Une telle observation, inexistante par le passé, pourrait remettre en question les avantages de la diversification offerts par ces pays.

En ce sens, l'impact de l'intégration des marchés financiers sur la diversification internationale constitue une préoccupation centrale en finance internationale. Les études de Batten et al. (2017) et d'Aliu et al. (2021) soulignent que les marchés fortement intégrés peuvent limiter les avantages de celle-ci, tandis que les marchés segmentés offrent des opportunités d'investissement plus diversifiées et potentiellement plus bénéfiques en termes de rendement et de réduction du risque. La diversification et l'intégration représentent ainsi deux principes stratégiques fondamentaux pour la gestion d’actifs, permettant une allocation prudente des fonds entre différents actifs ou marchés pour atténuer les risques.

Dans ce cadre, la littérature scientifique indique que l'intégration des marchés joue un rôle central dans la transmission de la volatilité, l'échange d'informations et le partage d'expériences lors de l'analyse des chocs observés sur le marché pendant et en dehors des crises. Les travaux de Williamson (2021), Kakran et al. (2023), Yang et al. (2003) et Thomas et al. (2017) examinent les opportunités de diversification pendant les crises financières, indiquant que l'intégration entre les marchés boursiers tend à augmenter pendant et après ces périodes difficiles. Cependant, ces études ne démontrent pas l'effet de cette intégration sur les gains d'une diversification internationale ni n’avancent de mesure de ces gains.

Par ailleurs, Chen et al. (2014) ainsi que Mensi et al. (2016) soulignent l'impact significatif des crises financières dans un contexte d’intégration des marchés. Les crises, considérées comme des catalyseurs de changement dans la dynamique des marchés, favorisent une plus grande interconnexion entre ceux-ci et réduisent les opportunités de diversification des portefeuilles. Dans cette perspective, Mensi et al. (2016) montrent que la connectivité et la modification de la propagation des chocs entre les marchés, pendant les périodes de crise et d’accalmie,

transmettent des informations cruciales aux décideurs, régulateurs et investisseurs. En vue du maintien de la stabilité et de la résilience du système financier, ils insistent sur l'importance, pour les régulateurs, de comprendre l'étendue des interdépendances afin de mieux intervenir et permettre aux investisseurs de développer des stratégies de diversification et de couverture des risques plus efficaces, favorisant ainsi une meilleure performance.

En outre, Bae et Zhang (2015) suggèrent que les marchés émergents pourraient devenir davantage intégrés durant les crises financières, malgré une diminution des rendements. Toutefois, leur analyse présente certaines limites, notamment l'absence de démonstration empirique de l'effet annoncé sur cette intégration.

Dans le même sens, Mellado et Escobari (2015) analysent l'effet de l'intégration « virtuelle » des marchés financiers sur les co-mouvements des rendements boursiers. Cette intégration virtuelle est déterminée à partir des ordres de bourse et des corrélations établies entre les marchés à partir des plateformes de trading. Ils observent une réduction des gains liés à la diversification internationale, notamment pour les portefeuilles constitués d'actions variées provenant des pays inclus dans leur échantillon.

Dans la continuité de l'analyse des gains offerts par les marchés émergents, Dias et Carvalho (2020) étudient les avantages de la diversification à partir des marchés de l'Amérique latine, en tirant parti des opportunités offertes par l'Argentine, le Brésil, le Chili, le Pérou et le Mexique, ainsi que de l'or et de l'argent. Les auteurs notent que ces marchés sont fortement intégrés, ce qui limite les bénéfices de la diversification en raison de l'augmentation de leurs corrélations.

Enfin, Nasir et al. (2022) examinent l'intégration entre les marchés des BRICS, de l'Amérique latine et des pays émergents et frontaliers d'Asie (EFA), en utilisant le modèle VECM. Leurs résultats montrent que la diversification nationale ne procure pas des rendements optimaux, tandis que la diversification des portefeuilles à court terme, à partir de l'ensemble de ces marchés, présente des avantages. Ils soulignent également que les portefeuilles composés d'actions et de matières premières peuvent offrir des avantages de diversification plus significatifs pour les investisseurs de ces pays.

À la lumière de la recension de toutes ces études, nous pouvons conclure que les travaux de Forbes et Rigobon (2001) ont apporté un éclairage sur le débat relatif à la cointégration, à la contagion et à l'interdépendance. Ces auteurs soulignent l'importance de distinguer la contagion de l'interdépendance afin de mieux analyser l'effet des crises sur la volatilité, la composition des portefeuilles et les prises de décision par les autorités. La présence des crises incite les

intervenants sur les marchés à diversifier les placements, ce qui génère des gains, bien que les conclusions demeurent nuancées. Ainsi, au niveau de la diversification internationale, la corrélation entre les indices boursiers nationaux varie selon le degré d'intégration ou de segmentation. Cependant, la littérature scientifique montre que la corrélation a tendance à augmenter après des chocs, ce qui permet aux investisseurs de mieux ajuster leurs stratégies de gestion des risques et des actifs. Ces résultats nous conduisent à mesurer les gains de la diversification en période de crise et en dehors de celle-ci.

Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté une recension de la littérature relative à la contagion financière, en nous appuyant sur un ensemble d'études théoriques et empiriques. Ces travaux indiquent que les crises financières se propagent entre les différents marchés, tant à l'échelle régionale qu'internationale. Cette propagation se manifeste à des vitesses et des intensités variables, s'opérant à travers divers canaux, affectant ainsi les prix des actifs financiers et, par extension, les performances des portefeuilles.

Les travaux récents ont mis en évidence l'existence de multiples canaux de transmission des crises, en précisant leur nature et en explorant les différentes méthodes permettant de déterminer leur impact sur les marchés, notamment en termes de volatilité, de gestion d'actifs et de réglementation.

Ce chapitre a également souligné que la diversification internationale constitue un levier crucial pour réduire le risque d'un portefeuille, ainsi que l'effet des crises sur les rendements potentiels de cette diversification. Néanmoins, il convient de noter que l'effet de cette diversification sur la valeur des gains n'est pas empiriquement démontré, et que l'ensemble des travaux se fonde sur la documentation et l'observation des valeurs de corrélation pour suggérer l'effet de l'intégration et des crises sur les opportunités offertes par cette stratégie.

Enfin, la littérature présentée dans ce chapitre facilite la compréhension de la problématique de notre étude et de la contribution de cette thèse.

Dans les chapitres suivants, nous proposons une analyse empirique du phénomène de la contagion financière, en examinant les effets de la crise du Covid-19 ainsi que de la guerre russo-ukrainienne sur la volatilité des marchés. Nous déterminons ainsi les différents canaux de transmission et les effets sur les gains de diversification internationale. Nous procédons à la mesure de ces gains, notamment durant la période de Covid-19, et au calcul des ratios de Sharpe.

Chapitre 2. Essai empirique sur la contagion financière en période de coronavirus : VECM non linéaire

Résumé

Dans ce chapitre, nous proposons de tester empiriquement l'existence d'un effet de contagion entre les marchés financiers durant la pandémie de Covid-19. L'objectif est d'analyser la propagation de l'effet de la crise émanant du marché chinois, considéré comme le foyer contagieux, vers les autres marchés. Nos tests portent sur treize indices représentant la majorité de la capitalisation boursière mondiale. À cette fin, nous appliquons le modèle VECM non linéaire à notre échantillon couvrant la période de 2015 à 2022, avec des données à fréquence journalière.

Les résultats obtenus révèlent une augmentation significative du nombre de relations de cointégration entre les marchés au cours de la période étudiée, incluant à la fois les périodes précédant et durant la crise de Covid-19. Cette hausse témoigne, d'une part, de l'existence d'un effet de contagion, et d'autre part, d'une cointégration à long terme de l'ensemble des marchés examinés avec le marché chinois. Nous constatons également un retour vers l'équilibre des indices au cours des périodes observées – les périodes de crise et d'accalmie. Ce retour s'effectue à des vitesses différentes et illustre l'efficience des marchés étudiés.
En outre, nous démontrons que les chocs liés à cette crise sanitaire sont asymétriques dans leur propagation. Cette asymétrie entre les marchés nous conduit à réaliser nos tests dans le cadre d'un modèle non linéaire. Dès lors, cette non-linéarité est démontrée et indique un changement dans les mécanismes de transmission des chocs émanant de l'indice chinois vers l'ensemble des indices de l'échantillon. Cette transmission découle de l'apparition de nouveaux canaux durant la période de crise de Covid-19. En conséquence, nos résultats confirment le statut de foyer contagieux du marché chinois.

Introduction

L'impact des crises financières représente une préoccupation majeure pour les acteurs des marchés financiers à l'échelle mondiale. Ces crises, qu'elles soient déclenchées par des facteurs économiques, politiques ou sanitaires, perturbent considérablement le comportement des investisseurs et la volatilité des marchés.

En ce sens, le phénomène de transmission des chocs et de volatilité entre les marchés financiers de différentes régions est souvent désigné sous le terme de « contagion ». La définition de cette notion varie selon les auteurs, mais dans notre étude, nous nous référons à celle de Forbes et Rigobon (2002), qui la caractérisent comme « une augmentation significative des liens entre les marchés après un choc sur un pays (ou un groupe de pays) ». En d'autres termes, la contagion se manifeste par une augmentation significative de la corrélation entre deux marchés durant une période de crise, comparativement à une période de stabilité. En revanche, si cette corrélation n'augmente pas de manière notable, le phénomène est qualifié d'interdépendance (Forbes et Rigobon, 2002).

La recension de la littérature scientifique met en évidence que les marchés financiers ont été confrontés à diverses crises au fil du temps, chacune ayant des causes et des conséquences spécifiques. Ainsi, les années 1990 ont été marquées par des événements majeurs tels que la crise mexicaine de 1994, la crise financière asiatique de 1997 et le défaut de paiement de la Russie en 1998. Le début du XXIe siècle a, quant à lui, également été marqué par plusieurs crises, notamment la crise des subprimes aux États-Unis en 2008, la crise de la dette souveraine de la zone euro en 2010, ainsi que la pandémie de Covid-19 en 2020.

Ces crises ont eu un impact profond sur les marchés financiers, perturbant la dynamique des indices boursiers en termes de variation, la valeur des actifs et, plus particulièrement, la volatilité, ainsi que les stratégies d'investissement mises en œuvre par les gestionnaires de fonds.

À cet égard, il convient de noter qu'au 23 mars 2020, l'indice S&P 500 a enregistré une chute de 31.32 %, atteignant ainsi son niveau le plus bas de l'année[12]. Cette tendance baissière a également été observée sur d'autres marchés, y compris en Europe, où des perturbations similaires ont affecté la performance des indices.

La recherche sur les effets économiques de la pandémie de Covid-19 a connu une croissance rapide au cours du deuxième trimestre de l'année 2020. De nombreux travaux se sont ainsi concentrés sur l'impact de cette épidémie sur les rendements des titres, la volatilité des marchés

[12] Josue Cox, Daniel Greenwald and Sydney Ludvigson. (2020). What explains the COVID-19 stock market. *National Bureau of Economic Research.*

et les mécanismes de propagation de la contagion financière. Parmi ces études, on peut citer les contributions d'Akhtaruzzaman et al. (2021), de Baker et al. (2020), de Haroon et Rizvi (2020), de Liu et al. (2020), d'Okorie et Lin (2020), d'Onali (2020), de Zaremba et al. (2020), ainsi que de Zhang et al. (2020a).

Dans le prolongement de cette littérature, ce chapitre propose une étude empirique visant à montrer l'effet de contagion et de transmission des chocs liés à la pandémie de coronavirus, tout en considérant le marché chinois comme une source de crise. Afin de quantifier cet effet, nous appliquons un modèle VECM non linéaire, lequel permet de détecter et de déterminer l'existence de relations de long terme entre les indices, tout en analysant simultanément la dynamique à court terme. L'identification de telles relations entre les marchés témoigne d'une cointégration à la fois à court et à long terme, confirmant ainsi l'impact de la crise sur les marchés.

Ce chapitre s'articule autour de deux sections. La première présente notre échantillon et la méthodologie adoptée, tandis que la seconde expose les résultats obtenus et propose diverses interprétations.

1. Données et méthodologie

1.1 Données

Afin de réaliser nos tests, nous avons sélectionné dix indices boursiers représentatifs des principales places financières mondiales que sont la Chine, le Japon, Taïwan, Singapour, la France, le Royaume-Uni, l'Allemagne, l'Italie, l'Espagne et les États-Unis. Dans le but d'intégrer l'impact de la crise sur les marchés des matières premières, nous avons également inclus dans notre échantillon les indices du pétrole WTI, du gaz et de l'or. Nos données sont exprimées en fréquence journalière et couvrent la période allant du 05 janvier 2015 au 22 août 2022. Les cours sont exprimés en dollars américains et proviennent de la base de données publiée par *Morgan Stanley Capital International* (MSCI) ainsi que de *Data Stream*.

Le choix de cet échantillon repose sur plusieurs considérations. Tout d'abord, la Chine s'est imposée comme un acteur central de l'économie mondiale au cours des dernières décennies et a été le premier pays à être gravement touché par la pandémie de Covid-19. Selon les données statistiques de Bloomberg, en avril 2020, la Chine était le deuxième plus grand consommateur de pétrole au monde, avec une consommation d'environ 13.57 millions de barils par jour, représentant environ 14 % de la consommation mondiale. En outre, la Chine détient le sixième

plus grand stock d'or au niveau mondial et figure parmi les trois principaux importateurs de gaz naturel liquéfié (GNL), aux côtés du Japon et de la Corée du Sud. Ces éléments mettent en évidence le poids économique et l'importance de ce pays, justifiant ainsi son inclusion dans notre échantillon en tant que source potentielle de crise. Enfin, la sélection des pays en question se justifie par la valeur des échanges commerciaux avec la Chine ainsi que par la proximité géographique de certains marchés avec ce pays. L'intégration des indices relatifs aux marchés financiers nous permet d'évaluer dans quelle mesure la pandémie les a affectés.

1.2 Identification de la période de crise

Afin de déterminer statistiquement la date exacte à partir de laquelle l'indice chinois a changé de régime, nous appliquons deux tests de point de coupure (*break point*) : le test de Chow et le test de racine unitaire. Les résultats obtenus, présentés dans le tableau (1), indiquent que le 04 mars 2020 est la date à laquelle la crise émanant du marché chinois s'est propagée aux autres marchés.

Tableau (1). Tests de points de coupure et de changement de régime

Test de Chow	**Test de racine unitaire**
Date de coupure : **04/03/2020**	
Wald statistic = 144.1577 Prob. Chi-square (2) = 0.000	T-statistic = -3.04844 Prob. * = 0.8475

Les résultats présentés dans ce tableau montrent que les deux tests s'accordent sur la même date, celle du 04 mars 2020, qui est donc retenue comme le point de départ du déclenchement de la crise du Covid-19 vers les autres indices composant notre échantillon. Dès lors, nous considérons la période précédant cette date – soit du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020 – comme étant la période pré-crise, et la période suivant le 04 mars 2020 comme étant la période de crise. La confirmation de notre choix de date est également illustrée par le graphique présenté à la figure (1).

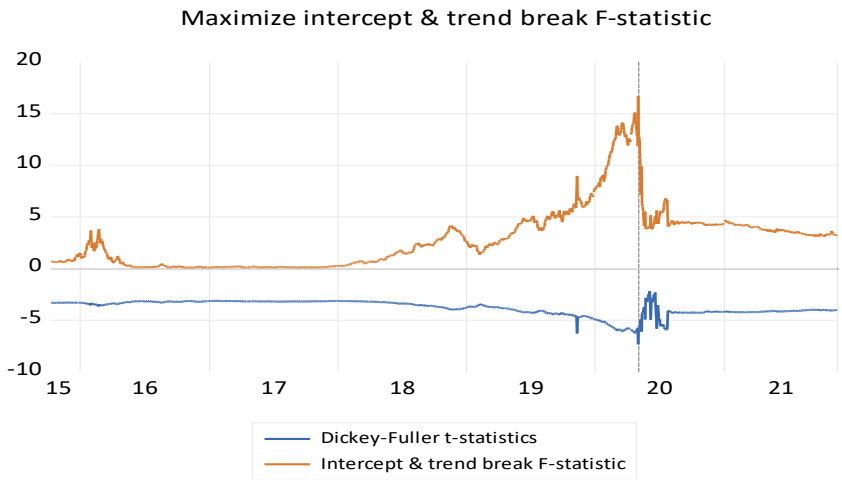


Figure (1). Test de breakpoint de racine unitaire**.**

1.3 Méthodologie et présentation du modèle

Les études sur la contagion financière ont mis en application diverses méthodes, parmi lesquelles celles de cointégration bivariée et multivariée, développées respectivement par Engle et Granger (1987) et Johansen (1988). Ces approches s'appuient également sur les modèles VECM et sur les tests de causalité au sens de Granger, introduits respectivement par Johansen (1991) et Granger (1969).
Selon les recherches de ces auteurs, ainsi que de celles de Chen et al. (2002) et de Kosmidou et al. (2019), une augmentation du nombre de relations à long ou à court terme entre deux indices, passant de la période pré-crise à la période de crise, indique la présence d'un effet de contagion.

Dans le cadre de notre étude, l'examen des relations de cointégration entre les indices boursiers de notre échantillon constitue un élément fondamental pour tester l'existence d'un effet de contagion. Pour ce faire, il est primordial de comparer le nombre de relations avant et après le déclenchement de la crise de la Covid-19. Ainsi, une augmentation du nombre de relations de cointégration entre les marchés révèle non seulement une transmission de chocs entre eux, mais aussi l'existence d'une intégration à long terme. Cette dynamique témoigne également d'un effet de contagion, caractérisé par la transmission des chocs entre les marchés analysés.

La méthodologie adoptée dans ce chapitre repose sur plusieurs étapes distinctes. Tout d'abord, nous évaluons la stationnarité des indices à l'aide du test augmenté de Dickey-Fuller (ADF). La non-stationnarité détectée pour l'ensemble des indices boursiers de notre panel nous conduit à examiner l'existence d'une relation à long terme entre ces variables, révélant ainsi la présence de cointégration. Ensuite, nous estimons un modèle vectoriel à correction d'erreur d'ordre (p) (VECM(p)), pour lequel le nombre de retards (p) du processus VAR est déterminé à l'aide des

critères d'information appropriés. À la suite de la vérification du nombre de retards, nous déterminons le nombre maximal de relations de cointégration entre les indices boursiers en appliquant le test de trace de Johansen. L'existence d'une relation de cointégration peut être interprétée comme la présence de canaux de propagation des chocs entre les indices. Enfin, nous exploitons le modèle VECM pour déterminer quels sont les indices ou les marchés qui sont cointégrés.

1.3.1 Cointégration, ECM linéaire

Afin de mieux appréhender la réalisation de nos tests empiriques, il convient de présenter le modèle proposé par Engle et Granger (1987). Selon ces auteurs, si une combinaison linéaire z_t de deux séries non stationnaires x_t et y_t, s'avère stationnaire, cela démontre que les deux séries d'indices sont cointégrées. La formulation du modèle à correction d'erreur (ECM)[13] vise à déterminer la présence de relations entre les variables étudiées. Ce modèle est exprimé par l'équation suivante :

$$\Delta y_{it} = \delta \mathrm{z}_{\mathrm{it}-1} + \sum_{s=1}^{p} \theta_s \, \Delta y_{it-s} + \sum_{j=1}^{q} \lambda_j \, \Delta x_{t-j} + \varepsilon_t \qquad (1)$$

Avec :

$$z_{it-1} = y_{it-1} - \hat{\alpha} - \hat{\beta} x_{it-1}$$

Il est à noter que le terme δ désigne la vitesse d'ajustement vers l'équilibre de long terme. Ainsi, dans le cas d'une déviation importante de la valeur de l'indice par rapport à sa moyenne, un retour vers l'équilibre sera observé, à travers un processus de réversion à la moyenne. La valeur de ce coefficient δ est supposée être négative pour qu'un retour à l'équilibre soit effectivement vérifié. Par ailleurs, z_{it-1} correspond à l'erreur d'équilibre de la relation de long terme, tandis que ε_t représente un bruit blanc.

Les mécanismes de propagation sont fréquemment évalués au moyen du coefficient de corrélation entre les marchés financiers. La contagion est alors identifiée par une augmentation significative de cette corrélation entre les marchés. Cependant, Rigobon (2000) ainsi que Forbes et Rigobon (2002) soulignent plusieurs limites inhérentes à cette approche, qui repose sur une analyse de corrélation conditionnelle.

[13] L'ECM est un modèle qui harmonise les horizons temporels à court et à long terme.

En effet, le test de corrélation repose principalement sur le test de stabilité du coefficient β de l'équation suivante :

$$y_{it} = \alpha_i + \beta\, x_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Avec x_t et y_t désignent les indices de deux marchés.

L'exploitation de séries financières à fréquence journalière révèle la présence de biais associés à l'hétéroscédasticité, à l'endogénéité et à l'omission de certaines variables lors des tests. Pour atténuer ces problèmes, Rigobon (2000) propose un système de deux équations simultanées. La première concerne un pays affecté par la crise, tandis que la seconde concerne le pays d'origine de celle-ci. Chaque équation a un terme d'erreur spécifique associé à une variable latente z_{it} – qui détecte les chocs agrégés non observables – et une variable aléatoire pour éviter les variables omises.

En outre, Rigobon (2000) tente de résoudre le problème d'hétéroscédasticité en distinguant les périodes de crise des périodes de stabilité. Le modèle prend la forme suivante :

$$y_{it} = \beta\, x_{it} + \gamma z_{it} + \varepsilon_{it}$$
$$x_{it} = \alpha_i y_{it} + z_{it} + u_{it}$$

Les chocs structurels spécifiques aux pays sont représentés par ε_{it} et u_{it}. Il est supposé que ceux-ci sont indépendants, mais ils ne sont pas essentiellement distribués de manière identique et ne sont pas liés à la variable latente z_t. Les variables x_{it} et y_{it} sont caractérisées par des moyennes nulles et des variances finies.

Il convient de noter également que l'estimation des modèles ECM repose sur plusieurs techniques, parmi lesquelles la méthode *Fully Modified Ordinary Least Square* (FMOLS). Cette méthode, développée par Phillips et Hansen (1990), et analysée par Pedroni (1996), permet d'évaluer la robustesse des paramètres à long terme dérivés du modèle VECM. En particulier, la méthode FMOLS permet de prendre en compte les problèmes d'endogénéité, d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité. Elle apporte ainsi une solution aux difficultés rencontrées dans d'autres approches.

Soit Ω_i la matrice de variance-covariance du vecteur (ε_{it} , u_{it}) pour l'individu *i*. L'estimateur de la méthode FMOLS, $\hat{\beta}_{FM}$, suit une loi normale et s'écrit comme suit :

$$\hat{\beta}_{FM} = \left(\sum_{i=1}^{N} \hat{L}_{22i}^{-2} \sum_{t=1}^{T} (x_{it} - \bar{x}_i)^2 \right)^{-1} \sum_{i=1}^{N} \hat{L}_{11i}^{-1} \hat{L}_{22i}^{-1} \left(\sum_{t=1}^{T} (x_{it} - \bar{x}_i)\, y_{it}^{*} - T\hat{\rho}_i \right) \quad (3)$$

Où

$$y_{it}^{*} = (y_{it} - \bar{y}_i) - \frac{\hat{L}_{21i}}{\hat{L}_{22i}} \Delta x_{it} + \frac{\hat{L}_{11i} - \hat{L}_{22i}}{\hat{L}_{22i}} \beta (x_{it} - \bar{x}_i) \quad (4)$$

Avec

$\hat{L}_i$ désigne le triangle inférieur de la matrice de variance-covariance estimée, $\widehat{\Omega}_i$; $\hat{L}_i$ est standardisé de façon à ce que $\hat{L}_{22i} = \widehat{\Omega}_{i22}^{-1/2}$.

Le coefficient d'ajustement de l'autocorrélation des résidus, $\hat{\rho}_i$, est donné par :

$$\hat{\rho}_i = \hat{L}_{21i} + \widehat{\Omega}_{21i}^{0} - \frac{\hat{L}_{21i}}{\hat{L}_{22i}} \left(\hat{L}_{22i} + \widehat{\Omega}_{22i}^{0} \right) \quad (5)$$

Forbes et Rigobon (2001) affirment que la présence d'une relation de cointégration indique l'existence de canaux permanents de propagation des chocs entre les marchés financiers. La cointégration linéaire sert également à évaluer l'intégration et l'efficience des marchés financiers, comme l'ont souligné Climent et Meneu (2003). De manière formelle, ces canaux de transmission des chocs du marché x_{it} au marché y_{it} sont représentés par le paramètre β dans la relation d'équilibre à long terme (équation (2)).

L'étude des mécanismes de propagation, en utilisant la cointégration linéaire, se réalise sur une longue période et omet d'examiner la contagion sur une courte période. En conséquence, nous utilisons la spécification ECM (équation (1)) comme un modèle d'interdépendance entre les deux marchés ou indices boursiers x_{it} et y_{it}. Nous poursuivons ensuite par l'analyse de la non-linéarité, c'est-à-dire l'effet asymétrique des chocs structurels sur y_{it}, estimés par l'erreur d'équilibre z_{it-1}. Cette démarche nous conduit alors à examiner l'ECM non linéaire ou asymétrique.

1.3.2 La modélisation de la contagion via l'ECM non linéaire

L'introduction de la non-linéarité dans le mécanisme d'ajustement de l'ECM a été initiée par Granger et Lee (1989) puis développée par Escribano et Pfann (1998). Ces chercheurs ont remis en question les hypothèses restrictives des modèles ECM linéaires, notamment les deux postulats suivants : l'unicité de l'équilibre à long terme, et l'ajustement par rapport à l'équilibre est symétrique.

Cependant, selon Masson (1998), lors des périodes de crise, les marchés financiers peuvent connaître des équilibres multiples, reflétant les changements abrupts dans les anticipations des investisseurs vis-à-vis du risque. Ces périodes entraînent des ajustements et des réallocations de portefeuilles, faisant passer le marché d'un état d'équilibre à un autre. De plus, plusieurs

études suggèrent que l'ajustement vers l'équilibre est asymétrique, ce qui implique que la réaction des marchés à un choc négatif diffère de celle observée lors d'un choc positif.

Afin de mener à bien notre analyse empirique et de discerner les effets d'asymétrie, nous nous appuyons sur les travaux d'Escribano et Pfann (1998). Ces auteurs ont introduit une représentation non linéaire au niveau du mécanisme d'ajustement en divisant le terme de correction d'erreur du modèle ECM en deux parties « positive et négative » :

$$z_{t-1}^{+} = \begin{cases} z_{t-1} & si\ \Delta z_{t-1} > 0 \\ 0 & si\ non \end{cases}$$

$$z_{t-1}^{-} = \begin{cases} z_{t-1} & si\ \Delta z_{t-1} < 0 \\ 0 & si\ non \end{cases}$$

Cette transformation permet de distinguer deux situations d'équilibre, chacune caractérisée par une vitesse d'ajustement spécifique :

- z_{t-1}^{+} : l'équilibre de crise.
- z_{t-1}^{-} : l'équilibre de stabilité ;

Ainsi, dans le cas où Δz_{t-1} est nul, les mécanismes de propagation représentés par le coefficient β sont décrits par le rapport de variation des deux séries $\left(\Delta z_{t-1} = 0 \Leftrightarrow \frac{\Delta y_{t-1}}{\Delta x_{t-1}} = \beta\right)$. Ce rapport désigne la dynamique de court terme et, par la suite, les co-mouvements qui garantissent une propagation permanente des chocs entre deux marchés financiers.

- Durant la période de stabilité $\left(\Delta z_{t-1} < 0 \Leftrightarrow \frac{\Delta y_{t-1}}{\Delta x_{t-1}} < \beta\right)$;
- Durant la période de crise $\left(\Delta z_{t-1} > 0 \Leftrightarrow \frac{\Delta y_{t-1}}{\Delta x_{t-1}} > \beta\right)$.

Par ailleurs, dans le cas de non-linéarité de l'ECM, nous constatons que les mécanismes de propagation, capturés par le paramètre *β,* présentent un comportement différent durant la période de crise. En effet, nous remarquons une augmentation significative du degré de co-mouvements entre les marchés financiers. Cette non-linéarité reflète un changement important dans les canaux de propagation des chocs, ce qui confirme la présence de contagion entre les indices.

La nouvelle représentation de l'ECM s'écrit alors de la manière suivante :

$$\Delta y_{it} = \sum_{s=1}^{p} \beta_s\, \Delta y_{it-s} + \sum_{j=1}^{q} \lambda_s\, \Delta x_{t-j} + \delta_1 z_{t-1}^{+} + \delta_2 z_{t-1}^{-} + \varepsilon_t \qquad (6)$$

Selon Escribano et Pfann (1998), lorsque δ_1 est statistiquement différent de δ_2, cela conduit au rejet de l'hypothèse nulle de linéarité, ce qui suggère la présence d'une asymétrie significative dans le modèle ECM. En d'autres termes, cela confirme l'hypothèse de non-linéarité des mécanismes de transmission des chocs entre les marchés, et plus particulièrement, dans le cadre de notre échantillon. Ce résultat est également interprété comme une preuve de contagion sur le marché $y_{it,}$ générée par le marché x_{it}. Enfin, il convient de noter qu'afin de corriger les problèmes d'hétéroscédasticité identifiés par un test ARCH, nous suggérons que les erreurs suivent un processus GARCH (1,1).

2. Les résultats empiriques

2.1 Analyse des statistiques descriptives

Les tableaux (2), (3) et (4) présentent les statistiques descriptives des séries étudiées, ainsi que les résultats des tests de normalité et d'autocorrélation. Ces analyses couvrent l'intégralité de la période d'observation, incluant à la fois la période précédant et celle suivant le déclenchement de la pandémie de Covid-19.

Le test de Jarque-Bera (1984) s'appuie sur les statistiques de *skewness* pour détecter l'asymétrie dans la distribution des rendements, ainsi que de *kurtosis* pour déterminer l'aplatissement des séries et, par la suite, leur normalité. La statistique du test de Jarque-Bera est calculée selon l'équation suivante :

$$\mathrm{JB} = (\mathrm{n}/6)\,\mathrm{S}^2 + (\mathrm{n}/24)\,(\mathrm{k}-3)^2 \rightsquigarrow \chi^2(2)$$

Où n représente la taille de l'échantillon, S désigne le coefficient d'asymétrie (*skewness*) de la distribution et K le coefficient d'aplatissement (*kurtosis*) de la distribution. Si $JB > \chi^2(2)$, alors nous rejetons l'hypothèse nulle (H_0) des résidus au seuil (α).
Dans notre analyse, cette condition est vérifiée pour tous les indices boursiers et pour chaque période. En effet, toutes les valeurs de la statistique *JB* sont nettement supérieures à $\chi^2(2)$, et toutes les Prob (JB) sont nulles et inférieures au seuil (α = 5 %). Ces résultats confirment la non-normalité de distribution des rendements des indices sélectionnés.

Nos résultats reportés dans les trois tableaux révèlent également que toutes les séries étudiées présentent un caractère leptokurtique, avec un *kurtosis* centré positif (K > 3), indiquant une forte probabilité de valeurs extrêmes de nos rendements et, par conséquent, une distribution non gaussienne. Il est donc recommandé de tester chaque équation des moyennes pour identifier la présence éventuelle d'hétéroscédasticité conditionnelle. Cela nous conduit à utiliser, dans le

cadre de nos tests, une modélisation de type GARCH, qui permet de mieux détecter les dépendances entre les séries et qui se révèle plus appropriée pour notre étude économétrique.

Cependant, les coefficients d'asymétrie sont généralement négatifs, à l'exception du marché du gaz. Cette asymétrie suggère que la distribution des séries est davantage étalée vers la gauche, indiquant ainsi une sensibilité plus marquée aux chocs négatifs qu'aux chocs positifs. Ce résultat confirme la réaction des indices de notre échantillon à la crise, perçue comme un signal défavorable par les marchés financiers, notamment durant la deuxième période – celle de la crise.

En outre, les statistiques descriptives présentées dans le tableau (3) montrent que, pour la première période – celle de pré-crise – le rendement moyen le plus faible est observé sur le marché du gaz, tandis que le marché américain enregistre le rendement le plus élevé, à 1.55 %, suivi du marché de l'or, qui affiche un rendement de 0.9 %.
En termes d'analyse du risque, évaluée par l'écart-type, il apparaît que le marché du gaz présente la volatilité historique la plus élevée, suivi par le marché pétrolier, puis par le marché italien. À l'inverse, Singapour affiche la volatilité la plus faible (33.1 %), suivi par le marché de l'or.

Comme l'illustre le tableau (4), nous constatons pour la période de crise que l'Espagne et Singapour ont été les plus affectés par la pandémie, affichant respectivement un rendement de -0.43 % et -0.12 %. Ces résultats mettent en évidence l'impact de la crise sur ces marchés, marqué par des baisses considérables de performance. En revanche, le marché du gaz présente le rendement moyen le plus élevé, atteignant 10.05 %, suivi par le marché du pétrole, avec un rendement de 8.53 %.

La comparaison des deux sous-périodes, avant et durant la crise, permet également de dégager plusieurs conclusions importantes. Premièrement, la volatilité de tous les indices est plus élevée durant la période de crise du Covid-19, le marché du pétrole se distinguant comme étant le plus volatil. Cette hausse de la volatilité pourrait être attribuée à divers facteurs, tels que les incertitudes économiques, les mesures de confinement et les brusques fluctuations des prix des matières premières.
Deuxièmement, l'analyse des valeurs d'asymétrie (*skewness*) entre les deux sous-périodes révèle une augmentation significative de la valeur de ce coefficient. Cela confirme que certains marchés ont réagi de manière hétérogène aux chocs et ont été affectés à divers degrés. Cette augmentation suggère également que la modélisation asymétrique est plus appropriée pour capturer la dynamique des rendements boursiers durant la crise du Covid-19.

Troisièmement, la dépendance des valeurs extrêmes, illustrée par la *kurtosis*, s'est amplifiée entre les deux périodes, suggérant une incertitude quant à l'existence d'un effet de contagion entre les marchés durant la période de crise. Ce phénomène pourrait signaler une propagation rapide des chocs entre les différentes places boursières, où des perturbations dans un marché peuvent rapidement influencer d'autres marchés.

En somme, l'analyse statistique met en lumière des changements significatifs dans plusieurs aspects clés des marchés financiers, notamment la volatilité, l'asymétrie, la présence de chocs et la dépendance des marchés, entre les deux sous-périodes examinées. Ces statistiques reflètent ainsi les évolutions observées dans le comportement des indices sélectionnés et dans leurs rendements, en particulier durant la période de Covid-19.

Tableau (2). Statistiques descriptives des indices du 05 janvier 2015 au 22 août 2022

	Chine	Espagne	France	Gaz	Allemagne	Or	Italie	Japon	Pétrole	Singapour	Taïwan	Royaume-Unis	États-Unis
Mean	0.0004	-0.0041	0.0095	0.0259	0.0062	0.0092	0.0045	0.0101	0.0326	-0.0008	0.0093	0.0012	0.0155
Median	0.0553	0.0162	0.0341	0.0145	0.0300	0.0136	0.0356	0.0265	0.0765	0.0000	0.0286	0.0233	0.0221
Maximum	7.8877	3.5721	3.4987	8.5983	4.5228	2.5198	3.7129	3.3576	13.881	2.9150	2.6807	3.7639	4.0582
Minimum	-8.8729	-6.5800	-5.6885	-7.8409	-5.6696	-2.16771	-8.05231	-3.5842	-12.2560	-3.2505	-2.8318	-4.9997	-4.7578
Std. Dev.	1.3849***	0.5729***	0.5474***	1.4066***	0.5652***	0.3990***	0.6511***	0.5548***	1.3301***	0.3903***	0.4333***	0.463***	0.4876***
Skewness	-1.045***	-1.425***	-0.912***	0.1464***	-0.601***	-0.125***	-1.646***	-0.151***	0.1475***	-0.392***	-0.602***	-0.878***	-1.124***
Kurtosis	10.705***	20.195***	14.436***	6.6721***	13.142***	7.6350***	21.624***	7.8797***	26.139***	12.204***	8.1493***	15.409***	21.712***
Jarque-Bera	5187***	24723***	10913***	1104***	8489***	1753***	29108***	1945***	43579***	6944***	2275***	12782***	28904***
Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.000000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Obs.	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %.*

Tableau (3). Statistiques descriptives pour la période calme du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020

	Chine	Espagne	France	Gaz	Allemagne	Or	Italie	Japon	Pétrole	Singapour	Taïwan	Royaume-Unis	États-Unis
Mean	-0.0044	-0.0044	0.0089	-0.0094	0.0007	0.0090	-0.0056	0.0033	0.0077	-0.0001	0.0052	-0.0082	0.0155
Median	0.0303	0.0125	0.0231	-0.0179	0.0315	0.0035	0.0292	0.0256	0.0540	0.0000	0.0268	0.0166	0.0178
Maximum	2.4336	1.6503	1.7633	7.1686	4.5228	1.9925	2.9853	3.3576	5.9474	1.1844	2.6807	1.5265	2.2615
Minimum	-3.8534	-5.7262	-3.6412	-7.8409	-5.6696	-1.4736	-8.0523	-3.5842	-3.9391	-1.8726	-2.8318	-4.9997	-2.4131
Std. Dev.	0.6533***	0.4969***	0.4631***	1.205***	0.544***	0.345***	0.659***	0.564***	1.011***	0.331***	0.405***	0.430***	0.364***
Skewness	-1.244***	-1.385***	-0.603***	0.0358***	-1.054***	0.187***	-2.312***	-0.197***	-0.199***	-0.207***	-0.866***	-1.907***	-0.796***
Kurtosis	10.037***	17.431***	7.8710***	7.3264***	18.176***	5.9930***	27.568***	9.5039***	5.7118***	5.1147***	11.228***	21.193***	9.6973***
Jarque-Bera	3064.6***	11876***	1385.1***	1029.7***	12912***	500.43***	34374***	2335.1***	413.22***	255.42***	3888.9***	19004***	2606.5***
Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.00000
Obs.	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320	1320

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %.*

Tableau (4). Statistiques descriptives pour la période de crise du 04 mars 2020 au 22 août 2022

	Chine	Espagne	France	Gaz	Allemagne	Or	Italie	Japon	Pétrole	Singapour	Taïwan	Royaume-Unis	États-Unis
Mean	0.0086	-0.0043	0.0101	0.1005	0.0164	0.0088	0.0266	0.0221	0.0853	-0.0012	0.0170	0.0151	0.0153
Median	0.0095	0.0186	0.0511	0.1094	0.0298	0.0260	0.0546	0.0386	0.1317	0.0014	0.0310	0.0319	0.0519
Maximum	2.4644	3.5721	3.4987	8.5983	3.3107	2.5198	3.7129	2.0703	13.881	2.9150	2.1845	1.9841	4.0582
Minimum	-2.2878	-6.5800	-5.6885	-5.8709	-1.9851	-2.1677	-2.7961	-1.7661	-12.256	-3.2505	-1.9321	-2.3426	-4.7578
Std. Dev.	0.6703***	0.7063***	0.6914***	1.7538***	0.6065***	0.4923***	0.6341***	0.5313***	1.8249***	0.4907***	0.4861***	0.5048***	0.6771***
Skewness	-0.119***	-1.343***	-1.022***	0.1415***	0.078***	-0.340***	-0.081***	-0.041***	0.0454***	-0.475***	-0.278***	-0.284***	-1.040***
Kurtosis	6.9612***	18.132***	14.250***	5.0961***	5.9602***	7.1535***	6.7544***	3.5310***	21.712***	12.892***	4.5152***	5.4505***	16.392***
Jarque-Bera	414.70***	6219.7***	3443.4***	117.81***	231.40***	466.51***	371.89***	7.6046***	9221.3***	2601.0***	68.656***	166.68***	4837.4***
Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Obs.	632	632	632	632	632	632	632	632	632	632	632	632	632

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %.*

L'examen des graphiques présentés dans la figure (2) met en évidence l'évolution des indices boursiers et de leurs rendements au cours de notre période d'étude. Cette analyse révèle l'existence de regroupements de volatilité *« volatility clustering »* pour chaque indice examiné, ainsi qu'une augmentation de leurs fluctuations, particulièrement en 2020, année marquée par le début de la pandémie de Covid-19.

En outre, ces graphiques confortent notre choix du modèle VECM pour déterminer la présence de relations à long terme entre les différents indices, ainsi que pour vérifier l'existence de relations de cointégration à court terme et, par conséquent, évaluer le caractère contagieux du marché chinois.

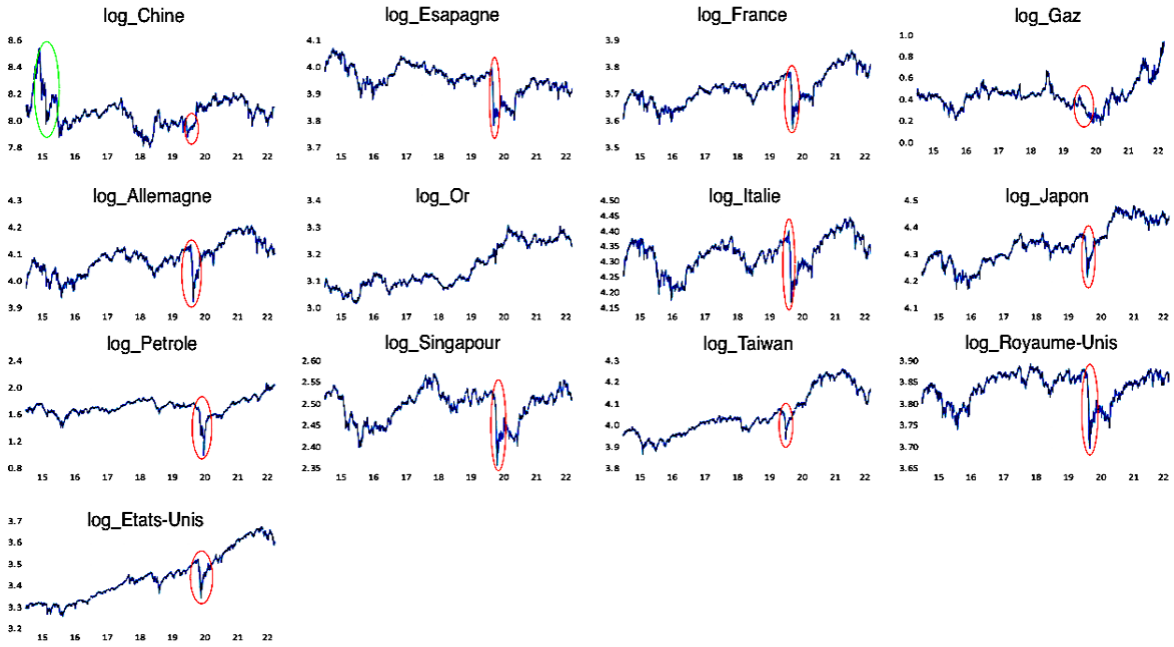


Figure (2). Évolution temporelle des rendements boursiers sur la période totale

En conclusion, cette section a permis de mettre en lumière les divers impacts de la crise sur les rendements et la volatilité, tout en identifiant son effet sur les marchés, et notamment sur les indices en matière de contagion. Dans la section suivante, nous approfondirons notre analyse en examinant plus en détail la structure des corrélations, la propagation de la crise liée à la pandémie de Covid-19 et son impact sur les marchés financiers.

2.2 Analyse de corrélation

Le mécanisme de transmission des chocs est souvent appréhendé à travers l'évolution des valeurs des coefficients de corrélation entre les indices des marchés financiers. Certains travaux de recherche considèrent que le degré de contagion se manifeste par une augmentation significative de la corrélation entre les marchés. À cet égard, Forbes et Rigobon (2002)

soulignent l'importance d’une analyse approfondie de la corrélation afin de capturer sa non-linéarité pendant les crises. Ils relèvent que la dynamique de cette corrélation entre les rendements diffère entre les périodes de crise et d’accalmie, et observent en particulier que celle-ci est davantage influencée par les chocs négatifs que par les chocs positifs.

Dans le cadre de notre étude, les tableaux (5) et (6) présentent les matrices de corrélation pour les deux sous-périodes examinées. Les résultats obtenus montrent une augmentation significative des coefficients de corrélation entre les indices durant la crise, ce qui apporte une preuve tangible de l'existence d'un effet de contagion corroborant les travaux de Rigobon (2002).

Durant la période de crise, le couple Allemagne-France affiche la corrélation la plus élevée, avec un coefficient de 0.32, contrairement à la paire Allemagne-Italie qui présente le co-mouvement le plus faible, soit -0.446. La hausse des valeurs des coefficients de corrélations durant cette période peut être expliquée par une forme d’intégration, liée aux liens commerciaux entre ces marchés, ainsi qu'à leur appartenance à la zone euro et à la politique monétaire commune.

Tableau (5). Matrice de corrélation pour la période calme du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020

	Chine	**Espagne**	**France**	**Gaz**	**Allemagne**	**Or**	**Italie**	**Japon**	**Pétrole**	**Singapour**	**Taïwan**	**Royaume-Unis**	**États-Unis**
Chine	1												
Espagne	-0.0138	1											
France	-0.0534	0.3176	1										
Gaz	0.0492	0.0046	-0.0447	1									
Allemagne	-0.0068	0.2344	0.2625	0.0146	1								
OR	0.0114	0.0061	-0.0575	0.0128	0.0163	1							
Italie	-0.0356	0.2205	0.2614	0.0314	0.3935	-0.0154	1						
Japon	0.0643	-0.0154	-0.0117	0.0205	-0.0181	0.0065	0.0057	1					
Pétrole	-0.0177	-0.0003	0.0031	0.0854	0.0116	-0.0124	0.0247	0.0095	1				
Singapour	0.0469	-0.0538	-0.0647	0.0075	-0.0137	0.0196	0.0289	-0.0087	0.0210	1			
Taïwan	-0.0550	0.0394	0.0504	-0.0099	-0.0068	0.0179	0.0076	-0.0461	0.0097	0.0004	1		
Royaume-Unis	0.0384	0.0360	0.0444	0.0458	0.0224	0.0208	0.0692	0.0227	-0.0179	-0.0607	-0.0242	1	
États-Unis	-0.0673	0.0292	0.0198	0.0264	0.0322	0.0257	0.0639	0.0911	0.2823	-0.0386	-0.0113	0.0140	1

Tableau (6). Matrice de corrélation pour la période de crise du 04 mars 2020 au 22 août 2022

	Chine	**Espagne**	**France**	**Gaz**	**Allemagne**	**Or**	**Italie**	**Japon**	**Pétrole**	**Singapour**	**Taïwan**	**Royaume-Unis**	**États-Unis**
Chine	1												
Espagne	-0.0189	1											
France	-0.0580	-0.3533	1										
Gaz	-0.0577	0.0121	0.0504	1									
Allemagne	0.0149	-0.4447	0.3200	0.0533	1								
OR	-0.0386	0.1121	-0.0638	-0.0245	0.0194	1							
Italie	-0.0862	-0.0237	-0.3425	-0.0333	-0.4464	0.0871	1						
Japon	-0.0660	0.0643	-0.0380	-0.0554	-0.0666	0.0302	-0.0030	1					
Pétrole	-0.0230	0.0035	-0.0042	-0.0997	-0.0489	-0.0250	-0.0170	-0.0151	1				
Singapour	-0.0670	-0.0457	0.0665	-0.0154	0.0236	-0.0568	0.0251	-0.0409	-0.0911	1			
Taïwan	-0.0569	0.0578	-0.0532	-0.0135	0.0386	-0.0211	0.0607	-0.0472	0.0153	-0.0189	1		
Royaume-Unis	-0.0408	0.0437	0.0643	-0.0462	0.1171	-0.0911	0.0082	-0.0601	0.0484	-0.0723	0.0261	1	
États-Unis	0.0918	-0.0992	0.0223	0.0301	-0.0528	-0.0051	-0.0270	0.1264	0.3161	-0.0403	-0.0199	-0.0173	1

2.3 Analyses de la stationnarité

Notre étude de la cointégration débute par l'application des tests de racine unitaire (stationnarité) sur les séries des indices boursiers de notre échantillon. La littérature scientifique propose plusieurs tests de racine unitaire sur les données en panel, qui permettent de vérifier la stationnarité et de déterminer l'ordre d'intégration des séries. Parmi les tests les plus couramment utilisés figurent ceux de Breitung (2000), Hadri (2000), Levin et al. (2002) et Im et al. (2003). Les tests de première génération supposent l'absence de corrélation inter-individuelle des résidus, tandis que les tests de deuxième génération lèvent cette restriction.

Les résultats de ces tests, appliqués aux indices considérés individuellement ainsi qu'à l'ensemble du panel, sont reportés dans les tableaux (7), (8) et (9). Ces résultats montrent que tous les indices sont stationnaires en première différence, ce qui suggère la possibilité d'une relation de cointégration entre les marchés étudiés. La présence d'une telle relation sera vérifiée par l'approche de Johansen (1991).

Tableau (7). Test ADF par indice

	Indices (en niveau)	Rendements (en différence)
Chine	-0.138[a]	-38.141***
Japon	-2.234[b]	-38.007***
Singapore	-0.891[a]	-14.070***
Taïwan	-3.650[c]	-24.612***
Royaume-Uni	-2.223[b]	-37.374***
France	-2.695[b]	-36.802***
Allemagne	-2.609[b]	-36.776***
Espagne	-0.844[a]	-37.640***
Italie	-2.508[b]	-40.333***
États-Unis	-3.757[b]	-11.827***
Pétrole	-0.660[a]	-37.973***
Gaz	-1.784[a]	-18.457***
Or	1.4826[a]	-42.520***

Le test ADF correspond au test de Dickey-Fuller Augmenté.
L'un des trois modèles est sélectionné pour exécuter le test :
"a" désigne le modèle sans trend et sans constant ;
"b" désigne le modèle avec constante ;
"c" désigne le modèle avec trend et constante.

Tableau (8). Test de racine unitaire en panel pour les indices

Group unit root test: Summary
Series: LOG_CHI, LOG_ESP, LOG_FRA, LOG_GAZ, LOG_GER, LOG_UK
LOG_GOLD, LOG_ITA, LOG_JAP, LOG_OIL, LOG_SING, LOG_TAI, LOG_USA
Sample: 1/05/2015 8/22/2022
Exogenous variables: None
Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 9
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Method	Statistic	Prob.**	Cross- sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	1.75636	0.9605	13	25402
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
ADF - Fisher Chi-square	5.97569	1.0000	13	25402
PP - Fisher Chi-square	5.81242	1.0000	13	25413

Tableau (9). Test de racine unitaire en panel pour les rendements

Group unit root test: Summary
Series: R_CHIN, R_ESP, R_FRA, R_GAS, R_GER, R_GOLD, R_ITA,
R_JAP, R_OIL, R_SING, R_TAI, R_UK, R_USA
Sample: 1/05/2015 8/22/2022
Exogenous variables : None
Automatic selection of maximum lags
Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 8
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Method	Statistic	Prob. **	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-148.397	0.0000	13	25389
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
ADF - Fisher Chi-square	642.378	0.0000	13	25389
PP - Fisher Chi-square	239.469	0.0000	13	25399

En outre, l'étude des propriétés de la non-stationnarité pour tous les indices du panel nous amène à examiner l'existence d'une relation de long terme entre ces variables. Cette démarche peut révéler la présence de cointégration, ce qui nous amène à estimer un modèle vectoriel à correction d'erreur d'ordre (p) (*VECM(p)*).

Afin de déterminer le nombre de retards p du processus VAR, nous avons recours à l'utilisation des critères d'information. Nous estimons ainsi un certain nombre de modèles VAR pour un ordre p allant de 0 à 4. Pour chaque modèle, nous avons calculé les critères d'information d'Akaike (AIC), de Schwarz (SIC), ainsi que la log-vraisemblance (LV). Les résultats, présentés dans le tableau (10), suggèrent que le processus à retenir est d'un seul retard.

Tableau (10). Nombre de retards à retenir

	1	2	3	4
Akaike Info Criterion	**-5.959**	-5.932	-5.946	-5.859
Schwarz Info Criterion	**-5.848**	-5.838	-5.808	-5.776
Log Likelihood	**4229.544**	4192.272	4111.541	4079.829

2.4 Analyse de cointégration

Afin de vérifier la présence de cointégration entre les indices boursiers, nous utilisons les tests de cointégration en panel. Les résultats présentés dans le tableau (11) montrent que les indices composant notre échantillon sont cointégrés. Cela signifie qu'ils partagent une tendance commune sur le long terme, malgré les fluctuations à court terme. D'une part, ce phénomène de cointégration est crucial pour comprendre comment les chocs peuvent se propager à travers différents marchés et d'autre part, il souligne l'importance d'une analyse approfondie des dynamiques à long terme pour anticiper les mouvements futurs des indices.

Tableau (11). Test de cointégration en panel

Group cointégration test: Summary
Series: R_CHIN, R_ESP, R_FRA, R_GAS, R_GER, R_GOLD, R_ITA, R_JAP, R_OIL, R_SING, R_TAI, R_UK, R_USA
Sample: 1/05/2015 8/22/2022
Exogenous variables : None
Automatic selection of maximum lags
Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 8
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Test de cointégration résiduelle de Pedroni

Hypothèse alternative : coefs. AR communs (intra-dimension)

	Statistique	Prob.	Statistique Pondérée	Prob.
Panel v-Statistic	-3.411408	0.0042	-2.974281	0.0115
Panel rho-Statistic	1.7733211	0.0907	1.998837	0.0890
Panel PP-Statistic	-2. 434897	0.0345	2.378799	0.0470
Panel ADF-Statistic	-7. 991784	0.0027	-5.977081	0.0017

Hypothèse alternative : coefs. AR individuels (inter-dimension)

	Statistique	Prob.
Group rho-Statistic	7.091783	0.0006
Group PP-Statistic	2.475488	0.0372
Group ADF-Statistic	-4.501711	0.0011

Test de cointégration résiduelle de Kao

ADF	Statistique t.	Prob
	-5.457871	0.0021

De plus, pour identifier le nombre maximal de relations de cointégration entre nos marchés, nous avons utilisé le test de trace de Johansen. Les résultats de ce test, reportés dans le tableau (12), révèlent l'existence de six relations de cointégration. Celles-ci permettent d'anticiper plus précisément les mouvements de chaque indice en fonction des changements observés dans les autres, renforçant ainsi l'analyse des interdépendances économiques et financières.

Tableau (12). Test de trace de Johansen pour la période d'accalmie

Hypothèse		Valeurs propres	Statistique de trace	Valeurs critiques 5%	Prob**
H0	**H1**				
r=0*	r ≥ 1	0.1514	732.6516	NA	NA
r≤1*	r>1	0.083416	515.9780	334.9837	0.0000
r≤2*	r>2	0.071186	401.0909	285.1425	0.0000
r≤3*	r>3	0.055196	303.6871	239.2354	0.0000
r≤4*	r>4	0.042863	228.7966	197.3709	0.0005
r≤5*	r>5	0.039664	171.0130	159.5297	0.0101
r≤6	r>6	0.031063	117.6301	125.6154	0.1383
r≤7	r>7	0.020926	76.00800	95.75366	0.5062
r≤8	r>8	0.014605	48.11423	69.81889	0.7172
r≤9	r>9	0.011771	28.70775	47.85613	0.7820
r≤10	r>10	0.006534	13.08906	29.79707	0.8875
r≤11	r>11	0.003335	4.441780	15.49471	0.8648
r≤12	r>12	2.73E-05	0.036011	3.841465	0.8495

Max-eigenvalue test indique 06 eqs de cointegration au niveau de 5 % ;
** indique le rejet de l'hypothèse H0 au seuil critique 5 % ;*
***MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values.*

Cependant, bien que le test de Johansen révèle l'existence d'un vecteur de cointégration, il ne permet pas d'identifier les indices spécifiquement cointégrés. La présence de ces relations de cointégration peut être interprétée comme un signe significatif de l'existence de canaux permanents de transmission à travers lesquels les chocs économiques ou financiers liés à la crise se diffusent aux différents marchés.

Pour déterminer l'existence de la contagion sur un marché, nous testons la non-linéarité de ces canaux en spécifiant un modèle ECM dans lequel nous normalisons le coefficient relatif à ce marché. En d'autres termes, nous choisissons les indices boursiers de notre échantillon – à l'exception de la Chine – comme une variable endogène (y_t de l'équation 6), tandis que la Chine constitue la variable exogène (x_t de l'équation 6), supposée être à l'origine des chocs.

Les estimations des différentes équations de long terme et des ECM sont présentées dans le tableau (13) en deux parties. Dans la première partie, nous examinons les estimations des équations à long terme pour chacun des indices boursiers inclus dans notre échantillon. Cette partie décrit les résultats des estimations univariées des six spécifications ECM linéaires que nous avons identifiées, révélant ainsi que le comportement actuel de chaque indice est étroitement lié à sa valeur référencée à l'instant t-1. Cela témoigne d'une persistance dans les mouvements des indices, indiquant une influence significative des variations passées sur les valeurs futures. La seconde partie du tableau décrit les résultats des estimations des six spécifications ECM linéaires identifiées, exprimant ainsi que les coefficients relatifs aux erreurs d'équilibre sont négatifs (-0.0106, -0.0085, etc.) et significativement différents de zéro. Par conséquent, toutes les conditions de validité du modèle VECM sont vérifiées.

Ainsi, nous observons que le retour à l'équilibre, c'est-à-dire vers les valeurs moyennes des indices, se produit plus rapidement et significativement pour le marché des États-Unis, avec un coefficient de retour vers l'équilibre de -0.0106. Cela implique qu'environ soixante-cinq jours sont nécessaires pour revenir à l'équilibre après un choc. En comparaison, le marché britannique présente un coefficient de -0.0085, ce qui correspond à un délai de quatre-vingt-un jours pour revenir à la moyenne, tandis que le marché de Singapour affiche un coefficient de -0.0083, entraînant un retour à l'équilibre en environ quatre-vingt-trois jours[14].

Tableau (13). Relations de long terme et VECM, période avant crise

Cointégration (dynamique de long terme)						
C	-4.775	-4.531	-3.4916	-0.3972	-4.0737	-143.15
E-U	0.378 (2.457)					
R-U		0.269 (2.435)				
Sing			-0.0011 (-2.002)			
All				-0.762 (-2.461)		
Pét					0.3372 (2.312)	
Fra						37.717 (2.800)
VECM	**Δ(E-U)**	**Δ(R-U)**	**Δ(Sing)**	**Δ(All)**	**Δ(Pét)**	**Δ(Fra)**
z_{t-1}	-0.0106 (-2.677)	-0.0085 (-2.458)	-0.0083 (-2.414)	-0.005 (-4.721)	-0.0070 (-2.109)	-6.94E-5 (-4.578)
Δ(Chin)	0.044 (2.596)	0.0467 (2.696)	0.0452 (2.641)	0.0455 (2.654)	0.0456 (2.655)	0.0424 (2.5396)
Δ(E.U)	-0.0922 (-2.867)					
Δ(R.U)		-0.0098 (-2.234)				
Δ(Sing)			0.0510 (3.942)			
Δ(All)				0.0513 (3.513)		
Δ(Pét)					-0.0155 (-3.876)	
Δ(Fra)						0.0129 (2.333)
C	-2.76E-5 (-2.153)	-4.27E-5 (-2.237)	-4.21E-5 (-0.234)	-4.07E-5 (-0.226)	-4.09E-5 (-2.227)	-4.33E-5 (-0.2407)

Les relations de cointégration sont estimées par la méthode FM-OLS, statistiques de Student entre parenthèses.
Tous les coefficients sont significatifs au seuil de 5 % et de 1 %.

[14] Voir en Annexes (A2 et A3)

En outre, les tableaux (14) et (15) présentent les résultats du test de trace de Johansen et du modèle VECM pour la période de crise du 04 mars 2020 au 22 août 2022. Durant cette période, le nombre de relations de cointégration augmente, passant de six à douze, ce qui témoigne d'une transmission des chocs liés à la pandémie de Covid-19 entre les différents marchés analysés. De plus, les indices boursiers de plusieurs pays, tels que l'Italie, l'Espagne, Taïwan et le Japon, ainsi que les marchés des matières premières, comme le gaz et l'or, montrent des signes de cointégration à long terme avec l'indice chinois, renforçant l'idée de l'interconnexion croissante des marchés et de l'effet de contagion déclenché par la crise du Covid-19. La Chine, en tant que moteur économique majeur, joue un rôle clé dans cette dynamique, étant à la fois le point de départ de la crise sanitaire mondiale du Covid-19 et un baromètre pour d'autres marchés. Dès lors, nous confirmons son statut contagieux pour les autres indices financiers et réels.

Tableau (14). Test de trace de Johansen pour la période de crise

Hypothèse		**Valeurs propres**	**Statistique de trace**	**Valeurs critiques 5%**	**Prob****
H0	**H1**				
r=0*	r ≥ 1	0.164374	526.7376	NA	NA
r≤1*	r>1	0.151168	413.6057	334.9837	0.0000
r≤2*	r>2	0.107329	310.3528	285.1425	0.0029
r≤3*	r>3	0.097453	239.8245	239.2354	0.0472
r≤4*	r>4	0.168425	574.2277	197.3709	0.0000
r≤5*	r>5	0.149582	329.5740	159.5297	0.0000
r≤6*	r>6	0.139475	297.5363	125.6154	0.0000
r≤7*	r>7	0.137579	272.1632	95.75366	0.0000
r≤8*	r>8	0.127670	248.0322	69.81889	0.0000
r≤9*	r>9	0.120639	230.3543	47.85613	0.0000
r≤10*	r>10	0.113644	117.2157	29.79707	0.0000
r≤11*	r>11	0.110976	98.56071	15.49471	0.0000
r≤12	r>12	0.012548	1.607462	3.841465	0.2048

Max-eigenvalue test indique 12 eqs de cointegration au niveau de 5%
** indique le rejet de l'hypothèse H0 au seuil critique 5 % ;*
***MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values*

Tableau (15). Relations de long terme et VECM, période de crise

	Cointégration (dynamique de long terme)											
C	-3.982	-5.4500	-4.082	0.9576	-3.658	-3.702	6.1972	-17.513	-1.8743	-17.469	-2.897	-3.556
E-U	0.1273 (2.291)											
R-U		0.5019 (2.321)										
Sing			0.2233 (3.391)									
All				-1.0822 (-3.602)								
Pét					0.0750 (2.015)							
Fra						0.0467 (2.479)						
Jap							-2.1970 (-3.661)					
Or								4.2922 (3.357)				
Taï									-0.394 (-4.200)			
Ita										3.1998 (3.375)		
Esp											-0.1609 (-2.179)	
Gaz												0.0624 (4.843)
VECM	**Δ(E-U)**	**Δ(R-U)**	**Δ(Sing)**	**Δ(All)**	**Δ(Pét)**	**Δ(Fra)**	**Δ(Jap)**	**Δ(Or)**	**Δ(Taï)**	**Δ(Ita)**	**Δ(Esp)**	**Δ(Gaz)**
z_{t-1}	-0.0245 (-3.258)	-0.0217 (-3.395)	-0.0269 (-3.339)	-0.0014 (-3.385)	-0.0259 (-3.264)	-0.0231 (-3.059)	-0.0020 (-2.005)	-0.0028 (-6.490)	-0.0122 (-3.545)	-0.0016 (-2.696)	-0.0178 (-2.385)	-0.0284 (-3.426)
Δ(Chin)	0.0362 (1.976)	0.0238 (3.604)	0.0336 (3.847)	0.0181 (2.451)	0.0294 (2.740)	0.0266 (4.671)	0.0161 (2.404)	0.0181 (6.456)	0.0301 (5.747)	0.0180 (4.450)	0.0289 (3.727)	0.0276 (2.697)
Δ(E.U)	-0.0602 (-2.194)											
Δ(R.U)		0.0258 (3.700)										
Δ(Sing)			0.0512 (2.349)									
Δ(All)				0.0358 (2.160)								
Δ(Pét)					0.0008 (3.081)							
Δ(Fra)						-0.0181 (-3.668)						
Δ(Jap)							-0.0433 (-4.230)					
Δ(Or)								-0.0220 (-4.578)				
Δ(Taï)									0.0135 (2.349)			
Δ(Ita)										0.0121 (6.408)		
Δ(Esp)											-0.0141 (-2.534)	
Δ(Gaz)												-0.0110 (-4.038)
C	7.70E-5 (0.4158)	6.47E-5 (0.3480)	6.82E-5 (0.3671)	6.32E-5 (0.3371)	7.94E-5 (0.4253)	7.11E-5 (0.3822)	7.98E-5 (0.4260)	7.11E-5 (0.3797)	6.62E-5 (0.3533)	6.64E-5 (0.3547)	6.82E-5 (0.3654)	7.94E-5 (0.4268)

Les relations de cointégration sont estimées par la méthode FM-OLS, statistiques de Student entre parenthèses. Tous les coefficients sont significatifs au seuil de 5 % et de 1 %.

Il convient de souligner que les coefficients associés aux termes de correction d'erreur présentent des valeurs plus élevées par rapport à la période d'accalmie, ce qui traduit une accélération du retour à l'équilibre durant la crise. Cette dynamique reflète, d'une part, l'impact considérable de la crise sur la variation des cours des indices et, d'autre part, une certaine efficience des marchés, qui se caractérise par un rapide retour des cours vers leurs tendances pré-crise. Ce constat met en évidence la capacité des marchés financiers à s'adapter rapidement aux perturbations engendrées par la crise du Covid-19.

2.5 Preuve de contagion : VECM non linéaire

L'existence d'un effet de contagion suite à la pandémie de Covid-19 pourrait être finalement prouvée par l'estimation des modèles à correction d'erreur (ECM) non linéaires (asymétriques). Ce résultat s'inscrit dans la continuité de l'analyse de Masson (1999), qui soutient que, lors des périodes de crise, les marchés financiers peuvent connaître des équilibres multiples, lesquels reflètent les changements abrupts dans les anticipations des investisseurs face au risque. Les résultats détaillés de cette analyse sont reportés dans le tableau (16).

Nos estimations indiquent que les valeurs retardées de l'indice boursier chinois sont statistiquement significatives, confirmant ainsi la propagation de la crise en provenance de ce marché. En outre, le tableau (16) montre que les coefficients de z_{t-1}^{+} et z_{t-1}^{-} sont affectés d'un signe négatif et sont statistiquement différents de zéro à un seuil statistique de 5 %. Dès lors, la présence d'un phénomène de retour à l'équilibre pour les deux périodes d'accalmie et de crise est vérifiée, ce résultat confirmant à nouveau le caractère efficient de ces marchés.

Par ailleurs, selon le test de non-linéarité, les statistiques de Fisher pour toutes les équations rejettent l'hypothèse nulle de linéarité, ce qui démontre l'existence d'une asymétrie significative dans le comportement des indices durant la période de crise du Covid-19.

Tableau (16). Estimations des ECM non linéaires en période de crise

12 Cointegrating Equation(s):					Log likelihood		4415.829					
	R_Esp	**R_Fra**	**R_Gaz**	**R_All**	**R_Or**	**R_Ita**	**R_Jap**	**R_Pét**	**R_Sing**	**R_Taï**	**R_RU**	**R_EU**
CointEq+	-0.584250	-0.215484	-0.870254	-0.440215	-0.112058	-0.548702	-0.548021	-0.872014	-0.702151	-0.638401	-0.115474	-0.548021
	(0.02407)	(0.04176)	(0.00430)	(0.00220)	(0.07203)	(0.04227)	(0.01183)	(0.04163)	(0.08410)	(0.04107)	(0.04133)	(0.01183)
CointEq-	-0.215874	-0.354810	-0.254870	-0.302541	-0.224510	-0.222658	-0.312546	-0.249087	-0.400254	-0.331571	-0.335405	-0.312546
	(0.05587)	(0.05408)	(0.05217)	(0.13899)	(0.04836)	(0.04322)	(0.03845)	(0.10868)	(0.01727)	(0.07435)	(0.06722)	(0.03845)
D(R_Chin)	-0.048354	-0.012553	-0.004486	-0.003018	0.002249	-0.006225	0.014503	0.012211	0.004014	0.000485	0.005172	-0.014207
	(0.01430)	(0.00628)	(0.01596)	(0.00259)	(0.01489)	(0.01088)	(0.01462)	(0.01087)	(0.00314)	(0.01106)	(0.01096)	(0.01824)
D(R_Esp)	0.016141	-0.111600	0.058224	-0.006962	-0.030641	-0.022406	0.032868	0.035729	0.001515	0.026034	-0.006987	0.030684
	(0.00493)	(0.01701)	(0.01667)	(0.00270)	(0.01555)	(0.01137)	(0.01527)	(0.01135)	(0.00328)	(0.01155)	(0.01145)	(0.01905)
D(R_Fra)	0.025573	0.054147	-0.110323	0.009424	0.022047	-0.003087	0.071736	0.000789	-0.000994	-0.007999	-0.018401	0.022251
	(0.01195)	(0.02158)	(0.02115)	(0.00343)	(0.01973)	(0.01443)	(0.01938)	(0.01441)	(0.00416)	(0.01466)	(0.01453)	(0.02418)
D(R_Gaz)	-0.132357	-0.122172	0.142729	-0.033318	0.022850	-0.066526	-0.077152	0.139907	0.010370	-0.013992	-0.021041	0.023104
	(0.05299)	(0.06035)	(0.05916)	(0.00960)	(0.05519)	(0.04035)	(0.05419)	(0.04030)	(0.01165)	(0.04099)	(0.04065)	(0.06761)
D(R_All)	0.010181	0.077124	-0.009800	-0.005935	-0.075585	-0.002582	0.005494	-0.007158	-0.000589	-0.011110	0.036106	0.070790
	(0.00829)	(0.02082)	(0.02041)	(0.00331)	(0.01904)	(0.01392)	(0.01870)	(0.01390)	(0.00402)	(0.01414)	(0.01403)	(0.02333)
D(R_Or)	-0.042851	-0.030196	0.034615	-0.005578	0.005450	-0.047521	-0.015891	0.012456	-0.001148	-0.005636	-0.009918	0.011542
	(0.01495)	(0.00703)	(0.01669)	(0.00271)	(0.01557)	(0.01139)	(0.01529)	(0.01137)	(0.00329)	(0.01157)	(0.01147)	(0.01908)
D(R_Ita)	-0.041149	0.044699	-0.012108	0.002288	0.109417	-0.021663	-0.159957	-0.017267	-0.008358	0.014554	0.041824	0.043936
	(0.01818)	(0.02071)	(0.02030)	(0.00329)	(0.01894)	(0.01384)	(0.01859)	(0.01383)	(0.00400)	(0.01406)	(0.01395)	(0.02320)
D(R_Jap)	0.040233	0.044373	-0.016695	0.004377	-0.011581	0.026671	-0.005783	-0.051027	0.003966	0.004531	0.026944	0.027322
	(0.01608)	(0.01831)	(0.01795)	(0.00291)	(0.01675)	(0.01224)	(0.01644)	(0.01223)	(0.00353)	(0.01244)	(0.01233)	(0.02052)
D(R_Pét)	-0.111042	-0.040338	0.039864	0.029385	0.048925	0.000401	-0.013469	0.082843	-0.067522	0.116188	-0.070213	-0.214635
	(0.05100)	(0.01808)	(0.05693)	(0.00923)	(0.05311)	(0.03883)	(0.05215)	(0.03878)	(0.01121)	(0.03944)	(0.03912)	(0.06507)
D(R_Sing)	-0.063310	0.048468	-0.003306	0.002233	0.010890	0.011185	0.003730	0.004192	-0.001732	-0.031951	-0.012557	0.010327
	(0.01474)	(0.01679)	(0.01646)	(0.00267)	(0.01535)	(0.01123)	(0.01508)	(0.01121)	(0.00324)	(0.01140)	(0.01131)	(0.01881)
D(R_Taï)	0.046111	0.058208	-0.030023	0.006490	0.017762	0.004235	0.031495	0.001543	0.000434	-0.012385	-0.045787	-0.055631
	(0.01463)	(0.01666)	(0.01633)	(0.00265)	(0.01524)	(0.01114)	(0.01496)	(0.01112)	(0.00322)	(0.01132)	(0.01122)	(0.01867)
D(R_R-U)	-0.015468	-0.060563	0.010363	0.002527	0.016872	-0.010101	-0.009011	0.011730	-0.002794	-0.005042	0.000768	-0.079195
	(0.00409)	(0.01605)	(0.01573)	(0.00255)	(0.01467)	(0.01073)	(0.01441)	(0.01071)	(0.00310)	(0.01090)	(0.01081)	(0.01798)
D(R_E-U)	0.023720	0.000773	0.016657	0.006246	0.001482	0.013943	0.014419	0.011158	-0.003844	0.039934	-0.010566	-0.038222
	(0.00945)	(0.00016)	(0.02172)	(0.00352)	(0.02026)	(0.01481)	(0.01989)	(0.01479)	(0.00428)	(0.01505)	(0.01492)	(0.02482)
C	-0.010886	-0.000450	-0.000463	0.000170	-0.000974	-0.000589	-0.000234	0.001347	-0.001665	-0.001506	-0.001156	-0.001665
	(0.00207)	(0.00176)	(0.00130)	(0.00220)	(0.00203)	(0.00227)	(0.00183)	(0.00163)	(0.00410)	(0.00107)	(0.00133)	(0.00410)
Test de non-linéarité												
$H_0: \gamma_1 = \gamma_2$												
F	221.5870	187.2584	203.2588	178.254	199.247	877.364	418.256	394.457	149.436	431.135	271.369	233.258
(Prob)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Conclusion

Dans ce deuxième chapitre, nous avons présenté une analyse empirique visant à étudier l'effet de contagion entre les marchés financiers durant la pandémie de Covid-19. Il s'agissait d'examiner la propagation de cette crise ainsi que le caractère contagieux du marché chinois, qui est considéré comme le foyer de contagion pour les autres marchés dans le cadre de notre analyse. À cet effet, nous avons appliqué le modèle vectoriel à correction d'erreur (VECM) non linéaire à notre échantillon, couvrant la période de 2015 à 2022.

À titre de conclusions principales, nous avons constaté tout d'abord des changements significatifs dans le comportement de la volatilité précédant et durant la crise, en matière d'asymétrie et de réaction aux chocs. Ces résultats reflètent les évolutions observées dans le comportement des prix des actifs financiers et leurs rendements durant la période de Covid-19.

Par la suite, nous avons confirmé l'existence de la contagion entre les marchés, notamment à travers l'augmentation du nombre de relations de cointégration précédant et durant la crise. Le nombre de vecteurs est ainsi passé de six à douze, confirmant l'effet de contagion. En outre, nous avons observé une accélération du retour à l'équilibre, soulignant l'impact de la crise sur la fluctuation des indices. Cette réaction rapide des marchés pour ramener les cours à leurs niveaux pré-crise atteste de leur efficience et de leur capacité à s'ajuster promptement. Le retour à l'équilibre a été observé pour différentes durées journalières, le marché singapourien affichant le délai le plus court. Enfin, nous avons identifié une asymétrie significative dans le comportement des indices durant la crise, mettant en évidence des variations non symétriques dans les réponses des marchés.

En conséquence, les résultats présentés dans ce chapitre offrent des perspectives cruciales pour les acteurs des marchés financiers et les décideurs politiques, en apportant des éclairages pertinents sur les mécanismes de contagion et la réaction des marchés en période de crise.

Chapitre 3. Dynamique de la contagion de la crise coronavirus sur les marchés boursiers : l'approche AR-FIAPARCH-DCC

Résumé

Dans ce chapitre, nous proposons une étude empirique visant à analyser la transmission de la crise sanitaire sur les marchés financiers. À cette fin, nous utilisons le modèle FIAPARCH-DCC couplé avec la régression dynamique de Markov Switching.

La durée et les phases de la crise sont identifiées à partir d'une approche économétrique, complétée par une analyse des publications relatives aux données sanitaires et économiques. L'échantillon étudié comprend dix indices boursiers représentant les principaux marchés internationaux que sont le Japon, la France, l'Allemagne, le Royaume-Uni, les États-Unis, la Chine, Singapour, Taïwan, l'Espagne et l'Italie, ainsi que l'indice mondial MSCI. Nous intégrons également les indices liés aux matières premières, notamment celui du pétrole WTI, de l'or et du gaz.

Les résultats obtenus confirment que la crise liée à la Covid-19 présente un caractère contagieux et une progression exponentielle. Ils révèlent également une transmission de la volatilité entre les différents marchés, et ce, à différents degrés, notamment au début de la crise. Cet effet de transmission devient toutefois moins significatif à mesure que la période d'analyse progresse.

Par ailleurs, nous observons des regroupements de volatilité « *volatility clustering* » tout au long de la période étudiée, et en particulier durant la phase de crise. Cette augmentation de volatilité nous conduit à mesurer empiriquement les gains associés à une stratégie de diversification internationale.

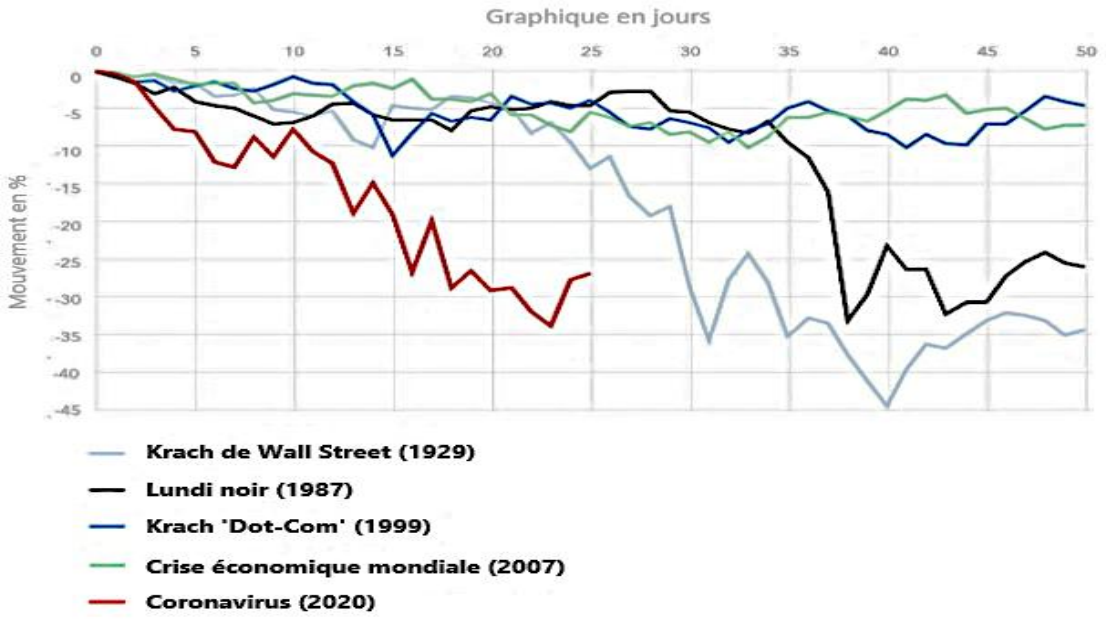
Ces gains s'avèrent significatifs tant pour les périodes de crise que lors des périodes d'accalmie. Afin de confirmer la supériorité d'une diversification internationale par rapport à une stratégie domestique, nous avons calculé le ratio de Sharpe. Nos résultats démontrent effectivement cette supériorité dans le cadre d'une estimation fondée sur la volatilité historique et dynamique.

Au-delà de cette analyse, nous mettons en évidence que le prix du risque dépend significativement du taux de mortalité (DEATH), de la prime de terme (DPTEU) et de la prime de défaut (PDEU). En revanche, ce prix du risque n'est pas affecté par le taux d'inflation (INF) ni par le produit intérieur brut (PIB).

Introduction

Au cours des trois dernières décennies, plusieurs crises financières ont marqué l'histoire économique mondiale. Une caractéristique commune à ces crises réside dans leur transmission sur les marchés, un phénomène généralement désigné sous le terme de « contagion financière ». Celle-ci se caractérise notamment par une augmentation de la volatilité des actifs financiers, tels que les actions, les indices boursiers et les cours de certaines matières premières.

Dans le cadre de ce chapitre, nous nous inscrivons dans le prolongement des travaux présentés dans le premier chapitre en étudiant l'impact de la crise sanitaire sur les marchés financiers, et son influence sur les gains associés à la diversification internationale. La pandémie de Covid-19 a eu des répercussions profondes sur le système financier, dont les effets se sont prolongés jusqu'à la fin de l'année 2021. En observant la figure (1), nous constatons l'effet de cette crise sur l'évolution de l'indice S&P 500, notant que durant les premiers jours de la pandémie, l'impact sur sa volatilité est plus prononcé.
Un résultat similaire est observé par plusieurs auteurs, tels que Sita et Abdallah (2014), Lien et al. (2018), Jitmaneeroj (2018), Kang et al. (2019) et Sun et al. (2020), qui ont mis en évidence les caractéristiques contagieuses des crises financières.



Source : IG Bank

Figure (1). L'évolution du S&P 500 par rapport à l'évolution d'autres crises financières

Dans ce troisième chapitre, en s'appuyant sur la littérature scientifique précédemment exposée, nous examinons empiriquement la présence du caractère contagieux de la crise sanitaire provoquée par la Covid-19 et son impact sur les gains de diversification et la performance des

portefeuilles. Il convient de rappeler que cette pandémie a débuté comme une crise sanitaire locale en Chine en décembre 2019, pour ensuite se propager en quelques mois à l'échelle mondiale, entraînant l'arrêt temporaire de certains secteurs économiques et plusieurs confinements. En juin 2020, selon les données disponibles, on comptait 10.3 millions de cas de contaminations et 500 mille décès dans le monde, et ce nombre est passé à 5 millions de morts en novembre 2021[15].

Dans ce contexte, plusieurs auteurs ont examiné la dynamique de la volatilité sur les marchés financiers. Baker et al. (2020) constatent qu'à partir de mars 2020, le niveau de celle-ci surpasse les crises précédentes, telles que le lundi noir (octobre 1987), la Grande Dépression (1929) et la crise des subprimes (2008). De leur côté, Corbet et al. (2020) et Zhang et al. (2020a) indiquent que les marchés asiatiques et européens ont été particulièrement affectés par cette crise, avec une baisse significative de la valeur de leurs indices boursiers.

En parallèle, Topcu et Gulal (2020) soulignent que la Covid-19 a un impact négatif, statistiquement significatif, sur les marchés émergents, soulignant un accroissement marqué de la volatilité attribué à la pandémie.

De même, Akhtaruzzaman et al. (2021) et Zhang et al. (2020a) montrent que la baisse de 30 % observée sur l'indice S&P 500 durant cette crise est historique, et l'attribuent à l'arrêt partiel des échanges internationaux et aux perturbations des chaînes d'approvisionnement, comme le soulignent également Atkinson et al. (2020).

Face à cette situation de crise, ces travaux s'accordent sur l'augmentation de la volatilité au cours du premier semestre de 2020. À titre d'exemple, le CAC 40 a enregistré une baisse de 17 %, le FTSE 100 de 13 % et le DAX de 7 %[16]. D'autres indices asiatiques ont également été affectés par cet accroissement, mais dans une moindre mesure : le Nikkei japonais a vu sa valeur baisser de 5 % et l'indice de Shanghai a reculé de 4 % depuis le début de l'année 2020[17]. En outre, l'examen des données statistiques publiées par la Banque mondiale montre que le pétrole WTI a été durement impacté par cette crise, tandis que l'or, considéré comme une valeur refuge par les investisseurs, est l'unique actif dont la valeur a augmenté.

Par ailleurs, durant cette pandémie, l'Agence internationale de l'énergie avait prédit dans un rapport que cette crise sanitaire aurait un effet durable sur le marché du gaz, jusqu'à 2025 au moins, une situation exacerbée par la guerre russo-ukrainienne.

[15] *World Health Organization (WHO), Coronavirus Disease (COVID-19) Situation Reports*
[16] *https://www.bbc.com/news/business-51829852*
[17] *https://www.bloomberg.com/news/articles/2020-03-09/perfect-storm-is-plunging-asia-stocks-to-bear-markets-one-by-one*

Dans ce chapitre, nous nous proposons de vérifier empiriquement le caractère contagieux de la crise sanitaire et son effet sur la volatilité des marchés. Nous mesurons également les gains de diversification au cours de la période étudiée selon une approche dynamique, permettant ainsi de mieux comprendre l'effet de cette crise sur la performance des portefeuilles internationaux.

Ce troisième chapitre s'articule autour de quatre sections. La première présente les données et la méthodologie empiriques utilisées tandis que la deuxième propose une analyse préliminaire des données. Puis, la troisième section expose les résultats obtenus et leur interprétation par rapport à l'estimation du modèle AR-FIAPARCH-DCC, ce qui constitue une première contribution de ce chapitre. Enfin, la quatrième section donne une estimation des gains de diversification internationale issus de notre étude, constituant une deuxième contribution. Ce chapitre se conclut par une réflexion sur les nouvelles pistes de recherche.

1. Données et méthodologie

1.1 Données

Notre étude analyse le comportement des indices boursiers durant la pandémie de Covid-19, en se concentrant sur les pays suivants : le Japon, la France, l'Allemagne, le Royaume-Uni, les États-Unis, la Chine, Singapour, Taïwan, l'Espagne et l'Italie. Notre échantillon intègre également les indices du pétrole WTI, de l'or, du gaz, ainsi que l'indice mondial[18]. Les cours des indices, calculés avec réinvestissement des dividendes, sont extraits des bases de données *Morgan Stanley Capital International* (MSCI) et de *Data Stream*.

Le choix de ces indices repose sur la sélection des pays ayant été les plus gravement affectés par la pandémie. La période d'observation de notre étude s'étend du 05 janvier 2015 au 22 août 2022.

Les tests empiriques que nous avons menés sont basés sur des données quotidiennes, une fréquence choisie en raison de la probabilité accrue de co-mouvements entre les indices boursiers à des fréquences élevées ou quotidiennes. Cette approche permet d'éviter toute perte d'information potentielle concernant leurs interactions, garantissant ainsi une analyse plus précise et complète.

[18] Cet indice est calculé par *Morgan Stanley Capital International* (MSCI), d'où sa nomination « *MSCI World Index* ». Le MSCI mondial est composé des titres de vingt-trois pays les plus développés, et des valeurs cotées dans la zone d'Amérique latine, d'Europe de l'Est, d'Afrique « Afrique du Sud, Égypte, Maroc », du Moyen-Orient « la Turquie », et la région asiatique.

1.2 Méthodologie

1.2.1 Présentation et choix du modèle : AR(p)-FIAPARCH-DCC

Dans le cadre de nos tests empiriques, nous avons choisi d'adopter le modèle FIAPARCH de Tse (1998) couplé avec le modèle DCC de Tse et Tsui (2002), afin de déterminer les corrélations conditionnelles dynamiques.

L'intérêt du modèle FIAPARCH-DCC réside dans sa capacité à détecter la présence d'une mémoire longue et d'un effet d'asymétrie liés aux chocs – positifs et/ou négatifs – observés sur la volatilité conditionnelle des indices sélectionnés.

Il convient de souligner que, dans le cadre du modèle à corrélation conditionnelle dynamique (DCC) bivarié, l'estimation de la matrice de variance-covariance conditionnelle Ht se réalise en deux étapes distinctes. La première étape consiste à ajuster le modèle FIAPARCH univarié (p, d, q) pour chacun des rendements boursiers, afin d'obtenir les estimations des éléments composant la matrice $\sqrt{h_{it}}$. La deuxième étape implique l'estimation de la corrélation conditionnelle à l'aide des résidus des rendements des indices transformés, ce qui nous conduit à l'évaluation des écarts-types par rapport à la première étape.

Nous supposons que les rendements journaliers sont générés par un processus autorégressif AR(p) de la forme suivante :

$$\Phi(p)r_t = \mu + \varepsilon_t \qquad \forall t \in \mathbb{N} \tag{1}$$

Avec $\Phi\ (p)$ est le polynôme de retard, $\varepsilon_t = e_t\sqrt{h_t}$; $\mu \in\ [0\ \infty)$ et e_t sont identiquement et indépendamment distribués (iid), et h_t est positif avec une probabilité de 1. Le terme AR(p) permet de capturer la vitesse à laquelle les informations émises sur les marchés se répercutent dans les cours des indices boursiers.

Le modèle FIAPARCH, utilisé dans le cadre de nos tests, a été introduit par Tse (1998) et constitue une extension du modèle GARCH. Ce modèle est exprimé par la relation suivante :

$$\left(1-\lambda_p L^p\right)\left(\sqrt{{h_t}^{\delta}}-c\right)=\left[\left(1-\lambda_p L^p\right)-\left(1-\xi_q L^q\right)(1-L)^d\right](1+\gamma s_t)|\varepsilon_t|^{\delta} \tag{2}$$

Avec $c \in\ [0\ \infty)$, $|\lambda_p| < 1$, $|\xi_q| < 1$, $0 \le d \le 1$, $s_t = \begin{cases} 1\ si\ \varepsilon_t < 0 \\ 0 \quad sinon \end{cases}$.

Le terme de puissance δ ($\delta > 0$) est une transformation de h_t selon la méthode Box-Cox. En outre, γ désigne le coefficient de levier. Il convient également de noter que lorsque $\gamma > 0$, les

chocs négatifs observés sur les marchés ont un effet plus prononcé sur la volatilité que les chocs positifs. Le terme $(1-L)^d$ représente un polynôme de retard.

L'avantage de cette classe de modèles réside dans sa flexibilité, permettant d'inclure un grand nombre de spécifications alternatives du type GARCH, comme le soulignent Conrad et al. (2011).

1.2.2 Dynamique des variances et covariances conditionnelles

La spécification « GARCH » est couramment employée dans la modélisation boursière pour analyser, d'une part, la variation de la prime de risque et, d'autre part, la volatilité conditionnelle dans le temps. La méthodologie adoptée dans nos tests permet de capturer les particularités des séries de rendements boursiers. Nous présentons quelques résultats justifiant ce choix dans la section empirique.

En outre, dans le cadre des modèles GARCH bivariés, les termes d'erreur suivent une distribution conditionnelle gaussienne de moyenne nulle et de matrice des variances-covariances H_t. Afin de modéliser cette matrice, Engle et Kroner (1995) suggèrent la spécification suivante, également nommée « modèle BEKK »[19] :

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1}A + B'H_{t-1}B \quad (3)$$

C désigne une matrice constante de dimension $(N \times N)$, A et B sont deux matrices de dimension $(N \times N)$.

La matrice de variance-covariance est définie de la manière suivante :

$$H_t = D_t R_t D_t$$

Où :

- $D_t = diag\{\sqrt{h_{it}}\}$ est une variance conditionnelle déterminée à partir de l'estimation du modèle univarié AR(p)-FIAPARCH(p', d, q') ; et
- R_t est une matrice de corrélation conditionnelle dynamique selon les spécifications suivantes[20] :

$$R_t = (1-\theta_1-\theta_2)R + \theta_1\psi_{t-1} + \theta_2 R_{t-1} \quad (4)$$

[19] En 1990, **B**aba, **E**ngle, **K**raft et **K**roner ont élaboré le modèle BEKK afin d'estimer les éventuels co-mouvements entre les séries temporelles des indices financiers.

[20] La spécification présentée dans l'équation (5), pour la matrice des variances-covariances est couramment utilisée dans les travaux empiriques, car elle garantit que cette matrice soit définie positive. Toutefois, le nombre de paramètres à estimer dans H_t est très élevé, de l'ordre de : N (N + 1) / 2 + 2 N². Pour cette raison, nous utilisons le modèle AR-FIAPARCH, qui n'impose que l'estimation de (N) paramètres. Cela représente une avancée importante, car un plus grand nombre de séries peut être étudié simultanément, ce qui permet un gain de temps de calcul et des interprétations relativement simples.

$$H_t = \begin{pmatrix} \sqrt{h_{it}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{ot}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \rho_{io,t} \\ \rho_{io,t} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{h_{it}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{ot}} \end{pmatrix} \quad (5)$$

Par ailleurs, $\theta_1$et θ_2 sont des paramètres positifs tels que $\theta_1 + \theta_2 < 1$, $R_t = \{\rho_{ij,t}\}$ est une matrice de paramètre définie, positive et symétrique de dimension $(N \times N)$, invariante dans le temps, avec $\rho_{ij,} = 1$. De plus, ψ_{t-1} est la matrice de corrélation $N \times N$ de ε_τ pour $\tau = t - M, t - M + 1, \dots, t - 1)$. Son *i, j* -ème élément est donné par :

$$\psi_{ij,t-1} = \frac{\sum_{m=1}^{M} u_{i,t-m} u_{j,t-m}}{\sqrt{\left(\sum_{m=1}^{M} u^2{}_{i,t-m}\right)\left(\sum_{m=1}^{M} u^2{}_{j,t-m}\right)}}, 1 \le i < j \le N \quad (6)$$

Avec $u_{j,t} = \varepsilon_{l,t} / \sqrt{h_{i\,i,t}}$ est la transformation de leurs écart-types estimés des résidus de rendements obtenus de AR(p)-FIAPARCHC (p', d, q') univarié.

Une condition nécessaire pour assurer la positivité de ψ_{t-1}et, par conséquent, celle de R_t, est que M ≥ N. Cette condition justifie l'adoption d'une modélisation bivariée.

Les éléments contenus dans D_t sont générés selon le processus FIAPARCH (p', d, q'), dont la formulation est la suivante :

$$h_{it} = w_i + \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} \varepsilon_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-q} \qquad \forall i = 1, 2 \quad (7)$$

Soit h_{it} la variance conditionnelle du pays (i) pour le jour (t), *w* un terme constant, α le coefficient capturant l'effet ARCH, et β le paramètre mesurant l'effet GARCH. Afin de garantir des variances conditionnelles positives et stables, les coefficients estimés doivent satisfaire les conditions suivantes : $\alpha > 0$, $\beta > 0$ et $\alpha + \beta < 1$.

En outre, l'évolution des corrélations du modèle DCC d'Engle (2002) est exprimée comme suit :

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta)\,\overline{Q} + \alpha\, u_{t-1} + \beta\, Q_{t-1} \quad (8)$$

Où Q_t est une matrice de covariance conditionnelle variant dans le temps des résidus standardisés, et $\overline{Q}$ est la matrice des corrélations inconditionnelles des résidus standardisés. De même, pour assurer des covariances conditionnelles stables, il est nécessaire que $\alpha + \beta < 1$.

1.3 Identification de la période de crise

Afin d'identifier les différentes phases de crise, nous avons appliqué la méthode économétrique de la régression dynamique Markov Switching (MSDR). Cette approche permet de distinguer

diverses phases, caractérisées par des niveaux variables d'intensité de la volatilité au cours de la période de crise.

Dans le cadre de notre étude, deux régimes ont été retenus : un régime « 0 » représentant une période stable ou d'accalmie, et un régime « 1 » caractérisé par une volatilité accrue, marquée par une forte persistance et des variations importantes. Ce dernier régime « 1 » caractérise la phase de crise.

Le régime de crise (1a) reflète une crise avec des caractéristiques spécifiques à chaque marché, sans lien direct avec la crise sanitaire. En revanche, le régime de crise (1b) marque le début et la fin de la crise sanitaire ressentie par les marchés composant notre échantillon. Les résultats de nos tests sont reportés dans le tableau (1).

Tableau (1). Les dates de début et de fin des périodes de crise.

	Régime de crise (1a)		**Régime de crise (1b)**	
	Date de début	Date de fin	Date de début	Date de fin
Japon	21/07/2015	02/09/2015	07/01/2020	14/02/2020
Singapore	30/07/2015	01/10/2015	12/02/2020	10/08/2020
Taïwan	15/04/2015	12/08/2015	24/12/2019	18/02/2020
Royaume-Uni	13/03/2015	21/03/2016	31/12/2019	07/03/2020
France	19/04/2015	28/07/2015	04/01/2020	15/03/2020
Allemagne	29/06/2015	22/09/2015	24/01/2020	27/03/2020
Espagne	04/11/2015	15/02/2016	18/02/2020	17/03/2020
Italie	26/11/2015	05/02/2016	05/02/2020	02/03/2020
États-Unis	16/04/2020	26/05/2020	24/03/2022	15/08/2022
Pétrole	26/06/2015	23/02/2016	22/04/2020	22/06/2020
Or	26/03/2020	21/04/2021	28/03/2020	28/05/2022
Gaz	27/12/2019	27/08/2020	16/12/2021	01/03/2022
Chine	04/07/2015	22/09/2015	07/01/2020	14/04/2020

Le tableau (1) présente les différentes dates de début et de fin des périodes de crise pour chaque marché, en fonction des régimes d'excès de volatilité sur la période allant du 05 janvier 2015 au 22 août 2022.

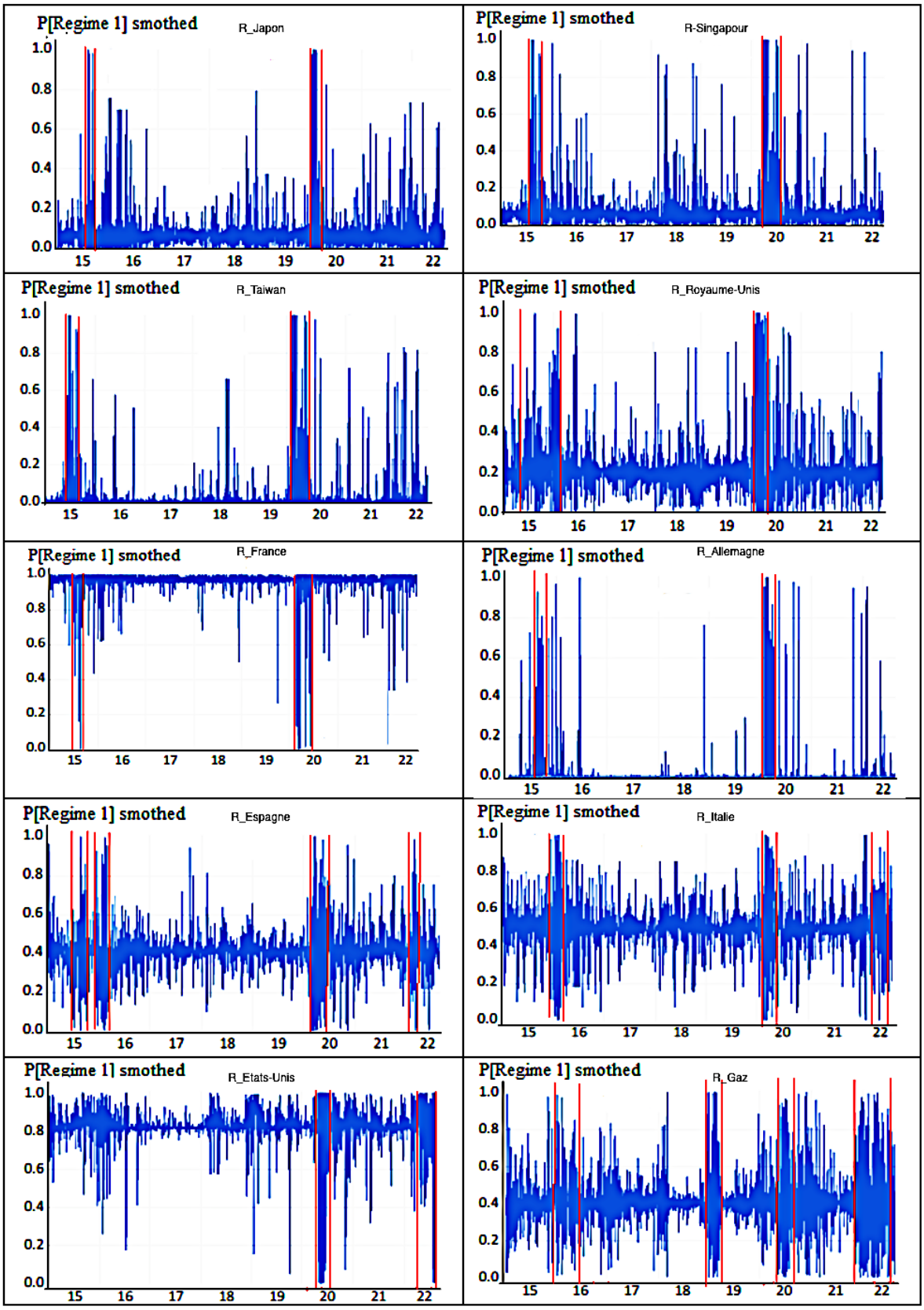
Il ressort de ce tableau que la crise de la Covid-19, « Régime de crise (1b) », n'a pas affecté simultanément l'ensemble des indices. Ce résultat témoigne d'un décalage temporel dans l'impact de cette crise sur les différents marchés. En outre, nous constatons que la durée de cette crise varie selon les indices, et qu'elle a débuté à différentes dates.

De même, et de manière inattendue, nous observons que le régime étudié (1a) révèle la présence d'autres crises distinctes de celle liée à la Covid-19, et ceci pour l'ensemble des marchés. Parmi ces événements, il convient de mentionner le krach boursier en Chine de 2015, provoqué par la crise du rouble russe en 2014. Les mesures adoptées par le gouvernement chinois, telles que l'interdiction des ventes à découvert de certains titres et la dévaluation du yuan, ont eu un impact significatif sur les marchés asiatiques et internationaux. De plus, l'année 2016 a été marquée

par le « Brexit », dont le processus de sortie du Royaume-Uni de l'Union européenne a été formalisé en janvier 2020. Nous estimons que les effets d'annonce ont provoqué une crise sur le marché britannique. Enfin, la pandémie de Covid-19, qui a débuté à Wuhan en novembre 2019, a été un catalyseur majeur de la crise économique mondiale.

Afin de mieux appréhender l'émergence de cette crise, les graphiques présentés dans la figure (2) montrent des disparités dans le nombre, le moment – ou « *timing* » – et la durée des différentes phases de turbulences financières observées sur les indices examinés. À travers ces graphiques, nous constatons que chaque crise peut avoir des niveaux différents de volatilité, avec de fortes variations à des moments distincts. Cela suggère que ces marchés réagissent différemment en fonction de divers facteurs, tels que la nature de la crise, la résilience économique des pays concernés, les politiques mises en place pour faire face à la crise, ainsi que d'autres facteurs géopolitiques et macroéconomiques.

À ce titre, les graphiques de la figure (2) montrent une volatilité relativement excessive pour la période de 2015 à 2016, qui peut être attribuée à une spéculation accrue sur les marchés. De plus, une augmentation significative de la volatilité « *volatility clustering* » est observée au cours de l'année 2020, notamment pour le Royaume-Uni, l'Italie, l'Espagne et le marché du gaz, cet accroissement étant imputable à la crise sanitaire. Ce phénomène de « *volatility clustering* » confirme l'impact de la crise sur les rendements et corrobore les résultats issus de notre recension de la littérature scientifique. Enfin, il apparaît que l'effet de cette crise est moins marqué sur les marchés chinois et français.


P[Regime 1] smothed
R_Japon
P[Regime 1] smothed
R-Singapour
P[Regime 1] smothed
R_Taiwan
P[Regime 1] smothed
R_Royaume-Unis
P[Regime 1] smothed
R_France
P[Regime 1] smothed
R_Allemagne
P[Regime 1] smothed
R_Espagne
P[Regime 1] smothed
R_Italie
P[Regime 1] smothed
R_Etats-Unis
P[Regime 1] smothed
R_Gaz

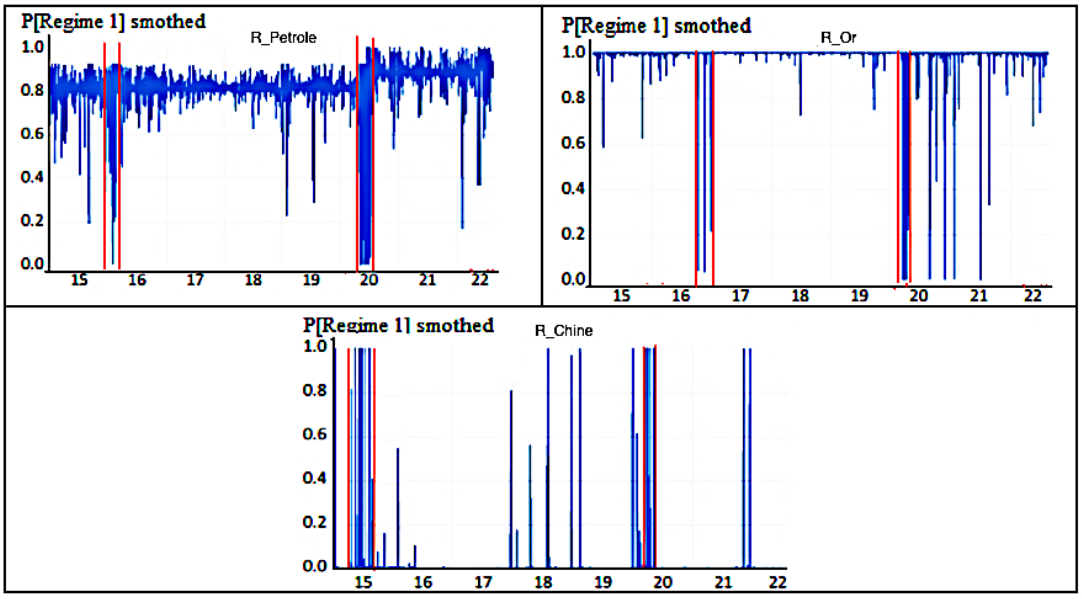


Figure (2). Classification du régime des volatilités conditionnelles des marchés boursiers.

2. Analyses préliminaires

2.1 Analyse des statistiques descriptives

Le tableau (2) présente les statistiques descriptives des rendements des indices en fréquence journalière pour toute la période d'observation, ainsi que les tests de normalité et d'autocorrélation.

Il apparaît que le pétrole affiche le rendement moyen le plus élevé (3.26 %) par rapport à l'ensemble des marchés, suivi par le marché du gaz (2.59 %). En revanche, le marché espagnol enregistre le rendement moyen le plus faible (-0.41 %) au cours de cette même période d'analyse.

Concernant la volatilité historique, mesurée par l'écart-type, le gaz présente la valeur la plus élevée avec une volatilité de 140.66 %, tandis que la volatilité historique la plus faible est observée à Singapour, suivie par l'or, avec des valeurs respectives de 39.03 % et 39.9 %.

Ces statistiques descriptives confirment également, sur la base du test de Jarque et Bera (1984), la non-normalité de la distribution des rendements. De plus, les valeurs des coefficients d'asymétrie (*skewness)* sont significativement négatives, indiquant que la distribution des rendements est asymétrique et étalée vers la gauche. Ceci atteste que les marchés étudiés ont subi un plus grand nombre de chocs négatifs que de chocs positifs durant la période analysée. En outre, les valeurs négatives affichées par le *skewness* montrent que les rendements des

indices sont plus sensibles aux mauvaises annonces futures qu'aux bonnes nouvelles émises par les acteurs sur les marchés. Cette information est cruciale dans le cadre de la gestion d'actifs.

Par ailleurs, les valeurs du *kurtosis* indiquent que les séries d'indices de notre échantillon présentent un caractère épais ou leptokurtique. En effet, les valeurs du *kurtosis* sont largement supérieures à 3 (K > 3) pour toutes les séries, ce qui justifie notre choix d'une distribution de *Student* asymétrique pour la conduite de nos tests empiriques.

Enfin, le tableau (3) expose les coefficients de corrélation entre les rendements des indices durant toute la période d'observation. Les résultats montrent une faible corrélation entre l'ensemble des indices, ce qui confirme l'intérêt majeur d'une stratégie de diversification internationale et d'une allocation d'actifs efficace en termes de réduction du risque [21] pour les gestionnaires de fonds.

[21] Une mesure des gains de diversification des marchés sera présentée dans la deuxième partie du présent chapitre.

Tableau (2). Statistiques descriptives des indices boursiers

	Chine	Espagne	France	Gaz	Allemagne	Or	Italie	Japon	Pétrole	Singapour	Taïwan	Royaume-Unis	États-Unis	MSCI
Mean	-0.0001	-0.0041	0.0095	0.0259	0.0062	0.0092	0.0045	0.0101	0.0326	-0.0008	0.0093	0.0012	0.0155	0.0007
Median	0.0253	0.0162	0.0341	0.0145	0.0300	0.0136	0.0356	0.0265	0.0765	0.0000	0.0286	0.0233	0.0221	0.0006
Max	2.4644	3.5721	3.4987	8.5983	4.5228	2.5198	3.7129	3.3576	13.8815	2.9150	2.6807	3.7639	4.0582	0.0011
Min	-3.8534	-6.5800	-5.6885	-7.8409	-5.6696	-2.1677	-8.0523	-3.5842	-12.2560	-3.2505	-2.8318	-4.9997	-4.7578	-0.0202
Std. Dev.	0.6000	0.5729	0.5474	1.4066	0.5652	0.3990	0.6511	0.5548	1.3301	0.3903	0.4333	0.4637	0.4876	0.0211
Skewness	-1.1128	-1.4251	-0.9127	0.1464	-0.6017	-0.1253	-1.6466	-0.1517	0.1475	-0.3920	-0.6020	-0.8780	-1.1247	-0.6578
Kurtosis	10.413	20.1959	14.4361	6.6721	13.1429	7.6350	21.6243	7.8797	26.139	12.2045	8.1493	15.409	21.7121	14.2451
Jarque-Bera	4875.2	24723.6	10913.9	1104.3	8489.6	1753.3	29108.7	1945.1	43579.8	6944.3	2275.731	12782.3	28904.75	1842.012
Prob.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.000000	0.0000	0.0000	0.0000
Obs.	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953

Tableau (3). Matrice des corrélations inconditionnelles entre les rendements des indices boursiers du 05/01/2015 au 22/08/2022

	Chine	Espagne	France	Gaz	Allemagne	Or	Italie	Japon	Pétrole	Singapour	Taïwan	Royaume-Unis	États-Unis	MSCI
Chine	1													
Espagne	-0.0115	1												
France	-0.0517	0.1310	1											
Gaz	0.0163	0.0032	-0.0218	1										
Allemagne	-0.0005	0.1136	0.1541	0.0314	1									
Or	-0.0046	0.0586	-0.0449	-0.0059	0.0114	1								
Italie	-0.0477	0.1160	0.1339	0.0180	0.2432	0.0242	1							
Japon	0.0471	0.0161	-0.0204	-0.0090	-0.0322	0.0168	0.0023	1						
Pétrole	-0.0142	0.0016	0.0011	0.0111	-0.0173	-0.0194	0.0062	0.0028	1					
Singapour	0.0078	-0.0502	-0.0011	-0.0039	0.0016	-0.0196	0.0274	-0.0229	-0.0413	1				
Taïwan	-0.0539	0.0478	0.0261	-0.0112	0.0118	0.0010	0.0261	-0.0375	0.0124	-0.0093	1			
Royaume-Unis	0.0269	0.0281	0.0565	0.0126	0.0637	-0.0234	0.0438	0.0046	0.0141	-0.0398	-0.0067	1		
États-Unis	-0.0046	-0.0420	0.0155	0.0170	-0.0096	0.0085	0.0207	0.0583	0.1798	-0.0394	-0.0153	-0.0011	1	
MSCI	0.0331	0.0395	0.0322	0.0032	0.0332	0.0022	0.0315	0.0355	0.0337	0.0473	0.0301	0.0295	0.14512	1

Dans la continuité des résultats précédemment exposés, les graphiques présentés dans la figure (3) illustrent la variation des rendements des indices de notre échantillon. Nous observons ainsi la présence d'une forte variation durant l'année 2020, laquelle reflète une forme de persistance de volatilité pour l'ensemble des indices. Cette forte variation peut en grande partie être attribuée à l'effet de la crise, d'une part, et à un changement dans le comportement des investisseurs au fil du temps, d'autre part. Ce changement est lié à la manière dont les acteurs des marchés ont interprété l'information en réponse aux décisions adoptées par les gouvernements de certains pays.

Il convient également de noter que ces graphiques mettent en évidence un regroupement de volatilité, indiquant la présence d'hétéroscédasticité dans nos séries de données, et cela, pour l'ensemble des marchés. Cette caractéristique nous conduit à utiliser des modèles de la famille GARCH afin d'analyser la dynamique de leurs co-mouvements.

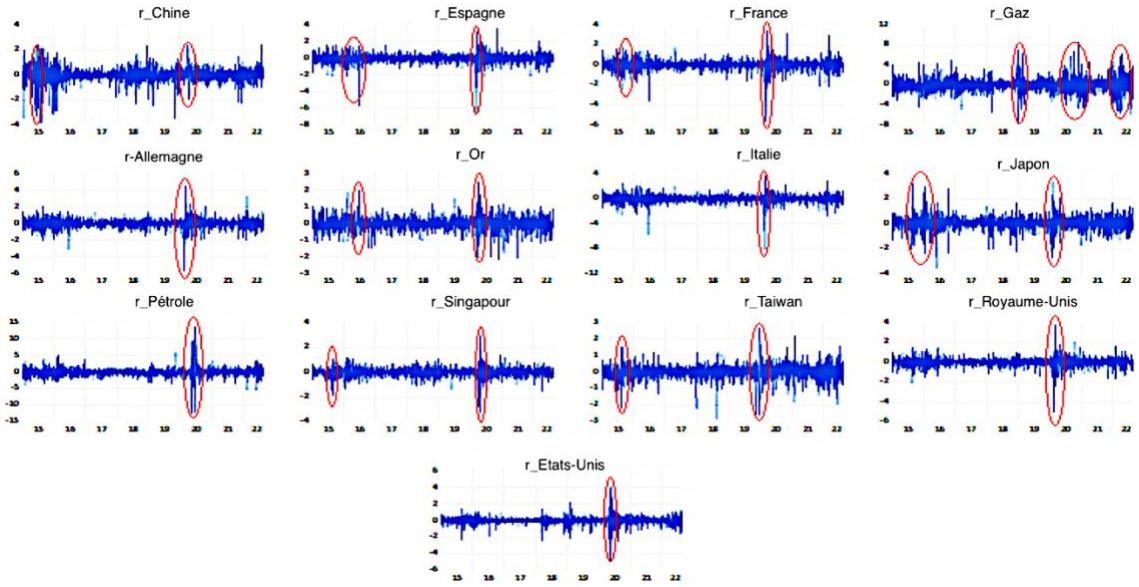


Figure (3). Le comportement des rendements des indices boursiers au fil du temps.

2.2 Analyse des estimations du modèle AR(1)-FIAPARCH-DCC

Afin de justifier notre choix d'une modélisation de type AR(1)-FIAPARCH-DCC, nous avons procédé à une analyse approfondie de la problématique d'autocorrélation entre les rendements et évalué les estimations du modèle. Les résultats relatifs aux autocorrélations simples des séries de rendements des différents indices sont présentés dans le tableau (4). Il apparaît que les probabilités du test de Ljung-Box d'ordre 30 sont inférieures au seuil de significativité de 1 %,

ce qui nous permet d'intégrer une correction « *autoregressive* » (AR) dans l'équation de la moyenne.

De plus, le tableau (5) présente les autocorrélations des carrés des rendements excédentaires. Il ressort de cette analyse que, pour la majorité des indices étudiés, seules les autocorrélations d'ordre un sont significatives, ce qui suggère qu'une modélisation de type ARCH d'ordre 1 serait pertinente.

Tableau (4). Autocorrélations simples des séries de rentabilités des différents indices

Retard	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_{30}	Q(30)	Prob
Chine	0.038	-0.044	0.016	0.043	-0.003	-0.070	-0.013	118.45	0.000
Espagne	-0.015	0.057	-0.003	-0.022	-0.001	-0.032	-0.009	53.555	0.005
France	0.003	0.022	0.028	-0.008	-0.002	-0.057	0.066	64.926	0.000
Gaz	-0.033	-0.054	0.019	-0.020	-0.029	-0.031	0.008	48.846	0.016
Allemagne	-0.016	0.030	0.034	-0.019	0.012	-0.044	-0.006	56.508	0.002
Or	-0.017	-0.002	0.030	-0.038	-0.015	-0.047*	-0.009	38.908	0.128
Italie	-0.061	0.044	0.037	-0.030	0.013	-0.003	-0.013	49.084	0.015
Japon	-0.023	0.040	-0.037	0.016	-0.033	-0.022	-0.010	33.270	0.311
Pétrole	0.009	-0.025	-0.081	0.043	0.024	-0.012	-0.016	98.676	0.000
Singapour	-0.003	0.074	0.041	-0.002	0.090	-0.027	0.021	71.158	0.000
Taïwan	0.017	0.065**	0.017**	-0.030*	-0.015*	-0.005	0.006	35.860	0.213
Royaume-Unis	-0.019	-0.015	0.002	-0.020	0.026	-0.060	-0.007	72.419	0.000
États-Unis	-0.168	0.072	0.017	-0.057	0.048	-0.154	-0.042	322.54	0.000
W	-0.041	-0.037	0.071	0.043	0.050	-0.072	0.018	120.25	0.000

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %*

Tableau (5). Autocorrélation des carrés des séries de rentabilités boursières

Retard	1	2	3	4	5	6
Chine	0.414***	0.048	0.033	0.013	0.082	0.031
Espagne	0.305***	0.091	0.055	0.010	0.010	0.086
France	0.413***	0.091	0.027	0.035	0.024	0.085
Gaz	0.405***	0.032	0.003	0.064	0.084	0.077
Allemagne	0.357***	0.044	0.065	0.098	0.081	0.065
Or	0.233***	0.010	0.017	0.008	0.008	0.011
Italie	0.148**	0.014	0.028	0.007	0.006	0.004
Japon	0.290***	0.014	0.013	0.006	0.007	0.016
Pétrole	0.288***	0.026	0.037	0.009	0.018	0.027
Singapour	0.466***	0.406***	0.031	0.025	0.039	0.028
Taïwan	0309***	0.114*	0.044	0.029	0.017	0.012
Royaume-Unis	0.364***	0.132	0.079	0.199	0.111	0.147
États-Unis	0.191**	0.142	0.191	0.269	0.211	0.168
W	0.205***	0.107	0.114	0.178	0.188	0.145

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 %, et 10 %*

Par ailleurs, afin de vérifier la stationnarité des séries de rendements et la présence d'un problème d'hétéroscédasticité, nous avons estimé les statistiques ADF (test augmenté de Dickey-Fuller), comme présenté dans le tableau (6). Ce tableau résume les résultats relatifs à la stationnarité en niveau et à l'intégration d'ordre zéro, I(0), pour l'ensemble des indices analysés.

Par conséquent, nous concluons à la présence d'une relation de long terme, témoignant d'une mémoire longue, ainsi qu'à la confirmation d'un problème d'hétéroscédasticité. Ce constat permet également de capturer l'effet ARCH *(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity).*

Tableau (6). Tests de racines unitaires et d'hétéroscédasticité

	Tes ADF sur les rendements	ARCH (20)
Chine	-42.528***,	58.840***
Espagne	-44.854***,	47.765***
France	-44.033***	49.321***
Gaz	-45.599***	20.449***
Allemagne	-44.865***	40.232***
Or	-44.977***	25.258***
Italie	-46.949***	29.970***
Japon	-45.282***	29.249***
Pétrole	-44.970***	28.450***
Singapour	-29.028***	51.909***
Taïwan	-28.981***	61.921***
Royaume-Unis	-45.011***	58.289***
États-Unis	-42.078***	37.548***
W	-42.025***	26.190***

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1%, 5 % et 10 %*

À la lumière des résultats précédemment obtenus, nous avons sélectionné un modèle de type AR(1)-FIAPARCH-DCC, en ce qu'il permet de capturer l'effet de mémoire longue au niveau de la volatilité.

En conséquence, la présence de cet effet nous a conduits à appliquer le test (GPH) de Geweke et Porter-Hudak (1983), le test gaussien semi-paramétrique (GSP) de Robinson (1995) ainsi que le test Rescaled range (R/S) de Lo (1991). Ces tests ont été réalisés à la fois sur les rendements au carré et sur les rendements absolus.

Les fréquences utilisées pour le test GPH incluent $T^{0,5}$, $T^{0,6}$ et $T^{0,9}$, tandis que pour le test GSP, les fréquences sont T/4, T/16 et T/64. En ce qui concerne le test (R/S), le nombre d'autocorrélations est de 10, 40 et 110. Au-delà de ces phases, les données antérieures perdent leur capacité à prédire de manière significative l'évolution future des cours des indices en raison de l'actualisation des données. En revanche, l'effet mémoire longue persiste, comme le montrent les résultats présentés dans le tableau (7), et ce, pour l'ensemble des indices.

Ainsi, les tests GPH et GSP sont significatifs au niveau de 1 %. Ces résultats conduisent au rejet de l'hypothèse nulle d'absence de mémoire longue pour tous les indices étudiés. En d'autres termes, ils suggèrent qu'il existe une corrélation significative entre les informations passées et l'évolution future des indices, ce qui pourrait être considéré comme une indication de la

tendance future. Cette information revêt une importance particulière pour les gestionnaires de fonds, car elle leur permet d'ajuster leurs stratégies d'investissement afin de réduire la volatilité par le biais d'une diversification efficace, améliorant ainsi la performance aussi bien en période de crise qu'en période de stabilité.

De plus, le test R/S, également significatif au niveau de 1 %, indique la présence d'un effet de mémoire longue sur la volatilité des rendements. Cela souligne l'importance de tenir compte des rendements historiques pour comprendre et prédire les mouvements futurs du marché.
Ces résultats confirment également l'existence d'une forme modérée d'intégration entre les indices de notre échantillon, ce qui nous amène à examiner et à estimer, dans la deuxième partie de ce chapitre, les gains liés à la diversification, en les mesurant spécifiquement pendant les périodes de crise et d'avant-crise. Cette analyse constitue une nouvelle contribution de ce troisième chapitre.

En conclusion, le modèle FIAPARCH est une spécification appropriée pour l'analyse du regroupement de volatilité *« volatility clustering »,* l'effet d'asymétrie des chocs, ainsi que la détection de la mémoire longue.

Tableau (7). Tests de mémoires longues

	Allemagne	Chine	Espagne	États-Unis	France	Italie	Japon	Or	Pétrole	Royaume-Unis	Singapour	Taïwan	Gaz
GPH test, Geweke and Porter-Hudak (1983)													
Rendement au carré (r^2)													
$m=T^{0,5}$	0.3204***	0.3056**	0.1899**	0.2351***	0.2469***	0.0971	0.3554***	0.4633***	0.3927***	0.3199***	0.1992***	0.2392*	0.1324***
$m=T^{0,6}$	0.5580***	0.3535***	0.3094***	0.4641***	0.4663***	0.2155***	0.4586***	0.4029***	0.4476***	0.6773***	0.5373***	0.2164***	0.2245***
$m=T^{0,9}$	0.1223***	0.2179***	0.1712***	0.4862***	0.1541***	0.1811***	0.2423***	0.2058***	0.2521***	0.1604***	0.3962***	0.3614***	0.2478***
Rendement absolue |r|													
$m=T^{0,5}$	0.6347***	0.3917***	0.4109***	0.4321***	0.4489***	0.5167***	0.4751***	0.4925***	0.3846***	0.3846***	0.3396***	0.2375*	0.2145***
$m=T^{0,6}$	0.5673***	0.4058***	0.4357***	0.6137***	0.5873***	0.5074***	0.5291***	0.2786***	0.4601***	0.4601***	0.5497***	0.2733***	0.1145***
$m=T^{0,9}$	0.1842***	0.1578***	0.2325***	0.3594***	0.2222***	0.2341***	0.2299***	0.1040***	0.2531***	0.2531***	0.3024***	0.2430***	0.2204***
GSP test, Robinson (1995)													
Rendement au carré (r^2)													
m=T/4	0.2303***	0.3054***	0.1898**	0.2351***	0.2468***	0.0971*	0.3553***	0.4631***	0.3926***	0.3198***	0.1992**	0.2391***	0.2154***
m=T/16	0.5576***	0.3530***	0.3091***	0.4637***	0.4659***	0.2153***	0.4580***	0.4024***	0.4469***	0.6768***	0.5369***	0.2161***	0.4578***
m=T/64	0.0966***	0.1889***	0.1429***	0.4298***	0.1205***	0.1629***	0.2224***	0.1849***	0.2359***	0.1368***	0.3511***	0.3278***	0.2457***
Rendement absolue |r|													
m=T/4	0.6345***	0.3615***	0.4108***	0.4320***	0.4487***	0.5166***	0.4749***	0.4923***	0.3845***	0.6209***	0.3396***	0.2374**	0.3145***
m=T/16	0.5666***	0.4053***	0.4352***	0.6132***	0.5867***	0.5069***	0.5284***	0.2781***	0.4596***	0.5338***	0.5492***	0.2730***	0,4045***
m=T/64	0.1597***	0.1345***	0.2019***	0.3123***	0.1917***	0.2106***	0.2036***	0.0924***	0.2328***	0.1887***	0.2695***	0.2131***	0.1904***
R/S test, Lo (1991)													
Rendement au carré (r^2)													
m=10	3.03***	3.13***	3.11***	2.78***	2.87***	2.56***	3.09***	3.15***	2.83***	2.48***	2.148**	2.87***	4.41***
m=40	2.44***	2.57***	2.87***	2.15**	2.49***	3.09***	3.15***	3.64***	2.99***	2.40**	2.49***	2.88***	3.75***
m=110	2.11***	2.26***	2.48***	2.72***	1.99***	1.84**	1.77**	1.82**	1.94***	2.19***	2.33***	2.56***	2.95***
Rendement absolue |r|													
m=10	3.49***	2.37***	3.13***	2.04**	3.28***	2.97***	2.83***	2.55***	2.97***	2.8***	2.05***	2.19***	2.87***
m=40	2.19***	1.65*	2.1***	1.32	2.12***	2.05**	1.84*	1.8*	1.96**	1.8*	1.4	1.6	3.11***
m=110	2.11***	2.21***	1.94***	2.22***	1.87***	1.77***	1.99***	2.14***	2.38***	2.40***	2.09***	1.94***	3.07***

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %*

3. Résultats empiriques

3.1 Les estimations bivariées AR(1)-FIAPARCH(1, d,1)-DCC

Nous nous intéressons dans cette section à l'estimation du modèle bivarié AR(1)-FIAPARCH(1, d, 1)-DCC, entre l'indice boursier chinois et les autres indices de notre échantillon, dont les résultats sont présentés dans le tableau (8).

Le terme *AR(1)* est positif pour tous les indices de notre échantillon en raison d'un ajustement partiel. Ce constat justifie que les informations pertinentes sur les marchés se reflètent rapidement dans les cours des indices boursiers, avec un retard de t-1[22].

En revanche, nos estimations révèlent que tous les indices présentent des paramètres fractionnaires de différenciation significatifs (*d-FIGARCH*), indiquant un degré élevé de persistance dans le comportement de la volatilité des rendements. Par conséquent, l'impact des chocs durant la crise, observé sur la volatilité conditionnelle, était présent et montrait systématiquement un taux de décroissance hyperbolique. De même, le coefficient *APARCH (γ),* qui mesure l'effet de levier, est significatif et positif pour tous les indices, confirmant ainsi la présence de la volatilité *« volatility clustering »*.

Les paramètres *ARCH* et *GARCH,* représentés respectivement par les coefficients alpha (α) et bêta (β), sont statistiquement significatifs et non négatifs, validant ainsi la pertinence de la spécification FIAPARCH (1, d, 1), et confirmant la persistance de la volatilité ainsi que sa variation dans le temps pour l'ensemble des indices. Le paramètre de degré de liberté *t-Student (df)* est également significatif pour l'ensemble de l'échantillon, ce qui soutient notre analyse préliminaire et, par conséquent, confirme une distribution non gaussienne mais plutôt de *Student*.

En outre, le terme *APARCH (δ)*, représentant le coefficient de puissance de la propagation de la crise, est statistiquement significatif pour tous les indices étudiés, avec une valeur variant entre 1.0388 et 1.4877. Ce résultat indique une progression exponentielle de la crise pour tous les marchés, confirmant l'effet de contagion et notamment la réactivité des marchés face à la pandémie, à des vitesses variées. Il conforte également le caractère contagieux du marché chinois et la pertinence de la modélisation employée.

[22] Cela prouve une forme de corrélation entre les rendements des indices entre l'instant présent et un retard d'un jour.

Dans le panel B, le terme « *Average DCC* » désigne les valeurs des corrélations conditionnelles dynamiques moyennes entre l'indice chinois, considéré comme indice de référence ou foyer de crise, et les autres indices. La corrélation conditionnelle moyenne la plus élevée est observée pour les couples Chine-pétrole, Chine-Singapour et Chine-gaz. L'importance de ces valeurs peut s'expliquer, d'une part, par l'activité économique de la Chine et sa dépendance aux cours des matières premières – pétrole et gaz – et d'autre part, par l'importance des échanges commerciaux et la proximité géographique entre Singapour et la Chine.
Il est également noté que les valeurs les plus faibles sont observées pour les couples Chine-Allemagne, Chine-Royaume-Uni et Chine-États-Unis durant toute la période d'échantillonnage. La baisse de ces corrélations pourrait être attribuée à une forme de segmentation entre l'indice du marché chinois et ces autres marchés sur le plan financier.

Le panel C présente les statistiques de Ljung-Box du test de corrélation sérielle, Q [10] et Q^2 [10], respectivement pour les rendements et les rendements au carré. Nous avons accepté l'hypothèse nulle d'absence de corrélation en série, avec un seuil de 5 %. En outre, le test ARCH-LM, qui détecte le problème d'hétéroscédasticité, a permis de démontrer que tous les indices boursiers ne présentent pas d'hétéroscédasticité. De fait, notre modèle est validé et montre l'absence de problèmes d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation.

En conclusion, pour améliorer l'estimation de notre modèle, nous nous sommes appuyés sur le test de rapport de vraisemblance ainsi que sur la minimisation des critères d'information. L'ordre de décalage (1, d, 1) a été retenu en se référant aux critères d'information d'Akaike (AIC) et de Schwarz (SIC).
Les différents tests réalisés sur la présence d'une mémoire longue rejettent l'hypothèse de son absence dans les données analysées. La présence de mémoire longue confirme ainsi le modèle AR(1)-FIAPARCH(1, d, 1)-DCC. Il est également important de souligner que la présence d'une mémoire longue permet aux investisseurs institutionnels, notamment aux gestionnaires de fonds, d'anticiper de manière plus éclairée l'évaluation future des marchés et de proposer des stratégies de diversification et de gestion des risques plus efficaces. Cette approche de quantification des gains de diversification internationale dans un cadre dynamique sera étudiée et détaillée dans la dernière partie du présent chapitre.

Tableau (8). Estimation et tests de diagnostic pour les modèles bivariés de type AR(1)-FIAPARCH (1, d, 1)-DCC

Marché de référence : Chine														
	Chine	**Allemagne**	**France**	**Royaume-Unis**	**États-Unis**	**Japon**	**Espagne**	**Italie**	**Singapour**	**Taïwan**	**Or**	**Pétrole**	**Gaz**	**W**
Panel A: Estimation AR(1)-FIAPARCH(1, d, 1)														
Equation de la Moyenne														
Const.	0.0138* (0.0082)	0.0028 (0.0076)	0.0011 (0.0239)	0.0027 (0.0060)	0.0241*** (0.0043)	0.0194** (0.0079)	-0.0060 (0.0087)	0.0078 (0.0238)	0.0110 (0.0062)	0.0017*** (5.2E-04)	0.0171*** (0.0065)	0.0270 (0.0345)	0.0215 (0.0227)	7.07E-7 (6.38E-4)
AR (1)	-0.0568*** (0.0231)	-0.0474** (0.0241)	0.0473** (0.0239)	0.0497** (0.0235)	-0.0573** (0.0233)	-0.0521** (0.0231)	0.0524** (0.0238)	-0.0626** (0.0238)	0.0446** (0.0226)	-0.0021** (1.17E-04)	-0.0392** (0.0196)	0.0424** (0.0216)	-0.0485** (0.0227)	0.0687** (0.0269)
Equation de la Variance														
Const.	0.6832** (0.3302)	0.9159** (0.2891)	1.2069*** (0.2925)	2.2289*** (0.3011)	2.4457*** (0.5065)	1.5050*** (0.2887)	1.3705*** (0.2455)	1.2188*** (0.2028)	2.4814*** (0.3208)	1.0141** (0.2245)	-1.517*** (0.2872)	1.4127*** (0.0715)	0.4285** (0.1799)	6.5682*** (0.1652)
d-FIGARCH	0.8274*** (0.2583)	0.6192** (0.2814)	0.6735** (0.3044)	0.8401** (0.3568)	0.4889** (0.2474)	0.6816*** (0.1863)	0.8038** (0.3390)	0.6153** (0.2542)	0.6634*** (0.2115)	0.7745*** (0.1004)	0.433*** (0.0855)	0.7678** (0.2116)	0.9561** (0.4142)	0.6721*** (0.0014)
ARCH	2.2397** (0.8671)	0.4175** (0.1949)	0.1356*** (0.0330)	0.1071** (0.0519)	0.1170** (0.0479)	0.1563** (0.0743)	0.1495** (0.0529)	0.3669** (0.1676)	0.1588*** (0.0325)	0.1164*** (0.0045)	0.1003*** (0.0195)	0.4013** (0.1968)	0.3843** (0.1916)	0.3513** (0.1329)
GARCH	0.5761** (0.2521)	0.7671*** (0.0935)	0.8263*** (0.0632)	0.8894*** (0.0425)	0.5581*** (0.1573)	0.7085*** (0.2347)	0.7658*** (0.0962)	0.8536*** (0.0547)	0.8886*** (0.0584)	0.8014** (0.1709)	0.8973*** (0.0694)	0.5832** (0.2531)	0.5806*** (0.0204)	0.5105*** (0.0027)
APARCH (γ)	0.1537*** (0.0540)	0.1771*** (0.0400)	0.1745*** (0.0392)	0.1868*** (0.0395)	0.2554*** (0.0411)	0.2319*** (0.0421)	0.1459*** (0.0394)	0.1572*** (0.0381)	0.1952*** (0.0458)	0.1907*** (0.0007)	0.0924** (0.0462)	0.1681*** (0.0131)	0.1660** (0.0504)	0.1472*** (0.0115)
APARCH (δ)	1.0480*** (0.02044)	1.1982*** (0.0386)	1.2455*** (0.0387)	1.2247*** (0.0348)	1.1884*** (0.0299)	1.1902*** (0.0321)	1.1256*** (0.0320)	1.1842*** (0.0358)	1.1021*** (0.0259)	1.2077*** (0.0245)	1.1187*** (0.0298)	1.4877*** (0.0206)	1.0388** (0.0148)	1.3697*** (0.1123)
Df (T-Student)	4.0207*** (0.4129)	5.2713*** (0.7236)	5.6008*** (0.6283)	6.1748*** (0.8236)	4.7950*** (0.5015)	5.4630*** (0.7542)	6.1426** (0.3390)	6.4025*** (0.7938)	6.2477*** (0.8452)	4.9588*** (0.5115)	3.7022*** ‘0.3924)	4.8309*** (0.0248)	6.7713*** (0.9758)	5.4304*** (0.0014)
Panel B: Estimation DCC														
Average DCC		0.0313	0.0625	0.0345	0.0451	0.1880	0.2451	0.2098	0.4821	0.2202	0.2289	0.5042	0.4522	0.2158
Alpha		0.2184*** (0.0158)	0.2487*** (0.0130)	0.3891*** (0.0024)	0.2845*** (0.0450)	0.0181*** (0.0025)	0.0484*** (0.0002)	0.1820*** (0.0458)	0.2201** (0.0954)	0.1997*** (0.0047)	0.2945** (0.1145)	0.2245** (0.1021)	0.1820*** (0.0458)	0.1875** (0.0821)
Beta		0.6605*** (0.0158)	0.6824*** (0.0248)	0.5045*** (0.0001)	0.6331*** (0.0152)	0.8512*** (0.0158)	0.8715*** (0.0215)	0.7852*** (0.0782)	0.5852*** (0.1248)	0.7487*** (0.0457)	0.6814** (0.2245)	0.5487** (0.2679)	0.6457*** (0.1102)	0.6787** (0.1879)
Panel C: Diagnostic Test														
Q (10)	8.8530 [0.451]	8.4791 [0.487]	3.1408 [0.958]	6.2410 [0.716]	10.130 [0.340]	8.0992 [0.524]	3.3991 [0.946]	5.5210 [0.787]	4.4459 [0.404]	4.3345 [0.746]	9.7138 [0.374]	5.8738 [0.752]	8.0553 [0.529]	8.487 [0.348]
Q^2 (10)	4.9885 [0.892]	11.934 [0.289]	4.5143 [0.921]	6.9892 [0.726]	10.966 [0.360]	7.1511 [0.711]	5.2265 [0.876]	12.750 [0.238]	12.234 [0.270]	7.117 [0.771]	9.3616 [0.498]	12.516 [0.313]	12.503 [0.345]	14.754 [0.187]
ARCH-LM (10)	1.5095 [0.2192]	0.8915 [0.3451]	0.7351 [0.3912]	0.4391 [0.5075]	2.4075 [0.0749]	0.0757 [0.7831]	0.0105 [0.9181]	0.0555 [0.8136]	0.3812 [0.5370]	0.1024 [0.4201]	0.4485 [0.5030]	0.8961 [0.3605]	1.0546 [0.2779	1.1612 [0.2614]
AIC	1.3149	4.1035	1.1402	0.8605	0.6363	1.3329	1.3202	1.5607	0.6113	0.6110	0.7889	1.8740	3.2556	-6.4715
SIC	1.3406	4.1092	1.1659	0.8862	0.6620	1.3586	1.3459	1.5864	0.6370	0.6124	0.8146	1.8404	3.2813	-6.4514
Log-liklehood	-1275.71	-4005.11	-1105.03	-831.763	-612.718	-1293.28	-1280.90	-1515.85	-588.266	-1108.24	-761.846	-1435.47	-3171.77	4435.47

(.) : écart-type, [.] : P-value, Q(10) et Q^2(10) représentent respectivement les statistiques de Ljing-Box du test de corrélation sérielle pour les rendements et les rendements aux carrés.
ARCH-LM représente la statistique du test d'hétéroscédasticité ARCH. Df (T-Student) représente le degré de liberté de la distribution de la loi de Student.
*Average DCC est la moyenne de la corrélation conditionnelle dynamique entre le marché chinois et le marché correspondant. ***, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %.*

3.2 Estimation de la corrélation dynamique

En vue de mieux comprendre le comportement dynamique de l'évolution de la corrélation, nous avons également procédé à l'estimation d'une équation de régression pour les corrélations conditionnelles dynamiques (DCC). Cette régression inclut une constante et une tendance, afin de vérifier l'évolution temporelle de ces corrélations.

Les résultats de cette estimation, présentés dans le tableau (9), sont statistiquement significatifs pour toutes les corrélations conditionnelles durant la période étudiée. Les niveaux d'augmentation de ces corrélations entre les indices sont mesurés par le terme ($\Delta\rho$), caractérisant la variation de cette corrélation dynamique.

Tableau (9). Régression DCC en fonction de tendance temporelle sur la période totale

	Chi_All	**Chi_Fr**	**Chi_RU**	**Chi_EU**	**Chi_Jap**	**Chi_Esp**	**Chi_Ita**	**Chi_Sing**	**Chi_Taï**	**Chi_Or**	**Chi_Pét**	**Chi_Gaz**
Cons	0.115*	0.178**	0.147*	0.208**	0.119*	0.210**	0.221*	0.107**	0.202***	0.118*	0.107**	0.110**
	(0.0245)	(0.0148)	(0.0249)	(0.0789)	(0.0879)	(0.0453)	(0.1078)	(0.0450)	(0.0089)	(0.0844)	(0.0469)	(0.0388)
Trend	0.024**	0.078***	0.045***	0.108**	0.115**	0.078***	0.048***	0.069***	0.104**	0.108**	0.089***	0.108***
	(0.0014)	(0.0012)	(0.0007)	(0.0451)	(0.0784)	(0.0034)	(0.0003)	(0.0012)	(0.0784)	(0.0478)	(0.0007)	(0.0001)
$\Delta\boldsymbol{\rho}$	0.2274	0.4547	0.3547	0.2745	0.2457	0.5950	0.6508	0.3495	0.2204	0.1952	0.7812	0.5981

*(.) : écart-type. ***, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %*

L'augmentation des DCC est particulièrement observée entre la Chine et le pétrole ($\Delta\rho = 78.12$ %), la Chine et l'Italie ($\Delta\rho = 65.08$ %) et la Chine et le gaz ($\Delta\rho = 59.81$ %). Cela implique une interdépendance accrue entre ces indices boursiers et le marché chinois au cours de la période d'échantillonnage, notamment durant la crise, comme l'illustre le graphique (4), et ce, à partir de la fin de l'année 2019, comme mentionné précédemment. Ce résultat confirme à nouveau le caractère contagieux du marché chinois, tant vers le marché italien que vers les marchés du gaz et du pétrole.

Au soutien de nos résultats précédents, l'évolution de la corrélation conditionnelle est représentée dans le graphique (4). L'analyse de cette figure met en évidence le comportement des corrélations conditionnelles entre l'indice chinois et les autres indices, montrant une augmentation de toutes les DCC, avec des intensités variables au fil du temps. Ce phénomène confirme la présence d'un effet de contagion attribué à la crise du Covid-19.

Ainsi, notre analyse confirme le caractère contagieux du marché chinois, qui varie entre les différents marchés et montre une variation significative de la volatilité et de la corrélation durant la crise, notamment à partir du déclenchement de la pandémie.

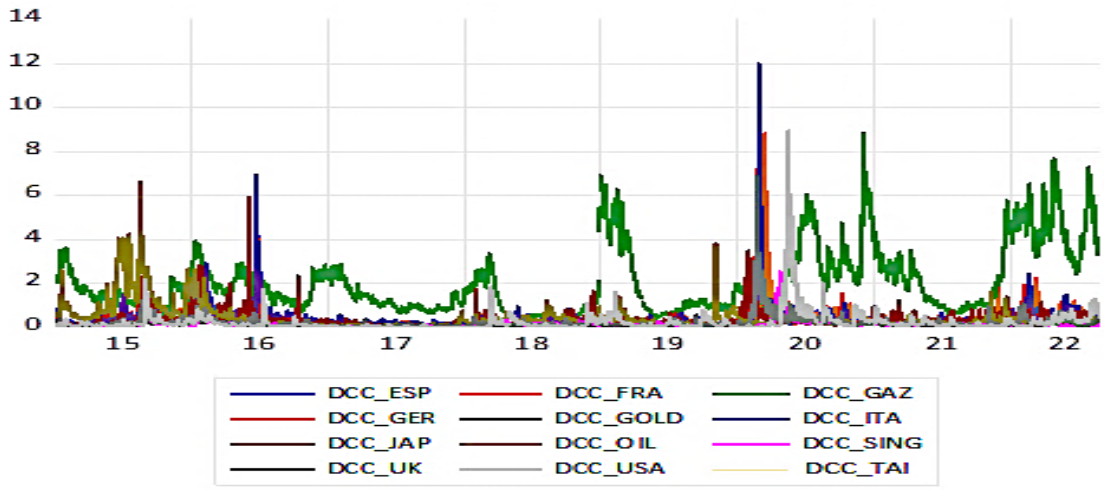


Figure (4). Le comportement DCC au fil du temps.

Afin de démontrer l'impact, qu'il soit bénéfique ou non, d'une stratégie de diversification internationale en période de crise, nous procédons à la quantification des gains de cette approche et à l'évaluation de son efficacité à améliorer, ou non, la performance des portefeuilles. Les gains seront mesurés et l'évolution du ratio de Sharpe sera vérifiée, en période de crise et en période hors crise.

4. Mesure des gains de diversification

4.1 Méthodologie

Afin de mesurer les gains de la diversification internationale sur les marchés étudiés dans notre échantillon, nous avons exploité les résultats relatifs à la corrélation dynamique et à la variation de la volatilité conditionnelle. Dans cette section, nous quantifions les gains apportés par la diversification internationale, à partir des marchés composant notre échantillon, pour trois périodes distinctes : avant la crise, durant la crise, et sur l'ensemble de la période couverte par nos données.

Il convient de souligner que plusieurs travaux ont cherché à montrer l'impact de l'intégration sur les avantages de la diversification. Cependant, la littérature scientifique ne fournit pas de mesure des gains sur les marchés internationaux en période de crise, ni en présence d'une corrélation dynamique. En outre, l'examen des travaux existants montre que les effets de

l'intégration des marchés sur les gains sont souvent évalués selon trois méthodes principales : l'évolution de la valeur de corrélation entre les marchés et les prix des actifs, la variation de la prime de risque dans le cadre du MEDAF (modèle d'évaluation des actifs financiers), et les techniques de cointégration.
Ces trois méthodes accordent une attention particulière aux valeurs prises par les corrélations entre les marchés, et à l'accroissement du nombre de vecteurs de cointégration entre les marchés. Dans ce cadre, les augmentations de la corrélation et de l'intégration sont souvent perçues comme une remise en cause de la diversification.

En outre, les tests empiriques du MEDAF, qu'ils soient sous sa version conditionnelle ou non conditionnelle, permettent de valider l'intégration ou la segmentation des marchés, à travers la significativité des valeurs estimées de la prime de risque.
Pour notre analyse, nous avons fait le choix d'estimer les gains de diversification en utilisant le MEDAF conditionnel, qui permet d'évaluer ces gains tout en autorisant la prime de risque à varier dans le temps. En ce sens, le MEDAF détermine les rentabilités attendues des actifs en fonction de leurs sensibilités au risque du marché, ou risque systématique, considéré comme étant le seul risque rémunéré à l'équilibre.

En partant de l'hypothèse selon laquelle les marchés financiers sont parfaitement intégrés, Solnik (1974) a introduit une extension internationale du modèle d'évaluation des actifs financiers. Ainsi, une formulation à l'international du modèle de Sharpe (1964) par Solnik est exprimée sous la forme suivante :

$$E(R_{it}) - R_{ft} = \frac{Cov(R_{it}, R_{wt})}{Var(R_{wt})}\left[E(R_{wt}) - R_{ft}\right] \qquad (9)$$

Où R_{it} est la rentabilité du titre (ou du portefeuille) *i* entre (t-1) et (t), R_{ft} est le taux sans risque dans la monnaie de référence, $Cov(R_{it}, R_{wt})$ est la covariance entre le rendement du titre risqué (i) et le rendement du portefeuille de marché mondial (w) et $Var\ (R_{wt})$ est la variance du rendement du portefeuille de marché mondial.
Dans cette formulation, les rendements sont exprimés en dollars, et par conséquent, la notion de risque de change est évacuée[23].

La relation (9) montre qu'en situation d'équilibre sur les marchés des capitaux, l'excès de rentabilité attendu sur un titre *(i*), par rapport au taux sans risque, est proportionnel à l'excès de rentabilité attendu sur le portefeuille de marché mondial par rapport au même taux.

[23] Cette hypothèse n'affecte pas nos résultats.

Le coefficient de proportionnalité est égal à la sensibilité du titre (*i*) par rapport aux fluctuations du portefeuille de marché mondial. Cette sensibilité est mesurée par le bêta.

- Le bêta international du titre (i) est donné par : $\beta_{i\,w} = \frac{Cov(R_{it}, R_{wt})}{Var(R_{wt})}$; et
- La prime de risque à l'international est donnée par : $\beta_{i\,w}\,(E(R_{wt}) - R_{ft})$.

Il convient de souligner que les travaux de recherche indiquent que les rendements boursiers sont très volatils et que cette volatilité varie au fil du temps. Ces caractéristiques rendent l'estimation de la prime de risque plus complexe et peuvent expliquer le rejet empirique du modèle MEDAF dans certains cas, sous sa version inconditionnelle.
Afin de surmonter les limites rencontrées dans le cadre de cette version inconditionnelle, une version conditionnelle est proposée. Cette version internationale conditionnelle du MEDAF pourrait être formulée de la manière suivante :

$$E(R_{it}/\Omega_{t-1}) - R_{ft} = \beta_{iw,t-1}\left[E(R_{wt}/\Omega_{t-1}) - R_{ft}\right] \qquad (10)$$

Où $\beta_{iw,t-1} = \frac{Cov\,(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1})}{Var\,(R_{wt}/\Omega_{t-1})}$ calcule la sensibilité variable au cours du temps du titre (*i*) au portefeuille de marché mondial (*w*). Toutes les anticipations sont faites conditionnellement, en fonction du vecteur informationnel Ω_{t-1} disponible au moment (*t* - 1).

À l'appui de l'équation (10), celle-ci peut être réécrite comme suit :

$$E(R_{it}/\Omega_{t-1}) - R_{ft} = \delta_{t-1} Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1}) \qquad (11)$$

Avec $\delta_{t-1} = \frac{E(R_{wt}/\Omega_{t-1}) - R_{ft}}{Var\,(R_{wt}/\Omega_{t-1})}$ désigne le prix du risque.

Implicitement, cette formulation suppose que les marchés financiers sont intégrés, avec un risque de marché identique pour tous les actifs financiers et pour tous les investisseurs. Dans une perspective d'évaluation de l'intégration financière, la relation (11) facilite la transition de la logique d'identité des facteurs à une logique d'identité des prix du risque.

Ainsi, en se positionnant dans le cadre du modèle moyenne-variance de Markowitz, nous mesurons l'évolution des gains attendus de la diversification internationale pour les investisseurs internationaux, à partir des indices composant notre échantillon. Pour ce faire, nous considérons deux portefeuilles présentant à chaque point du temps le même risque. Le premier portefeuille est diversifié internationalement, noté par (*I*), tandis que le second est diversifié dans un cadre national, représenté par (*i*).

La version conditionnelle internationale du MEDAF, selon une modélisation AR-FIAPARCH-DCC (équations (3), (7) et (11)), permet de calculer la rentabilité anticipée sur chacun de ces deux portefeuilles, ainsi que leur composition à partir du programme d'optimisation[24] .

Il convient de noter que la différence entre les deux rentabilités internationale et nationale peut être interprétée comme le gain *ex-ante* résultant de la diversification internationale des portefeuilles. De manière formelle, ce gain se formule comme suit :

$$E(R_{It} - R_{it}/\Omega_{t-1}) \tag{12}$$

Le portefeuille (*I*) est considéré comme efficient selon la théorie de Markowitz. Conformément au théorème de séparation de Black (1972), sa rentabilité peut être exprimée comme une combinaison du taux sans risque et du portefeuille de marché international :

$$R_I = \theta_{t-1} R_{wt} + (1 - \theta_{t-1}) R_{ft} \tag{13}$$

Avec θ_{t-1} est un coefficient dépendant de l'aversion de l'investisseur.

L'excès de rentabilité des deux portefeuilles est donné par l'expression suivante :

$$E(R_{It}/\Omega_{t-1}) - R_{ft} = \delta_{t-1} Cov(\theta_{t-1} R_{wt}, R_{wt}/\Omega_{t-1}) = \delta_{t-1} \theta_{t-1} Var(R_{wt}/\Omega_{t-1}) \tag{14}$$

$$E(R_{it}/\Omega_{t-1}) - R_{ft} = \delta_{t-1} Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1}) \tag{15}$$

À chaque instant, les deux portefeuilles présentent le même risque, le coefficient positif θ_{t-1} peut être déduit du système suivant :

$$Var(R_{it}/\Omega_{t-1}) = Var(R_{It}/\Omega_{t-1}) \tag{16}$$

$$Var(R_{It}/\Omega_{t-1}) = \theta_{t-1}^2 Var(R_{wt}/\Omega_{t-1}) \tag{17}$$

$$\Longrightarrow \quad \theta_{t-1}^2 = \frac{Var(R_{it}/\Omega_{t-1})}{Var(R_{wt}/\Omega_{t-1})} \tag{18}$$

À l'appui des relations (14) et (15), les gains attendus de la diversification internationale par l'investisseur national sont exprimés par :

$$E(R_{It} - R_{it}/\Omega_{t-1}) = \delta_{t-1}[\theta_{t-1} Var(R_{wt}/\Omega_{t-1}) - Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1})] \tag{19}$$

[24] Cette résolution est opérée dans le modèle de Markowitz permettant de minimiser la variance et d'obtenir les proportions optimales allouées à chaque indice de notre échantillon. À titre d'exemple, le tableau (A1) en Annexe.

Il convient de souligner que lorsque le θ_{t-1}=1, cela constitue une intégration totale et parfaite des marchés, et un investissement à 100 % dans le portefeuille international.

Ainsi, la relation (19) peut être écrite sous la forme suivante :

$$E(R_{It} - R_{it}/\Omega_{t-1}) = \delta_{t-1}[Var(R_{it}/\Omega_{t-1}) - Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1})] \quad (20)$$

L'équation (20) indique les gains escomptés de la diversification internationale sous la forme d'une fonction croissante du risque spécifique au pays considéré :

$$[Var(R_{it}/\Omega_{t-1}) - Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1})]$$

Le cas particulier de De Santis et Gérard (1997) est abordé à chaque instant ; ils considèrent que le marché (*i*) présente le même niveau de risque que le portefeuille international.

Il convient de rappeler que la présentation de la corrélation conditionnelle entre le portefeuille domestique et international est donnée :

$$\rho_{iw,t-1} = \frac{Cov(R_{it}, R_{wt}/\Omega_{t-1})}{\sqrt{Var(R_{it}/\Omega_{t-1})Var(R_{wt}/\Omega_{t-1})}} \quad (21)$$

La relation (19) peut être réécrite sous la forme suivante :

$$E(R_{It} - R_{it}/\Omega_{t-1}) = \delta_{t-1}(1 - \rho_{iw,t-1})Var(R_{it}/\Omega_{t-1}) \quad (22)$$

4.1.1 Spécification empirique et tests du MEDAF

Pour spécifier la modélisation et mesurer les gains de diversification, une écriture matricielle est adoptée. Si l'on considère R_t comme le vecteur de taille ($N \times 1$) contenant les ($N - 1$) premiers titres risqués ainsi que le portefeuille de marché mondial, le système suivant peut être utilisé pour vérifier le MEDAF conditionnel international comme suit :

$$R_t - R_{ft}\tau = \delta_{t-1}h_{Nt} + \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t/\Omega_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (23)$$

Avec R_{ft}, le taux de rentabilité de l'actif sans risque ; τ, un vecteur unitaire de taille ($N \times 1$) ; H_t, une matrice de taille ($N \times N$) de variances-covariances conditionnelles des rendements excédentaires ; et h_{Nt}, la N^{ème} colonne de H_t, qui inclut la covariance conditionnelle de chaque titre par rapport au portefeuille de marché. Enfin, δ_{t-1} représente le prix du risque.

Cette relation (23) donne l'estimation de la variance conditionnelle du marché mondial et de la covariance de chacun des (*N-1*) portefeuilles restants avec ce marché.

4.1.2 Dynamique du prix de risque mondial

Les travaux de Harvey (1991), De Santis et Gérard (1997) ainsi qu'Arouri (2005) suggèrent que la fluctuation du prix du risque varie dans le temps. De même, Merton (1980) et Adler et Dumas (1983) soulignent que le prix du risque est l'agrégation des aversions au risque de tous les investisseurs. Cependant, les investisseurs sont supposés adverses au risque, ce qui implique que le prix du risque doit être positif à tout moment.

En s'inscrivant dans le prolongement de ces recherches, nous considérons le prix du risque comme une fonction exponentielle de certaines variables d'information relatives à certaines grandeurs financières et non financières – le taux de mortalité, l'inflation, le produit intérieur brut, le rendement en dividende, la prime de terme, la prime de défaut – :

$$\delta_{t-1} = e^{(\kappa_w' \, \Omega_{t-1})} \tag{24}$$

Où κ_w désigne les pondérations liées aux variables d'information globales.

Il convient de préciser que le choix de certaines variables est justifié par leurs interactions et leurs effets sur les rendements des indices sélectionnés, ainsi que par leur capacité à caractériser la crise. Cette sélection nous permet d'estimer le prix du risque mondial. De plus, notre vecteur informationnel, noté (*Z*), est intégré dans le véritable vecteur d'information non observable Ω, $Z_{t-1} \subset \Omega_{t-1}$.

Les variables retenues pour le vecteur Z_{t-1} incluent un terme constant, le taux de mortalité (**DEATH**), l'inflation (**INF**), le produit intérieur brut (**PIB**), le rendement en dividende (*dividend price ratio*) du portefeuille de marché mondial en excès du taux des eurodollars à trente jours (**RDM**), la variation mensuelle d'une prime de terme américaine (**DPTEU**)[25] et une prime de défaut américaine (**PDEU**).

Dans le cadre de cette étude, la prime de terme[26] est mesurée par la différence entre un taux d'intérêt à long terme – un bon de trésor américain à dix ans – et un taux à court terme – un certificat de trésorerie américain à trois mois. La prime de défaut est, quant à elle, mesurée par l'écart de rendements entre une obligation notée Baa par l'agence Moody's et une obligation

[25] Harvey (1991) souligne que la prime de terme américaine présente une corrélation de 0.87 avec l'indice de marché.
[26] Avramov (2002) montre que la prime de terme permet de capturer les changements dans les taux d'intérêt, les conditions économiques ainsi que les variations dans l'aversion moyenne au risque.

notée Aaa. Toutes ces variables d'information sont obtenues de MSCI et *International Financial Statistics* (IFS).

Les investisseurs utilisent l'ensemble de ces variables comme une information conditionnelle pour anticiper l'évolution de la prime du risque. Il convient également de préciser que le choix des variables DEATH, INF, PIB, RDM, DPTEU et PDEU est justifié par la situation économique observée lors de la crise du Covid-19. Les statistiques descriptives de ces variables sont synthétisées dans le tableau (10).

Tableau (10). Statistiques descriptives des variables informationnelles

	PIB	**INF**	**DEATH**	**DPTEU**	**RDM**	**PDEU**
Moyenne	1.0477	1.5042	0.0017	1.3975	2.5420	1.0103
Médiane	1.5889	1.5838	0.0015	1.1993	1.9047	1.1110
Maximum	5.5445	5.3441	0.0019	6.3471	53.5041	4.5242
Minimum	-8.6645	-2.2305	0.0000	-1.6954	-73.8012	-5.6653
Std. Dev.	2.1827	1.3105	4.2833	1.3578	5.7813	1.5588
Skewness	-1.4599	0.0918	0.1033	0.6945	-1.8233	2.5044
Kurtosis	5.5076	2.75278	2.1716	3.4296	64.7045	9.4562
Jarque-Bera	222.402	1.618	150,379	9612.81	4002.03	6967.89
Prob (Jb)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

La matrice de corrélation entre les variables informationnelles, présentée au tableau (11), montre une faible corrélation entre l'ensemble des variables sélectionnées. Ces dernières sont négativement corrélées pour les couples PIB-INF et PIB-DEATH, ce qui suggère que le vecteur d'informations *Z* ne renferme pas d'informations redondantes.

Tableau (11). Matrice des corrélations entre les variables informationnelles

	PIB	**INF**	**DEATH**	**DPTEU**	**PDEU**	**RDM**
PIB	1					
INF	-0.3501	1				
DEATH	-0.1124	0.0924	1			
DPTEU	0.0105	0.0815	0.0916	1		
PDEU	0.0824	0.0749	0.0926	0.2308	1	
RDM	0.0859	0.0904	0.0948	0.0789	0.3024	1

À la lumière de l'analyse du comportement des variables informationnelles – DEATH, INF, PIB, RDM, DPTEU et PDEU – durant la période de 2015 à 2022, nous avons estimé la dynamique de la prime de risque donnée par la relation (24), dont les résultats figurent au tableau (12).

Ainsi, l'évaluation du prix du risque permet d'estimer les gains de diversification à partir des actifs composant notre échantillon, en s'appuyant sur la relation (22). Les résultats du tableau (12) révèlent que le prix du risque est significatif au seuil de 1 % par rapport au taux de mortalité (DEATH), à la prime de terme (DPTEU) et à la prime de défaut (PDEU). En revanche, cette significativité est moins importante pour le rendement en dividende du portefeuille de marché mondial (RDM), le produit intérieur brut (PIB) et l'inflation (INF).

Dans la mesure où le vecteur de variables d'information Z_{t-1} incorpore un terme constant, l'hypothèse de la constance du prix du risque peut être testée en vérifiant la nullité conjointe des coefficients des autres variables d'information. Le test robuste de Wald rejette cette hypothèse, indiquant ainsi que le prix du risque évolue temporellement en fonction des variables d'information.

Tableau (12). Estimation de la prime de risque mondiale

Prix du risque du marché mondial							
	Cte	**RDM**	**DPTEU**	**PDEU**	**INF**	**PIB**	**DEATH**
Prix du risque	1.33554	1.21153*	-1.65420***	0.91568***	-0.19956	1.67218*	-0.95310***
	(1.42671	(0.67062)	(0.19503)	(0.18778)	(0.99929)	(0.99658)	(0.15501)
Wald Test:							
Equation: PRIX_RISQUE							
Null Hypothesis: C (1) =C (2) =C (3) =C (4) =C (5) =C (6) =C (7) =0							
Les paramètres z sont-ils conjointement nuls ?			χ^2	**df**	**p-value**		
H_0: $Z_i = 0$; ∀i			*106.1578*	*7*	*0.000*		

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, (.) l'écart type est reporté entre parenthèses.*

4.2 Estimation des bénéfices de la diversification internationale

Au regard de l'équation (22), les gains de la diversification internationale sont une fonction décroissante du coefficient de corrélation conditionnelle entre le portefeuille du marché national et le portefeuille du marché international. Plus précisément, la stratégie de diversification internationale ne génère aucun gain si cette corrélation est égale à 1 ($\rho_{iw,t-1}$= 1), ce qui signifie que le portefeuille national est parfaitement positivement corrélé avec le portefeuille de marché mondial. Afin de mesurer les gains, nous avons estimé la matrice de corrélation, dont les résultats sont présentés dans le tableau (13), laquelle représente les valeurs moyennes de corrélation entre les différents indices composant notre échantillon.

Cette représentation matricielle indique que l'indice de Taïwan présente la corrélation la plus élevée avec le marché mondial, tandis que les indices de Singapour, de l'Espagne et du gaz affichent les corrélations les plus faibles avec ce marché. Cela souligne l'importance d'une diversification internationale.

Tableau (13). Matrice des corrélations conditionnelles entre les indices

	Allemagne	Espagne	États-Unis	France	Chine	Italie	Japon	Or	Pétrole	Royaume-Unis	Singapour	Taïwan	Gaz	W
Allemagne	1													
Espagne	0.3431	1												
États-Unis	0.4861	0.1238	1											
France	0.4397	0.6982	0.1838	1										
Chine	0.2441	0.4331	0.3414	0.2354	1									
Italie	0.4087	0.3151	0.2106	0.3405	0,5222	1								
Japon	0.3958	0.2600	0.3832	0.3275	0.2151	0.2420	1							
Or	-0.0138	0.0239	-0.0881	-0.0083	0.2073	0.0105	0.0392	1						
Pétrole	0.3322	0.3733	0.1083	0.4366	0.3228	0.1830	0.2296	0.0369	1					
Royaume-Unis	0.6657	0.4293	0.4363	0.6047	0.2354	0.4176	0.3550	-0.0784	0.4082	1				
Singapour	0.4326	0.5880	0.2595	0.7851	0.5175	0.2843	0.3548	-0.0696	0.4722	0.6986	1			
Taïwan	0.3701	0.0889	0.3210	0.2793	0.2169	0.1883	0.3413	0.2405	0.1125	0.3643	0.0772	1		
Gaz	0.3125	0.3457	0.3548	0.3145	0.3478	0.3987	0.3107	0.3025	0.3237	0.3303	0.3987	0.0991	1	
W	0.4721	0.1134	0.4095	0.3563	0.2766	0.2402	0.4353	0.3067	0.1435	0.4647	0.0985	0.5201	0.1245	1

Il convient à ce stade d'analyser si les bénéfices attendus de la diversification internationale des portefeuilles ont diminué avec l'intégration financière. À cet effet, nous avons testé la relation (19), dont les estimations sont présentées dans le tableau (14). Ce dernier permet de comparer les gains pour la période entière – du 05 janvier 2015 au 22 août 2022 – ainsi que pour la période d'accalmie – du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020 – et la période de crise – du 04 mars 2020 au 22 août 2022. Le choix de ces sous-périodes est justifié par la crise sanitaire de la Covid-19 survenue en Chine en décembre 2019, et par les tests de Breakpoint réalisés dans le deuxième chapitre de la présente thèse.

Tableau (14). Gains anticipés de la diversification internationale des portefeuilles (en %)

	05/01/2015-22/08/2022	05/01/2015-03/03/2020	04/03/2020-22/08/2022
Allemagne	4.7025**	4.9347***	3.4578**
	(1.1205)	(0.1975)	(1.4787)
France	5.4784**	6.1205***	4.1455**
	(2.3254)	(1.5507)	(2.13325)
États-Unis	4.7452***	5.4935***	3.8198***
	(1.0152)	(1.4015)	(0.2468)
Royaume-Uni	4.8012***	5.4142**	3.7775**
	(1.1057)	(1.3254)	(1.1082)
Chine	5.3458***	6.7874**	4.9928**
	(1.7077)	(1.2597)	(2.0001)
Japon	4.8825***	5.4149***	3.9117***
	(1.1548)	(1.8754)	(0.0179)
Espagne	8.2487***	9.9288**	7.3014***
	(0.2338)	(0.4014)	(1.8754)
Italie	6.1147**	8.4578***	5.6645***
	(2.0789)	(1.3215)	(1.1476)
Singapore	9.4111***	13.147***	8.3148***
	(2.1745)	(1.5048)	(1.8879)
Taïwan	4.0445***	4.7899***	3.7708*
	(1.0254)	(1.1477)	(2.1714)
Pétrole	7.1871***	9.1308**	6.1782**
	(1.6405)	(1.4502)	(1.3145)
Or	5.4081**	7.0174***	4.1118***
	(2.4775)	(1.9714)	(1.3322)
Gaz	6.6487***	9.8707	4.9541
	(1.1872)	(1.4579)	(2.3015)

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, (.) L'écart type est reporté entre parenthèses.*

Nous constatons que les gains attendus de la diversification internationale sont statistiquement et économiquement significatifs pour l'ensemble des indices considérés, avec des variations notables dans le temps et entre les différents indices.

Sur la période entière, Taïwan, le pays le plus corrélé au marché mondial, présente une corrélation moyenne de 52.01 % et le gain de diversification moyen annuel le plus faible de 4.04 %. Cette observation met en lumière l'impact négatif de l'augmentation de la corrélation sur les gains de diversification. Il est suivi par l'Allemagne, qui présente une corrélation conditionnelle moyenne avec le marché mondial de 47.21 % et des bénéfices moyens annuels de 4.70 %.

En revanche, Singapour représente le marché le moins corrélé avec le marché mondial, avec une corrélation moyenne de 9.85 %, et offrant le gain annuel le plus élevé de 9.41 %. Cette valeur souligne le potentiel élevé de diversification des risques de ce marché émergent. L'Espagne affiche également des gains importants, atteignant 8.24 %. En ce qui concerne les

autres pays, les gains annuels de la diversification internationale sont plus modérés : la France (5.47 %), les États-Unis (4.74 %), le Japon (4.88 %) et la Chine (5.34 %).

Cette première analyse met en évidence deux conclusions majeures : d'une part, l'effet de corrélation dynamique sur les gains de diversification, et d'autre part, la persistance de la significativité de ces gains, même en période de crise.

Nous observons également que, durant la période de crise – du 04 mars 2020 au 22 août 2022 – les gains attendus de la diversification internationale ont diminué de manière significative pour l'ensemble des marchés examinés. En particulier, le marché du gaz, dont les gains annuels moyens tirés par un investisseur sont passés de 9.87 % (2015-2020) à 4.95 % (2020-2022). Cette baisse est principalement due à la diminution du prix du risque en 2020, et à l'augmentation de la corrélation conditionnelle entre le marché du gaz et le portefeuille de marché mondial à partir de cette même année.

De même, pour Singapour la réduction des gains annuels a été moins marquée, passant de 13.14 % (2015-2020) à 8.31 % (2020-2022). Par ailleurs, nous pouvons confirmer l'effet de la crise sur les gains en termes de baisse, bien que cette diversification demeure valide. En ce qui concerne les autres marchés, l'évolution des gains attendus révèle une légère diminution durant la crise.

À ce titre, en passant de la période pré-crise – du 05 janvier 2015 au 03 mars 2020 – à la période de crise – du 04 mars 2020 au 22 août 2022 – les bénéfices annuels moyens se sont réduits comme suit : de 4.93 % à 3.46 % pour l'Allemagne, de 6.12 % à 4.15 % pour la France, de 5.49 % à 3.82 % pour les États-Unis, de 5.41 % à 3.76 % pour le Royaume-Unis, de 5.41 % à 3.91 % pour le Japon, de 9.93 % à 7.30 % pour l'Espagne, de 8.46 % à 5.66 % pour l'Italie, de 4.79 % à 3.77 % pour Taïwan, de 9.13 % à 6.18 % pour le pétrole, et de 7.02 % à 4.11 % pour l'or. Cette diminution des gains s'explique par l'augmentation de la corrélation conditionnelle entre les marchés examinés et l'indice mondial à partir de début mars 2020, suite à la crise.

Ces résultats confirment ainsi nos conclusions relatives à l'impact de la crise sur la diversification internationale et témoignent d'une intégration économique et financière entre ces marchés. Les résultats que nous avons obtenus montrent que l'augmentation de la corrélation entre les marchés boursiers est attribuée à la pandémie de Covid-19. Celle-ci a eu un effet significatif en envoyant un signal négatif à l'échelle mondiale, entraînant des réactions communes et simultanées sur tous les marchés.

Cette crise a également engendré une tendance commune et accrue de la corrélation entre les indices, principalement en raison de l'aversion au risque manifestée par les investisseurs internationaux face à l'incertitude. De plus, l'asymétrie d'information concernant la gestion de la crise et la communication financière de la part des gestionnaires de fonds et des autorités durant cette période a exacerbé cette aversion, entraînant ainsi une augmentation de la volatilité sur les marchés étudiés.
Nous estimons également que l'attitude prudente des investisseurs à l'égard du risque a conduit à un mimétisme dans leurs comportements en termes d'allocation de richesse, entraînant ainsi une augmentation de la corrélation et de la volatilité de certains indices. Une seconde explication réside dans la panique suscitée par la crise de la Covid-19.

Cette crise a entraîné un arrêt partiel de l'activité économique, une baisse significative du volume des transactions, et a provoqué un choc systémique sur les marchés boursiers, ce qui a conduit à une augmentation notable de la corrélation entre les indices des marchés financiers. Cette dynamique a eu pour conséquence d'affecter la liquidité.
En ce sens, nous estimons que l'incertitude entourant l'évolution des indices, associée à une asymétrie d'information sur le caractère contagieux de la crise de la Covid-19, ainsi qu'à la baisse de la performance de certains actifs sur les marchés, ont incité les investisseurs à adopter des stratégies de repli. Ces derniers ont ainsi privilégié des investissements dans certains marchés et actifs, ce qui a contribué à la réduction des gains de la diversification internationale durant la période de crise. Les effets combinés de ces facteurs ont provoqué une hausse de la corrélation entre les marchés boursiers, illustrant ainsi leur connectivité croissante durant la crise.

Dans le cadre de l'analyse des gains de diversification, nous examinons empiriquement la performance de chaque portefeuille constitué par les investisseurs des pays de notre échantillon[27]. Les résultats, présentés dans les tableaux (15), (16) et (17), permettent de formuler plusieurs conclusions.
Premièrement, une diminution significative des gains de diversification internationale est observée lors du passage de la période pré-crise à la période post-crise. Cette réduction est principalement attribuée à l'augmentation de la corrélation entre les marchés financiers durant la crise, ainsi qu'aux changements dans le comportement des investisseurs.

[27] Afin de déterminer la composition du portefeuille de chaque investisseur représentatif de chaque pays, nous avons minimisé la matrice variance-covariance de l'ensemble des actifs constituant notre échantillon. Cette minimisation, réalisée selon l'approche de Markowitz, permet d'obtenir les poids optimaux de chaque indice au sein du portefeuille diversifié. Ces poids sont présentés en Annexe (A1).

Deuxièmement, la performance des portefeuilles, mesurée par le ratio de Sharpe, est significativement plus élevée durant la période d'accalmie comparativement à celle de la crise. Cela reflète une baisse de la performance pendant les phases de turbulence économique et financière.

Tableau (15). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période totale du 05/01/2015 au 22/08/2022

	Allemagne	France	États-Unis	Royaume-Unis	Chine	Japon	Espagne	Italie	Singapour	Taïwan	Or	Pétrole	Gaz
Gain anticipé (en %)	4.7025** (1.1205)	5.4784** (2.3254)	4.7452*** (1.0152)	4.8012*** (1.1057)	5.3458*** (1.7077)	4.8825*** (1.1548)	8.2487*** (0.2338)	6.1147** (2.0789)	9.4111*** (2.1745)	4.0445*** (1.0254)	5.4081** (2.4775)	7.1871*** (1.6405)	6.6487*** (1.1872)
Panel A : Rendement du Portefeuille local													
Stratégie locale	0.00624 (0.0070)	0.0095 (0.0104)	0.0155 (0.0163)	0.0012 (0.0012)	-0.0001 (0.00013)	0.0101 (0.0124)	-0.0041 (0.0051)	0.0045 (0.0056)	-0.0008 (0.0068)	0.0093 (0.0133)	0.0092 (0.3990)	0.0326 (1.3301)	0.0259 (1.4066)
Sharpe ratio	0.883	0.918	0.951	0.984	0.932	0.818	0.812	0.797	0.1171	0.699	0.0098	0.8066	0.0166
Panel B : Rendement du Portefeuille diversifié													
Stratégie diversifiée (AR-FIAPARCH-DCC)	0.0008 (0.0007)	0.0009 (0.0008)	0,0008 (0.0007)	0,0005 (0.0004)	0,0008 (0.0007)	0.0010 (0.0009)	0,0015 (0.0013)	0.0009 (0.0008)	0.0011 (0.0009)	0.0124 (0.0102)	0.0334 (0.4501)	0.0478 (1.0104)	0.0441 (1.0022)
Sharpe ratio	1.1005	1.1130	1.1173	1.1206	1.1154	1.1040	1.1035	1.1019	1.1393	1.1022	0.4412	0.0241	0.4105

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, (.) L'écart type est reporté entre parenthèses.*

Le ratio de Sharpe mesure l'écart de rentabilité d'un actif financier par rapport au taux de rendement sans risque divisé par un indicateur de risque (l'écart type).

Tableau (16). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période calme du 05/01/2015 au 03/03/2020

	Allemagne	France	États-Unis	Royaume-Unis	Chine	Japon	Espagne	Italie	Singapour	Taïwan	Or	Pétrole	Gaz
Gain anticipé (en %)	4.9347*** (0.1975)	6.1205*** (1.5507)	5.4935*** (1.4015)	5.4142** (1.3254)	6.7874** (1.2597)	5.4149*** (1.8754)	9.9288** (0.4014)	8.4578*** (1.3215)	13.147*** (1.5048)	4.7899*** (1.1477)	7.0174*** (1.9714)	9.1308** (1.4502)	9.8707 (1.4579)
Panel A : Rendement du Portefeuille local													
Stratégie locale	0.01427 (0.01107)	0.01589 (0.01067)	0.00904 (0.00845)	0.00911 (0.008705)	0.01501 (0.01113)	0.01478 (0.01357)	0.01678 (0.01141)	0.01597 (0.01357)	0.00132 (0.00748)	0.01124 (0.01110)	0.01145 (0.2245)	0.0077 (1.0114)	-0.0094 (1.2052)
Sharpe ratio	1.1483	1.1518	1.1995	1.1974	1.1432	1.1378	1.1412	1.1397	1.1771	1.0122	0.1104	0.0041	-0.0067
Panel B : Rendement du Portefeuille diversifié													
Stratégie diversifiée (AR-FIAPARCH-DCC)	0.24462 (0.1205)	0.29546 (0.1134)	0.37808 (0.2108)	0.26487 (0.1187)	0.22457 (0.1337)	0.21541 (0.1298)	0.34571 (0.2211)	0.35215 (0.2054)	0.17458 (0.1255)	0.18791 (0.1472)	0.1045 (0.2147)	0.0343 (0.7894)	0.0033 (1.0081)
Sharpe ratio	1.5927	1.5952	1.6439	1.6418	1.5876	1.5822	1.5856	1.5841	1.6215	1.3347	0.6608	0.0405	0.0030

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, (.) L'écart type est reporté entre parenthèses.*

Le ratio de Sharpe mesure l'écart de rentabilité d'un actif financier par rapport au taux de rendement sans risque divisé par un indicateur de risque (l'écart type).

Tableau (17). Évaluation de la performance de la stratégie de diversification pour la période de crise du 04/03/2020 au 22/08/2022

	Allemagne	**France**	**États-Unis**	**Royaume-Unis**	**Chine**	**Japon**	**Espagne**	**Italie**	**Singapour**	**Taïwan**	**Or**	**Pétrole**	**Gaz**
Gain anticipé (en %)	3.4578** (1.4787)	4.1455** (2.13325)	3.8198*** (0.2468)	3.7775** (1.1082)	4.9928** (2.0001)	3.9117*** (0.0179)	7.3014*** (1.8754)	5.6645*** (1.1476)	8.3148*** (1.8879)	3.7708* (2.1714)	4.1118*** (1.3322)	6.1782** (1.3145)	4.9541 (2.3015)
Panel A : Rendement du Portefeuille local													
Stratégie locale	-0.00013 (0.0246)	-0.00103 (0.0243)	-6.02E-05 (0.0275)	-0.00106 (0.0220)	-0.00035 (0.0202)	2.95E-05 (0.0213)	-0.00143 (0.0244)	-0.00094 (0.0262)	-0.00135 (0.0179)	-0.00078 (0.00031)	0.00932 (0.3170)	0.0853 (1.8249)	0.1005 (1.7538)
Sharpe ratio	-0.0559	-0.0668	-0.0151	-0.0717	-0.0602	0.0818	-0.0812	-0.0637	-0.0771	-0.0457	0.0498	0.0781	0.0455
Panel B : Rendement du Portefeuille diversifié													
Stratégie diversifiée (AR-FIAPARCH-DCC)	0.00072 (0.0009)	0.00673 (0.0091)	0.00584 (0.0066)	0.00014 (0.0002)	0.00496 (0.0062)	0.00589 (0.0064)	0.00322 (0.0064)	0.00072 (0.0009)	0.00044 (0.0008)	0.00245 (0.0053)	0.0111 (0.1701)	0.0714 (1.0128)	0.0109 (1.2048)
Sharpe ratio	0.8045	0.7397	0.8856	0.7002	0.8010	0.9186	0.4997	0.7996	0.5539	0.4578	0.4004	0.0700	0.0089

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, (.) L'écart type est reporté entre parenthèses.*

Le ratio de Sharpe mesure l'écart de rentabilité d'un actif financier par rapport au taux de rendement sans risque divisé par un indicateur de risque (l'écart type).

Conclusion

L’analyse de la contagion financière durant les crises demeure une question d’actualité. Dans ce troisième chapitre, nous avons examiné l'impact de la crise sanitaire liée à la Covid-19 sur dix indices boursiers représentatifs des principaux marchés internationaux. À cet échantillon, nous avons ajouté trois indices de matières premières, que sont ceux du pétrole, du gaz et de l’or, ainsi que l'indice du marché mondial, le MSCI.

Notre analyse repose sur l’estimation de deux modèles, à savoir l’AR-FIAPARCH-DCC et la régression dynamique Markov Switching, sur la période du 05 janvier 2015 au 22 août 2022. Le choix de ces deux approches méthodologiques présente un double intérêt. Il permet, d’une part, de tenir compte du caractère dynamique de l’évolution des indices, et d’autre part, de déterminer le caractère contagieux du marché chinois et les périodes de crise.

Les principaux résultats de notre étude empirique ont confirmé l'impact de la crise du Covid-19 sur les marchés financiers, en soulignant la transmission des chocs, notamment au début de la crise. Nous avons également observé la présence marquée de regroupements de volatilité tout au long de la période analysée, phénomène qui s’intensifie particulièrement durant la crise sur l'ensemble des marchés concernés.

L’utilisation du modèle FIAPARCH s'est révélée appropriée pour examiner le regroupement de volatilité, l’effet d’asymétrie des chocs sur les indices ainsi que la présence d’une mémoire longue. En outre, nos résultats ont montré le caractère contagieux de l'indice chinois, et une propagation de la crise liée à la pandémie vers les autres marchés à des vitesses variables. Nous avons également observé que la variation de la corrélation dynamique révèle un effet particulièrement prononcé entre les paires Chine-pétrole, Chine-Italie et Chine-gaz.

En sus, nos résultats ont indiqué que le prix du risque est significativement influencé par des facteurs tels que le taux de mortalité (DEATH), la prime de terme (DPTEU) et la prime de défaut (PDEU), tandis qu'il ne semble pas être sensiblement affecté par le taux d'inflation (INF), le produit intérieur brut (PIB) ou le rendement en dividende du portefeuille de marché mondial (RDM).

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous avons déterminé les gains potentiels de la diversification internationale, en les évaluant spécifiquement avant et pendant la pandémie. Cette approche constitue une contribution innovante et significative à notre étude, mettant en lumière une diminution des gains de diversification, attribuée à une augmentation de la corrélation entre les marchés examinés et l'indice mondial, et ce, à partir du début de la crise en mars 2020. Ces résultats confirment l’impact indéniable de la crise sur la diversification internationale.

Dans la continuité de cette analyse, nous avons observé une réduction significative des gains de diversification en passant de la période pré-crise à la période de crise, sur la base du ratio de Sharpe. Celui-ci est plus élevé durant la période d'accalmie, ce qui reflète une baisse de la performance en période de crise économique et financière.

Les conclusions issues de cette analyse apportent des informations pertinentes non seulement sur le rôle du marché chinois comme foyer de crise, mais elles soulignent également l'importance cruciale, pour les investisseurs, de diversifier leurs portefeuilles, particulièrement en période de crise, afin de minimiser les risques liés à la volatilité du marché.

Chapitre 4. Dynamique de la volatilité entre les marchés boursiers pendant la guerre russo-ukrainienne : l'approche de connectivité DCC-GARCH

Résumé

Dans ce chapitre, nous nous proposons de déterminer et d'analyser la connectivité entre les indices boursiers durant la guerre russo-ukrainienne. Notre étude empirique se concentre sur la transmission de la volatilité émanant du marché russe, perçu comme un foyer de crise, vers les autres marchés. L'échantillon de notre analyse comprend quinze indices boursiers et couvre la période du 05 janvier 2015 au 16 mai 2023. À cette fin, nous utilisons l'approche de connectivité DCC-GARCH proposée par Gabauer (2020).

Les résultats obtenus montrent que la connectivité, et par extension le risque systémique entre les indices boursiers, varie dans le temps et en fonction des marchés. De plus, nos résultats révèlent que la connectivité dynamique totale est influencée par des événements économiques majeurs, des décisions politiques, ainsi que par d'autres événements internationaux. L'un des principaux constats de notre étude est que le déclenchement de la guerre russo-ukrainienne a entraîné un changement significatif dans le statut de certains marchés en matière de transmission ou de réception du risque des autres marchés. À ce titre, les marchés russe, chinois et italien ont changé de statut, passant de transmetteurs nets à récepteurs nets de chocs. En revanche, des marchés tels que le Japon, Taïwan, Singapour, l'Ukraine, ainsi que plusieurs marchés européens, dont la France, le Royaume-Uni, l'Allemagne et l'Espagne, ont su maintenir leur statut de récepteurs nets de chocs. Ce passage d'un statut à un autre témoigne d'une certaine résilience relative face aux crises majeures. Par ailleurs, nous observons que le marché américain a évolué vers un rôle de transmetteur net de chocs, ce qui reflète son effet et son intégration avec les autres marchés. Enfin, les marchés des matières premières oscillent entre les statuts de récepteur et de transmetteur nets de chocs, phénomène que nous attribuons à la volatilité de différents facteurs, notamment les prix des matières premières et les changements dans la demande mondiale.

Introduction

Ces dernières années, le secteur financier a été marqué par deux crises majeures : la pandémie de Covid-19 et le conflit russo-ukrainien. Ces événements ont eu des répercussions considérables sur l'économie mondiale, affectant notamment les marchés boursiers et les cours des matières premières. Alors que certains marchés continuent de ressentir les effets de la crise sanitaire, et que de nombreuses économies retrouvent leurs indicateurs d'avant la pandémie, une nouvelle crise de grande envergure a éclaté : la guerre russo-ukrainienne. En effet, le 24 février 2022, l'invasion de l'Ukraine par la Fédération de Russie a déclenché une crise économique et financière à l'échelle mondiale.

Le déclenchement de ce conflit est considéré comme un événement marquant en matière de transmission de volatilité sur les marchés financiers, notamment sur les matières premières. À cet égard, certains auteurs, tels que Yarovaya et al. (2022), suggèrent que les risques provoqués par cette crise présentent des caractéristiques similaires à celles de la théorie des « cygnes noirs »[28].

En outre, cette guerre a eu un impact négatif sur les cours des actions et des indices boursiers. Cependant, force est de constater que la littérature scientifique n'a pas encore consacré une attention particulière à l'analyse de la transmission de la volatilité entre les marchés durant cette période de crise.

En revanche, plusieurs études ont abordé l'effet de la guerre sur les rendements des actions. À titre d'exemple, Choudhry (2010) montre que les rendements des actions des entreprises cotées sur le marché américain ont subi différentes ruptures structurelles en raison des événements militaires pendant la Seconde Guerre mondiale, entraînant une augmentation significative de la volatilité. De plus, Hudson et Urquhart (2015) examinent l'impact de cette même guerre sur le marché boursier britannique et révèlent l'existence de liens de causalité entre la guerre et les rendements du marché. Ces mêmes auteurs analysent en 2022 l'effet des catastrophes navales sur le marché britannique, soulignant que seules quelques « catastrophes navales », politiquement significatives, ont eu un impact sur la performance du FT30. Plus récemment, Adekoya et al. (2022) observent une hausse de l'intégration entre le pétrole et les autres marchés financiers au début du conflit russo-ukrainien, par rapport à la période précédant la guerre. Ces travaux convergent vers la conclusion d'une amplification de la volatilité et de l'instabilité entre

[28] À titre d'exemple, les crises financières, les catastrophes naturelles, les élections, les crises sanitaires, les attaques terroristes.

les indices et les cours des actions de certains secteurs, notamment industriels. Ce constat a été confirmé par Wang et al. (2022) et Agyei (2023).

En outre, certains auteurs soulignent les défis uniques posés par cette guerre pour les marchés financiers, mettant en exergue l'importance stratégique de l'Ukraine en tant qu'exportateur clé de produits agricoles, et de la Russie en tant qu'acteur majeur sur les marchés de l'énergie et des matières premières. Cette situation a entraîné une réduction de l'offre de matières premières, augmentant ainsi l'incertitude et amplifiant leurs volatilités. Ce constat, observé par l'analyse de quelques données statistiques sur l'évolution des cours des matières premières et de leurs variations, nous a conduits à examiner la dynamique entre ces marchés et la propagation du choc lié au conflit. L'évaluation de ce choc s'appuie sur la connectivité et l'intégration entre les marchés des matières premières et les marchés boursiers.

Il convient de noter que diverses approches ont été proposées pour étudier ce processus de transmission de volatilité. Parmi elles, l'utilisation de la famille de modèles vectoriels autorégressifs (VAR), tels que TVP-VAR et PVAR, ou la méthode de Diebold et Yilmaz (2009, 2012, 2014), ont été employées afin de mesurer le débordement de volatilité et de quantifier ce choc. Ces auteurs ont développé une approche de connectivité dynamique, dénommée « approche DY », qui repose sur la décomposition de la variance des erreurs de prévision à partir des modèles VAR, permettant d'évaluer la transmission de la volatilité entre les marchés financiers.

Afin de pallier les limites de « l'approche DY », Gabauer (2020) propose une alternative au cadre de connectivité dynamique introduit par Diebold et Yilmaz (2012, 2014), l'approche de connectivité DCC-GARCH, qui combine la méthodologie de connectivité de Diebold et Yilmaz avec le modèle DCC-GARCH. Cette extension présente deux avantages majeurs. D'une part, elle permet d'éviter le recours à une méthode à fenêtre glissante pour capturer la dynamique variable dans le temps, et d'autre part, elle permet de tester si les mécanismes de propagation d'un choc varient dans le temps.

C'est dans ce sens que Zhang et al. (2022) étudient la connectivité dynamique entre l'indice boursier ESG[29], l'indice des énergies renouvelables, l'indice des obligations vertes, l'indice de la durabilité et les contrats à terme sur les émissions de carbone. Les auteurs mettent en évidence la présence d'une connectivité dynamique, entraînant ainsi un risque systémique entre l'ensemble de ces marchés. Ils démontrent que cette connectivité et cette intégration sont

[29] Les critères environnementaux, sociaux et de gouvernance.

influencées par certaines décisions adoptées par les gouvernements, et précisent que les contrats à terme sur les émissions de carbone sont des transmetteurs nets de chocs, tandis que les obligations vertes jouent un rôle de récepteur.

De même, Benlagha et Omari (2022) examinent l'effet de la pandémie de Covid-19 sur la connectivité dynamique entre l'or, le pétrole et les cinq principaux marchés boursiers que sont l'Allemagne, la Chine, les États-Unis, le Japon et le Royaume-Uni, en utilisant l'approche de connectivité DCC-GARCH de Gabauer (2020). Leur étude révèle une augmentation de la connectivité entre les marchés pétroliers et boursiers pendant la crise du Covid-19, comparativement à la période précédente. Ils observent que, durant cette crise, l'or agit comme un récepteur net de chocs provenant des cinq marchés boursiers, tandis que le pétrole se positionne comme le principal transmetteur de ces chocs.

De plus, Mahran (2023) analyse l'effet de la guerre russo-ukrainienne sur la corrélation et la volatilité entre les indices sectoriels en Égypte, en utilisant l'approche de connectivité DCC-GARCH. Ses résultats montrent que la connectivité entre les secteurs égyptiens évolue au fil du temps, avec un taux d'intégration entre les différents secteurs de l'ordre de 73.24 %. Par ailleurs, l'étude met en évidence que, durant la guerre, le secteur des transports a joué un rôle central dans l'augmentation de la volatilité de ces différents indices sectoriels égyptiens.

Plus récemment, Rault et al. (2024) analysent la connectivité entre les prix du pétrole et les taux de change des dix principaux pays importateurs et exportateurs de pétrole. Les auteurs soulignent que la pandémie de Covid-19 et la guerre russo-ukrainienne ont modifié les relations entre ces indices, entraînant une diminution de la connectivité, et ainsi de l'intégration, entre ces marchés au fil du temps.

À la lumière de l'absence d'études empiriques portant spécifiquement sur la transmission des chocs entre le marché russe et les marchés boursiers durant la guerre russo-ukrainienne, ce chapitre propose une étude empirique visant à analyser leur connectivité à l'aide de l'approche de connectivité DCC-GARCH pendant la période de guerre.

L'objectif de notre étude est d'examiner la connectivité directionnelle dynamique entre le marché russe, les principaux marchés boursiers et les matières premières. Les tests menés dans ce cadre permettent d'évaluer le comportement de ces marchés en période de guerre et d'analyser leurs réactions à la suite de ce choc.

Ce chapitre s'articule autour de deux sections. La première décrit la méthodologie économétrique et les données composant notre échantillon, tandis que la seconde présente les résultats empiriques et leurs analyses.

1. Données et méthodologie

1.1 Données

L'analyse empirique présentée dans cette première section se concentre sur douze indices boursiers et trois indices de matières premières, dans le but d'étudier les effets dynamiques des relations entre l'indice boursier russe et les autres marchés. L'objectif est d'évaluer si les chocs provenant de l'indice russe ont eu un impact sur les autres marchés composant notre échantillon, en cherchant à déterminer si ce marché révèle un caractère contagieux à la suite du déclenchement de la guerre russo-ukrainienne.

Les données utilisées dans nos tests sont identiques à celles des précédents chapitres de la présente thèse, avec quelques ajustements, notamment l'extension de la période d'observation jusqu'en 2023, et l'intégration des indices russe et ukrainien à notre échantillon.

Ce choix est justifié par la forte interconnexion de l'économie russe avec le reste du monde, en particulier en matière de commerce de biens et de services, la Russie occupant la troisième place mondiale en tant qu'exportateur de pétrole et étant le principal fournisseur de gaz pour l'Europe, les États-Unis, la Chine et certains pays émergents[30].

À notre connaissance, cette étude empirique constitue la première analyse de l'impact de cette guerre sur la connectivité entre le marché russe et les marchés boursiers d'une part, et les matières premières d'autre part.

Afin d'examiner de manière approfondie l'impact de cette crise sur les marchés en matière de transmission de volatilité et d'analyse comportementale des indices, nous avons divisé notre période d'observation en deux sous-périodes distinctes : la première, « pré-guerre », couvrant la période du 05 janvier 2015 au 23 février 2022[31], et la deuxième, « post-durant guerre », s'étendant du 01 janvier 2023 au 16 mai 2023 ; les dates étant sélectionnées en fonction de celle de l'invasion du sud de l'Ukraine par la Russie. Cette division en deux sous-périodes nous permet également d'analyser plus précisément l'impact du marché russe sur les matières premières et les indices avant et post-durant le déclenchement du conflit.

[30] Voir la base de données *« The World Integrated Trade Solution (WITS) »: world Bank. Country Snapshot. /RUSSIA.*
[31] À partir de cette date, les valeurs de l'indice ukrainien sont devenues invariables dans le temps.

1.2 Méthodologie

Comme mentionné dans la section précédente, l'objectif de ce chapitre est d'explorer et de visualiser la connectivité dynamique entre les indices boursiers ainsi qu'un ensemble d'indices de matières premières avant et pendant la guerre russo-ukrainienne. Pour ce faire, nous adoptons l'approche de connectivité DCC-GARCH, qui intègre le modèle de corrélation conditionnelle dynamique (DCC-GARCH), les « *Volatility Impulse Response Functions* » (VIRF) ainsi que l'approche de connectivité de Diebold et Yilmaz (2012, 2014).

Dans un premier temps, nous estimons le modèle DCC-GARCH en suivant la méthode d'Engle (2002), afin d'examiner l'évolution et la variation de la volatilité conditionnelle dans le temps. Dans un deuxième temps, nous calculons les VIRF, qui s'inscrivent dans le même cadre conceptuel que les « *Generalised Impulse Response Functions* » (GIRFs). Dans un troisième temps, nous analysons la dynamique de contagion entre les indices boursiers, ce qui nous conduit à déterminer la connectivité directionnelle variable dans le temps, ainsi que la connectivité directionnelle nette pour chaque paire d'indices, qui est également variable dans le temps.

1.2.1 Le modèle DCC-GARCH

Afin d'étudier la volatilité conditionnelle variable dans le temps, nous utilisons le modèle DCC-GARCH en deux étapes, établi par Engle (2002). Le modèle DCC-GARCH (1,1) est formulé de la manière suivante :

$$y_t = \mu_t \ + \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \ |F_{t-1} \sim N(0, H_t \ ) \tag{1}$$

$$\varepsilon_{t=} H_t^{1/2} u_t \qquad u_t \sim N(0, I) \tag{2}$$

Avec F_{t-1} figure toutes les informations disponibles jusqu'à *t-1*. $y_t, \mu_t, \varepsilon_t$ et u_t sont $N \times 1$ des vecteurs bidimensionnels désignant respectivement la série temporelle analysée, la moyenne conditionnelle, le terme d'erreur et le terme d'erreur standardisé.

La matrice H_t est définie comme suit :

$$H_t = D_t R_t D_t \tag{3}$$

Où $D_t = diag\left(h_{1t}^{1/2}, h_{2t}^{1/2}\right)$, R_t et H_t sont des matrices de dimension *(N × N)* qui représentent respectivement les variances conditionnelles variant dans le temps, les corrélations conditionnelles dynamiques et les matrices de variance-covariance conditionnelles variant également dans le temps.

Dans la première étape, nous utilisons un modèle GARCH de Bollerslev (1986) pour chaque série. En nous appuyant sur l'article de Hansen et Lunde (2005), nous supposons un choc et un paramètre de persistance de volatilité sous la forme suivante :

$$h_{ii,t} = \omega + \alpha\varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta h_{ii,t-1} \quad (4)$$

Avec α et β sont des paramètres de choc et de persistance non négatifs. α et β satisfont cette condition : α + β < 1.

Au cours de la deuxième étape, nous calculons les corrélations conditionnelles dynamiques de la manière suivante :

$$R_t = \text{diag}\left(q_{iit}^{-1/2}, \dots, q_{NNt}^{-1/2}\right) Q_t \, \text{diag}\left(q_{iit}^{-1/2}, \dots, q_{NNt}^{-1/2}\right) Q_t \quad (5)$$

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + a u_{t-1} u'_{t-1} + b\, Q_{t-1} \quad (6)$$

Avec Q_t et $\bar{Q}$ sont des matrices positives de dimension N × *N,* désignant la matrice de variance-covariance des résidus standardisés conditionnels et inconditionnels, respectivement. *a* (α) , *b* (β) sont des paramètres de choc et de persistance non négatifs, vérifiant cette condition : $a + b < 1 (\alpha + \beta \leq 1)$. Si la condition $a + b < 1$ est satisfaite, Q_t et R_t peuvent varier au fil du temps, sinon ce modèle se réoriente vers le modèle *Constant Conditional Correlation* (CCC-GARCH), où R_t est constant dans le temps.

1.2.2 Fonctions de réponse impulsionnelles (VIRF)

L'approche de connectivité introduite par Diebold et Yilmaz (2012, 2014) repose sur le concept de GIRFs développé par Koop et al. (1996), ainsi que par Pesaran et Shin (1998). Les GIRFs offrent la possibilité d'être indépendantes de l'ordre des variables et s'interprètent comme l'effet d'un choc de la variable *i* sur la variable *j* :

$$\text{GIRF}\left(J, \boldsymbol{\delta}_{j,t}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) = E\left(\boldsymbol{y}_{t+J} | \varepsilon_{j,t} = \boldsymbol{\delta}_{j,t}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) - E\left(\boldsymbol{y}_{t+J} | \varepsilon_{j,t} = \boldsymbol{0}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) \quad (7)$$

De même, le VIRF désigne l'effet d'un choc sur les volatilités conditionnelles de la variable *i* sur la variable *j* et peut être exprimé de la manière suivante :

$$\psi^g = \text{VIRF}\left(J, \boldsymbol{\delta}_{j,t}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) = E\left(\boldsymbol{H}_{t+J} | \varepsilon_{j,t} = \boldsymbol{\delta}_{j,t}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) - E\left(\boldsymbol{H}_{t+J} | \varepsilon_{j,t} = \boldsymbol{0}, \boldsymbol{F}_{t-1}\right) \quad (8)$$

Avec $\varepsilon_{j,t}$ est un vecteur de sélection avec un en *j*-ème position et zéro sinon.

La prévision des variances-covariances conditionnelles est effectuée sur la base du modèle DCC-GARCH. Cette prévision constitue la base fondamentale dans la VIRF, et peut être effectuée en trois étapes successives.

Premièrement, les volatilités conditionnelles ($\boldsymbol{D}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t$) sont prédites par le modèle univarié GARCH (1, 1) de la manière suivante :

$$E\left(h_{ii,t+1}|\boldsymbol{F}_t\right) = \omega + \alpha\delta_{1,t}^2 + \beta h_{ii,t} h = 1 \tag{9}$$

$$E\left(h_{ii,t+h}|\boldsymbol{F}_t\right) = \sum_{i=0}^{h-1} \omega + (\alpha+\beta)^i + (\alpha+\beta)^{h-1} E\left(h_{ii,t+h-1}|\boldsymbol{F}_t\right) h > 1 \tag{10}$$

Deuxièmement, la prévision de *E* ($\boldsymbol{Q}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t$) est obtenue comme suit :

$$E(\boldsymbol{Q}_{t+1}|\boldsymbol{F}_t) = (1-a-b)\overline{\boldsymbol{Q}} + a\boldsymbol{u_t}\boldsymbol{u_t'} + b\boldsymbol{Q_t} h = 1 \tag{11}$$

$$E(\boldsymbol{Q}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) = (1-a-b)\overline{\boldsymbol{Q}} + aE(\boldsymbol{u}_{t+h-1}\boldsymbol{u}'_{t+h-1}|\boldsymbol{F}_t) + bE(\boldsymbol{Q}_{t+h-1}|\boldsymbol{F}_t) h > 1 \tag{12}$$

Avec $E(\boldsymbol{u}_{t+h-1}\boldsymbol{u}'_{t+h-1}|\boldsymbol{F}_t) \simeq E(\boldsymbol{Q}_{t+h-1}|\boldsymbol{F}_t)$, ce qui permet d'estimer les corrélations conditionnelles dynamiques.

Troisièmement, les variances-covariances conditionnelles sont présentées dans l'expression suivante :

$$E(\boldsymbol{R}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) \simeq diag\left(E\left(q_{iit+h}^{-\frac{1}{2}}|\boldsymbol{F}_t\right), \ldots., E\left(q_{NNt+h}^{-\frac{1}{2}}|\boldsymbol{F}_t\right)\right)$$
$$E(\boldsymbol{Q}_{t+h}) diag\left(E\left(q_{iit+h}^{-\frac{1}{2}}|\boldsymbol{F}_t\right), \ldots., E\left(q_{NNt+h}^{-\frac{1}{2}}|\boldsymbol{F}_t\right)\right) \tag{13}$$

$$E(\boldsymbol{H}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) \simeq E(\boldsymbol{D}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) E(\boldsymbol{R}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) E(\boldsymbol{D}_{t+h}|\boldsymbol{F}_t) \tag{14}$$

1.2.3 Approche de connectivité dynamique

Le calcul de la « *Generalised Forecast Error Variance Decomposition »* (GFEVD) s'appuie sur la fonction VIRF. Elle peut être décrite comme la connectivité directionnelle entre la variable *j* et la variable *i*. Ces parts de variance sont normalisées, de manière que chaque ligne s'additionne à 1, ce qui indique que toutes les variables expliquent 100 % de la variance de l'erreur de prévision de la variable *i.*

Le processus de calcul se déroule de la manière suivante :

$$\tilde{\phi}_{ij,t}^{g}(J) = \frac{\sum_{t=1}^{J-1} \psi_{ij,t}^{2,g}}{\sum_{j=1}^{N} \sum_{t=1}^{J-1} \psi_{ij,t}^{2,g}} \quad (15)$$

Avec $\sum_{j=1}^{N} \phi_{ij,t}^{g}(J) = 1 \; et \; \sum_{i,j=1}^{N} \phi_{ij,t}^{g}(J) = N$. L'effet cumulé agrégé de tous les chocs est représenté par le dénominateur, tandis que le numérateur reflète l'effet cumulé du choc *i*.

En se basant sur la GFEVD, l'indice de connectivité totale (TCI) est exprimé par :

- Indice de connectivité totale (TCI)

$$C_{t}^{g}(J) = \frac{\sum_{i,j=1,i\neq j}^{N} \tilde{\phi}_{ij,t}^{g}(J)}{N} \quad (16)$$

D'une manière générale, le TCI représente la proportion moyenne de la variance de l'erreur de prévision d'une variable qui est expliquée par toutes les autres variables. En d'autres termes, il mesure l'ampleur de l'impact d'un choc émanant d'une variable sur toutes les autres variables. Ces chocs sont variables et, par la suite, nous retenons leurs valeurs moyennes.

Une fois le TCI dérivé, nous pouvons déterminer la connectivité directionnelle totale vers d'autres variables, ce qui implique le transfert des débordements de la variable *i* vers la variable *j*, par :

- Connectivité directionnelle totale (TO)

$$C_{i\rightarrow j,t}^{g}(J) = \frac{\sum_{i,j=1,i\neq j}^{N} \tilde{\phi}_{ji,t}^{g}(J)}{\sum_{j=1,}^{N} \tilde{\phi}_{ji,t}^{g}(J)} \quad (17)$$

Lorsque la variable de débordement *i* reçoit les variations ou chocs des variables *j*, cela correspond à la connectivité directionnelle totale des autres. Celle-ci est calculée de la manière suivante :

- Connectivité directionnelle totale (FROM)

$$C_{i\leftarrow j,t}^{g}(J) = \frac{\sum_{j=1,i\neq j}^{N} \tilde{\phi}_{ij,t}^{g}(J)}{\sum_{\circ=1}^{N} \tilde{\phi}_{ij,t}^{g}(J)} \quad (18)$$

Ainsi, en prenant en compte l'estimation des différents taux de variation des indices, qu'ils proviennent ou se dirigent vers des autres, nous calculons la différence entre la connectivité directionnelle totale (TO) et la connectivité directionnelle totale (FROM), ce qui nous donne la connectivité directionnelle totale nette (NET) de la variable *i*.

La connectivité directionnelle totale nette, qui représente l'impact de la variable *i* sur « le réseau »[32] étudié, peut être interprétée comme :

- Connectivité directionnelle totale nette (NET)

$$C_{i,t}^{g} = C_{i\to j,t}^{g}(J) - C_{i\leftarrow j,t}^{g}(J) \quad (19)$$

Si la variable *i* présente une valeur positive, ou négative, de connectivité directionnelle totale nette, cela indique que la variable *i* agit comme un transmetteur de sa volatilité – ou un récepteur de volatilité à partir des autres indices.

Il convient de noter également que dans le cadre de cette connectivité entre les indices, nous pouvons estimer et obtenir la connectivité directionnelle nette par paire (NPDC) entre la variable *i* et la variable *j*. Cette connectivité est donnée par :

$$NPDC_{ij}(J) = \tilde{\phi}_{ji,t}^{g}(J) - \tilde{\phi}_{ij,t}^{g}(J) \quad (20)$$

Où un résultat $NPDC_{ij}$ positif (négatif) signifie que la variable *i* domine (est dominée par) la variable *j*.

Dans la section suivante, nous exposons les résultats obtenus. Au préalable, il convient de rappeler que notre étude repose sur un échantillon composé de douze indices boursiers, intégrant les principaux marchés internationaux – Japon, France, Allemagne, Royaume-Uni, États-Unis, Chine, Singapour, Taïwan, Espagne, Italie, Russie, Ukraine – ainsi que des indices des matières premières – pétrole WTI, or et gaz. Notre analyse s'étend sur deux périodes d'observation : la première, du 05 janvier 2015 au 23 février 2022, et la seconde, du 01 janvier 2023 au 16 mai 2023.

2. Résultats empiriques

2.1 Analyse des statistiques descriptives

L'analyse préliminaire de cette étude couvre plusieurs aspects essentiels pour comprendre la dynamique des marchés étudiés. Elle inclut notamment un examen approfondi des statistiques descriptives, qui offrent un aperçu des caractéristiques clés des données.

Les résultats statistiques relatifs aux rendements composant notre échantillon sont reportés dans le tableau (1), qui nous permet de constater que le marché américain enregistre le rendement le plus élevé, tandis que l'Ukraine affiche le rendement le plus faible. La mesure de la volatilité

[32] La notion de réseau est liée à la connexion et à l'interaction entre les différents indices composant notre échantillon. Cette connectivité est présentée par les tableaux (2) et (3), qui restituent les estimations de la transmission de la volatilité.

historique, donnée par la variance, révèle que le gaz présente le rendement le plus volatil, à l'inverse de l'or et de Singapour, qui constituent les marchés les moins volatils avec des valeurs respectives de 0.75 % et 0.88 %.

Les statistiques indiquent également que les coefficients d'asymétrie (*skewness)* sont généralement négatifs, ce qui signifie que la distribution de nos rendements est étalée vers la gauche. Cela démontre clairement que nos indices auront une réaction plus sensible aux événements à impact négatif que positif dans le futur.

De plus, nous constatons aussi le caractère leptokurtique de nos séries de rendements. En effet, la *kurtosis* prend une valeur positive (K>3) pour tous les indices boursiers, ce qui indique une forte probabilité des points extrêmes dans les rendements calculés. Cette observation justifie le choix d'une distribution à queues épaisses.

Par ailleurs, les résultats du test de racine unitaire ERS révèlent que les indices de notre échantillon sont stationnaires, tandis que le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse nulle de normalité. En outre, l'analyse d'autocorrélation met en évidence une faible corrélation dans les rendements moyens de nos indices, mais une forte corrélation dans le carré des rendements (Q[20] et Q^2[20]). En d'autres termes, la relation de dépendance observée dans la série des rendements au carré suggère l'existence d'un effet ARCH dans les rendements.

En somme, les statistiques descriptives indiquent la présence de problèmes liés à la non-normalité résiduelle, à l'hétéroscédasticité et aux fluctuations extrêmes des queues épaisses dans la série étudiée. Ces constatations nous amènent à utiliser l'approche de connectivité DCC-GARCH afin d'estimer la connectivité en évolution dynamique entre les indices.

Tableau (1). Statistiques descriptives

	Chine	Japon	Taïwan	Singapour	France	Royaume-Unis	Allemagne	Italie	Espagne	États-Unis	Ukraine	Russie	Pétrole	Gaz	Or
Mean	-0.002	0.018	0.025	-0.012	0.026	0.007	0.007	0.011	-0.001	0.104**	-0.055	0.007	0.039	0.012	0.024
Variance	2.141***	1.293***	1.148***	0.887***	1.451***	1.057***	1.533***	2.133***	1.743***	3.721***	5.365***	5.203***	10.719***	2667.606***	0.757***
Skewness	0.175***	-0.198***	-0.221***	-0.223***	-0.911***	-0.912***	-0.691***	-1.704***	-1.421***	-0.241***	-2.788***	-4.844***	1.081***	0.318***	-0.167***
Kurtosis	5.761***	5.818***	4.240***	6.568***	12.102***	13.105***	10.947***	19.644***	17.579***	8.879***	92.669***	113.145***	34.193***	39.389***	3.610***
JB	3028.345***	3091.811***	1652.029***	3940.435***	13617.143***	15915.595***	11068.345***	36139.136***	28830.203***	7189.480***	783572.176***	1172437.469***	106723.115***	141094.190***	1195.187***
ERS	-20.497***	-13.875***	-13.942***	-5.770***	-3.299***	-4.213***	-3.703***	-2.300**	-3.048***	-12.358***	-19.101***	-10.709***	-5.169***	-31.186***	-10.177***
Q (20)	35.712***	15.264	17.853**	35.582***	23.384***	31.995***	21.843***	25.807***	25.084***	126.024***	159.235***	27.650***	80.692***	278.652***	9.413
	(0.000)	(0.111)	(0.042)	(0.000)	(0.004)	(0.000)	(0.008)	(0.001)	(0.002)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.570)
Q2(20)	394.461***	434.471***	441.473***	1836.196***	735.739***	838.052***	525.379***	286.733***	334.659***	1175.657***	446.844***	108.606***	1165.066***	675.906***	123.664***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

****, ** et * indiquent une signification statistique, respectivement, au seuil de 1%, 5% et 10 %.*

Dans la continuité de cette analyse, et afin de mieux discerner le caractère aléatoire des rendements d'une part, et la forte variation de leurs volatilités d'autre part, l'évolution des rendements sur l'ensemble de la période étudiée est illustrée à la figure (1), ce qui permet de dégager plusieurs éléments significatifs.

Tout d'abord, il peut être constaté une augmentation de la variation des rendements au cours des années 2020 et 2022. Ce phénomène est particulièrement marqué pour la majorité des indices, ce qui pourrait indiquer la présence d'une période de crises financières et de changements structurels dans l'évolution de la volatilité des actifs de notre échantillon.

Ensuite, certains indices, comme l'or et l'indice japonais, présentent une variation plus dynamique de leur volatilité, ce qui pourrait refléter la manière dont ces indices réagissent aux incertitudes du marché. En particulier, l'or, en tant que valeur refuge, attire les investisseurs en période d'incertitude accrue, ce qui peut entraîner des variations significatives dans son rendement en réponse aux fluctuations du marché.

Enfin, les graphiques de la figure (1) montrent distinctement l'effet de la crise du Covid-19 sur l'ensemble des rendements des marchés. En revanche, l'impact de la guerre russo-ukrainienne est moins perceptible pour certains indices, tels que ceux de l'Italie et de l'Espagne, tandis qu'il est plus prononcé pour d'autres, comme ceux de la Chine, des États-Unis et du gaz.

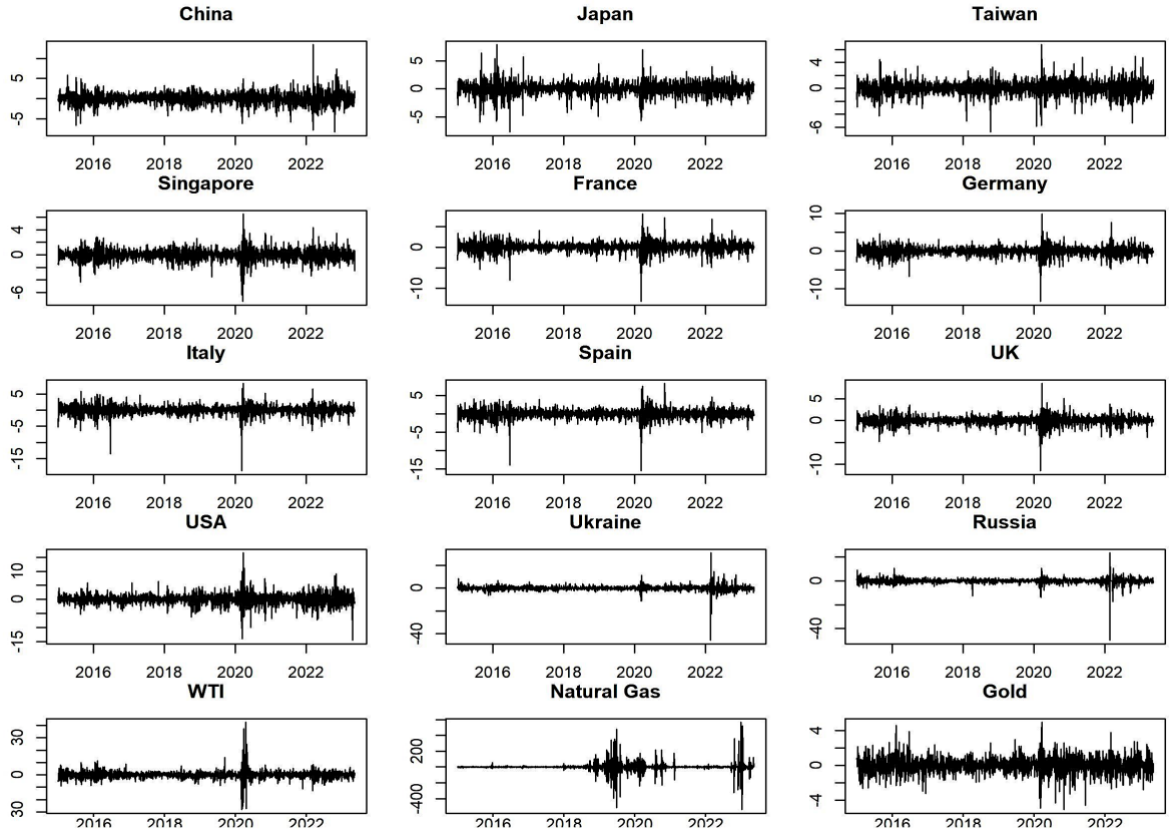


Figure (1). Évolution des indices boursiers sur la période 2015-2023

2.2 Tests et résultats de connectivité

Afin d'appréhender l'impact de la crise sur les indices et leurs connectivités, et partant, de l'effet du risque systémique, cette section présente les résultats obtenus en application de la méthode « DY ». Les tests effectués ont permis de déterminer de manière précise la connectivité entre les indices, qui est reportée dans les tableaux (2) et (3), et de dégager plusieurs résultats. D'une part, la direction et l'ampleur de la connectivité, donc la transmission de la volatilité entre les marchés, ainsi que l'identification des marchés, jouent le rôle de transmetteurs ou de récepteurs nets de chocs. D'autre part, l'analyse temporelle des résultats pour les périodes avant et post-durant la crise russo-ukrainienne met en évidence les changements dans la dynamique des marchés en réponse aux événements liés à ce conflit.

Les estimations de la connectivité dynamique entre les indices boursiers pour les deux sous-périodes sont présentées dans les tableaux (2) et (3), qui correspondent respectivement aux périodes de « pré-guerre » et de « post-durant guerre ». Nous observons ainsi la connectivité dynamique, qui permet de déterminer la nature du marché et les impacts de la volatilité associée aux flux « TO » (vers), « FROM » (en provenance de) et « NET » (le statut net de l'indice, à savoir transmetteur ou récepteur des chocs).

La ligne « TO » des tableaux représente l'effet de la volatilité émanant d'un indice particulier vers tous les autres indices, tandis que la colonne « FROM » indique la volatilité totale reçue par un indice particulier à partir de tous les autres marchés. La connectivité directionnelle totale nette (NET) correspond à la différence entre les valeurs « TO » et « FROM » pour chaque indice. Ainsi, si la valeur NET est positive, le marché est considéré comme un transmetteur net de chocs, ce qui signifie qu'il impose de la volatilité aux autres indices. À l'inverse, une valeur NET négative confère au marché le statut de récepteur net de volatilité.

L'indice de connectivité totale (TCI), présenté dans le coin inférieur droit des tableaux, évalue si les indices sont connectés ou interdépendants entre eux, tandis que l'indice de connectivité totale conditionnelle (cTCI) mesure la connectivité après avoir contrôlé d'autres facteurs ou variables.

La ligne « Inc.Own » expose l'impact de chaque indice sur la connectivité globale du réseau. Des valeurs plus élevées dans cette ligne indiquent les indices ayant une contribution plus significative à l'interconnexion globale du réseau.

En outre, la ligne « NPT » représente le nombre de transmissions par paire, comptabilisant les débordements par paires significatifs entre les indices.

Dans le cadre de notre étude, les résultats de chaque tableau sont analysés de manière distincte. Nous comparons ensuite les résultats obtenus avant et pendant la guerre, en vue de dégager les principales conclusions. Chaque tableau permet ainsi d'identifier les principaux facteurs de volatilité, les indices les plus interconnectés, ainsi que les informations pertinentes sur la direction de la transmission des chocs.

2.2.1 Analyse de connectivité « pré-guerre »

À l'appui du tableau (2), présentant les estimations de connectivité « pré-guerre », nous constatons que l'ensemble des marchés affiche une intégration de l'ordre de 57.01 %, ce qui indique une forte connectivité entre les indices examinés. Cette intégration suggère que les marchés étaient déjà fortement liés avant le conflit, ce qui pourrait avoir des implications considérables pour les stratégies d'investissement et la gestion des risques. En effet, une intégration élevée favorise la transmission des chocs économiques entre les marchés et réduit les opportunités des gains de diversification.

Nous remarquons également, au vu de la ligne « TO » du tableau (2), représentant les effets de débordement directionnels, que le marché du gaz est le principal contributeur moyen aux débordements de volatilité sur les autres indices, avec une valeur de 180.40 %. Ce marché peut ainsi être considéré comme le principal transmetteur net de chocs, tandis que Singapour se distingue par son caractère de récepteur net de chocs en provenance des autres marchés, affichant une valeur de -52.02 %.

De plus, la diagonale de cette matrice met en évidence le risque propre de chaque indice. À titre d'exemple, la volatilité du marché russe est estimée à 48.88 %, ce qui s'explique par son lien étroit aux sources de risque locales, telles que les facteurs économiques, politiques et sociaux qui impactent directement le marché russe. Il est également notable que la Russie exerce une influence importante sur les autres indices, notamment via le débordement de sa propre volatilité, à hauteur de 82.55 %. Dès lors, nous pouvons affirmer que les fluctuations du marché russe peuvent avoir des effets significatifs sur la variation des autres marchés, et de fait, sur leurs volatilités. Ce résultat, en lien avec la dynamique d'intégration des marchés, conduit les investisseurs à tenir compte non seulement des risques des marchés locaux, mais aussi des effets de contagion potentiels liés au marché russe.

En outre, le tableau (2) révèle que la volatilité émanant de tous les autres marchés en direction du marché russe est de 51.12 %. Ces valeurs attestent d'une connectivité relativement forte entre ce marché et les autres indices analysés. Par ailleurs, l'analyse de la connectivité directionnelle nette (NET = TO - FROM) montre un « NET » positif de 31.43 %, ce qui confirme le rôle de transmetteur de chocs du marché russe et montre que sa volatilité est imposée aux autres marchés.

Tableau (2). Connectivité dynamique « pré-guerre »

	Chine	**Japon**	**Taïwan**	**Singapour**	**France**	**Royaume-Unis**	**Allemagne**	**Italie**	**Espagne**	**États-Unis**	**Ukraine**	**Russie**	**Pétrole**	**Gaz**	**Or**	FROM
Chine	40.60	3.89	5.75	4.34	3.49	2.62	4.35	3.95	3.57	3.41	1.24	7.13	3.57	12.06	0.03	59.40
Japon	9.45	37.31	8.11	5.01	3.69	2.79	3.97	3.76	4.25	0.94	1.13	4.47	2.74	11.98	0.39	62.69
Taïwan	14.29	8.19	33.36	5.62	2.68	2.38	2.91	2.33	2.77	0.99	1.15	6.62	2.63	14.01	0.07	66.64
Singapour	14.28	6.73	7.52	23.93	4.16	3.21	4.88	4.50	4.52	1.49	1.59	6.81	5.10	11.18	0.09	76.07
France	3.81	1.64	1.15	1.39	13.45	6.89	13.22	14.61	12.73	2.90	1.40	8.06	3.96	14.44	0.35	86.55
Royaume-Unis	4.15	1.78	1.54	1.53	9.70	12.51	10.18	11.30	10.10	2.38	1.30	10.21	7.02	16.22	0.10	87.49
Allemagne	4.23	1.55	1.10	1.43	11.53	6.30	17.82	14.65	11.65	2.94	1.67	7.65	3.42	13.75	0.31	82.18
Italie	2.96	1.17	0.67	1.05	10.09	5.52	11.60	23.63	14.03	2.32	1.30	7.44	5.90	12.01	0.31	76.37
Espagne	3.13	1.55	0.95	1.21	10.22	5.76	10.77	16.45	20.18	1.81	1.37	7.86	5.30	13.02	0.40	79.82
États-Unis	3.76	0.45	0.46	0.50	3.02	1.71	3.49	3.58	2.42	56.34	0.45	4.05	3.73	15.94	0.07	43.66
Ukraine	1.39	0.61	0.50	0.56	1.63	1.03	2.11	2.16	1.93	0.47	70.05	4.55	3.01	9.98	0.03	29.95
Russie	3.20	0.83	1.19	0.92	3.24	2.88	3.47	4.35	3.93	1.58	1.79	48.88	12.55	10.99	0.20	51.12
Pétrole	0.69	0.24	0.21	0.31	0.73	0.88	0.69	1.55	1.20	0.63	0.47	5.23	73.90	13.20	0.07	26.10
Gaz	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.04	99.88	0.00	0.12
Or	0.21	0.88	0.25	0.18	1.70	0.39	1.68	2.28	2.45	0.32	0.20	2.47	2.27	11.63	73.08	26.92
TO	65.56	29.53	29.41	24.04	65.90	42.37	73.34	85.49	75.56	22.20	15.07	82.55	61.23	180.40	2.42	855.08
Inc.Own	106.16	66.84	62.78	47.98	79.36	54.89	91.15	109.12	95.73	78.54	85.12	131.43	135.13	280.28	75.50	cTCI/TCI
NET	6.16	-33.16	-37.22	-52.02	-20.64	-45.11	-8.85	9.12	-4.27	-21.46	-14.88	31.43	35.13	180.28	-24.50	61.08/57.01
NPT	8.00	3.00	2.00	1.00	7.00	4.00	9.00	11.00	10.00	6.00	5.00	12.00	13.00	14.00	0.00	

Afin de faciliter la compréhension du tableau (2), nous nous sommes référés aux travaux de Diebold et Yilmaz (2016) ainsi que ceux de Bilgin et Yilmaz (2018) pour élaborer la figure (2), qui illustre le réseau entre les indices et indique la direction de la transmission de choc et son ampleur. Nous utilisons ainsi des paramètres tels que la taille des nœuds et la direction des flèches pour refléter les caractéristiques estimées du réseau, ce qui permet de mettre en évidence de manière plus claire la structure de la connectivité dynamique entre les marchés et la propagation de leurs volatilités.

La taille des nœuds est proportionnelle à la valeur de « TO » en ce que, plus la valeur de « TO » est élevée, plus la taille du nœud est grande. La direction des flèches indique la transmission de la connectivité directionnelle par paire entre deux indices, tandis que la taille des flèches représente le niveau de connectivité transférée entre ces deux indices. Les cercles jaunes, ou bleus, représentent respectivement les indices jouant le rôle de récepteurs nets ou de transmetteurs nets de chocs.

Au regard de la figure (2), nous observons que le nœud représentant le marché du gaz est le plus grand, ce qui lui confère un statut de marché exerçant une grande influence sur la propagation de sa volatilité vers les autres indices. L'épaisseur de la flèche et le nombre de flèches sortantes de ce marché révèlent sa contribution significative à la variation de la volatilité des autres marchés boursiers. Nous constatons également que le marché russe joue un rôle important, bien que son impact soit légèrement inférieur à celui du gaz.

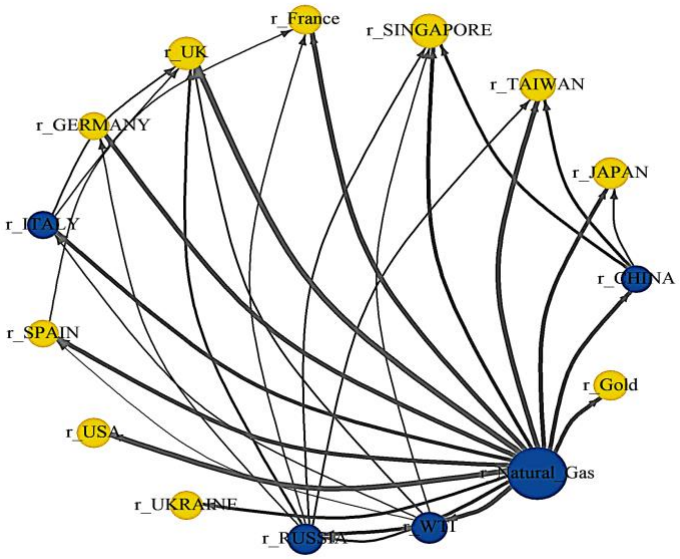


Figure (2). Diagramme de réseau pour l'échantillon complet « pré-guerre »

De même, la figure (3), qui illustre la variation du degré de connectivité total entre ces marchés, montre que l'indice « TCI » présente une grande variabilité au cours de la période pré-guerre. Cette variation oscille entre 50 % et 95 %. Il convient également de noter la présence des pics importants entre les indices, observés à mi-2016, fin 2018 et 2020. En effet, les pics observés avant 2016 trouvent leurs origines dans la baisse des prix du pétrole en avril 2014 et les perturbations provoquées par la Chine en juin 2015, qui ont entraîné une hausse de la volatilité. L'impact de cette période, marquée par des fluctuations qui ont suscité l'inquiétude des investisseurs, s'est intensifié avec le référendum sur le Brexit en 2016. Cet événement a été capté par cet indice, atteignant une valeur supérieure à 60 %, ce qui témoigne d'une augmentation significative de la connectivité entre les marchés de notre échantillon à la suite du Brexit.

L'intensification de la guerre commerciale entre la Chine et les États-Unis au deuxième semestre de l'année 2018 a également provoqué des fluctuations significatives du « TCI », en raison notamment de l'annonce par les États-Unis de la taxation de 200 milliards de dollars d'importations chinoises à partir du 24 septembre 2018. Cette escalade des tensions commerciales a eu des répercussions considérables sur les marchés mondiaux.

Enfin, nous observons à partir de cette connectivité dynamique qu'en 2020, les marchés financiers ont été gravement affectés par la pandémie de Covid-19, ce qui a conduit à une chute brutale de plusieurs marchés et a accru l'incertitude et l'instabilité économique. L'arrêt de l'activité économique et le ralentissement lié à la crise du Covid-19 ont ainsi contribué à l'augmentation de la connectivité, démontrant une forme de dépendance avec la Chine.

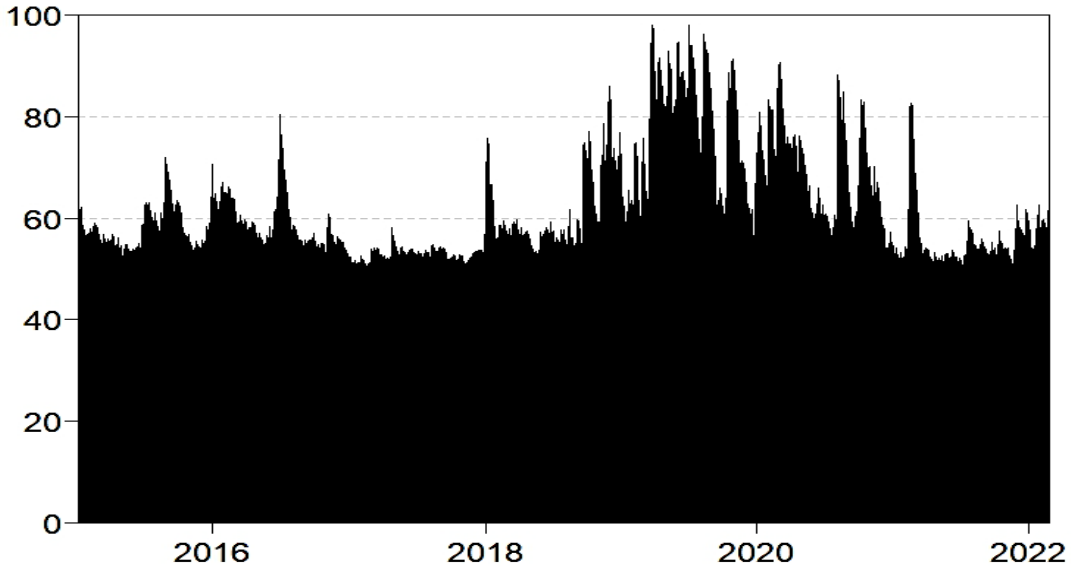


Figure (3). Connectivité dynamique totale « pré-guerre »

2.2.2 Analyse de connectivité « post-durant-guerre »

À l'appui du tableau (3), relatif aux estimations de connectivité « post-durant-guerre », nous observons que la valeur du « TCI » a augmenté après le début de la guerre, atteignant 65.64 %, contre 57.01 % durant la période pré-guerre. Cette hausse de la connectivité reflète une intensification de la volatilité des indices et de la transmission de ce choc entre l'ensemble des marchés.

Nous constatons également, en termes de connectivité par paires, que le marché du gaz est la principale source de débordement de volatilité vers le Royaume-Uni (73.54%). Cela indique une réactivité particulièrement marquée de ce marché face aux fluctuations du gaz, surpassant ainsi l'ensemble des autres indices. Ce résultat témoigne également d'un transfert unidirectionnel du risque du marché du gaz vers le Royaume-Uni.

En outre, les résultats indiquent que le gaz apparaît comme le plus grand contributeur de débordements de volatilité sur les autres indices, avec une valeur de 594.29 %. Cette contribution s'explique par la forte demande internationale de gaz et la dépendance de nombreux pays de notre échantillon vis-à-vis de l'approvisionnement en gaz russe. Nos résultats confirment que l'impact du gaz sur les autres marchés a considérablement évolué en raison du conflit russo-ukrainien, passant de 180.28 % avant la guerre à 594.28 % durant la guerre. Ce résultat confère au gaz le statut de transmetteur net de chocs et, durant cette période, suscite un intérêt particulier pour cet actif, tant dans l'analyse de son évolution en tant qu'actif spéculatif que dans son utilisation comme actif réel à couvrir. L'analyse de cette connectivité révèle ainsi que les indices ukrainien et russe se caractérisent par leur statut de récepteurs nets de chocs. Ce statut peut être attribué à leur caractère de marchés émergents, au sens des marchés financiers.

L'examen des valeurs de la colonne « FROM » permet de conclure que le Royaume-Uni est le marché le plus affecté par le débordement de volatilité, avec une contribution moyenne de transmission du risque de tous les autres indices de 94.91 % durant la guerre, contre 87.49 % avant la guerre. Cette augmentation significative pourrait être expliquée par les échanges commerciaux entre le Royaume-Uni et d'autres marchés. En effet, ses principales exportations sont à destination des États-Unis, de l'Allemagne et de la Chine, tandis que ses principales importations sont en provenance des États-Unis, d'Allemagne et de la France, ce qui souligne l'importance des relations commerciales avec ces pays.

Nous concluons également, au regard de la ligne « Net » du tableau (3), que le marché du gaz est le plus grand transmetteur net de volatilité, avec une contribution nette de 594.28 %. À l'inverse, le Japon se distingue parmi les indices affichant la plus faible volatilité, en agissant comme le principal récepteur net de chocs avec une valeur de -79.17 %. Cela suggère qu'en raison du choc provoqué par la guerre, le marché du gaz a exercé un effet contagieux sur les autres indices, tandis que le marché japonais a montré une résilience accrue. Cette résilience pourrait témoigner d'une certaine forme de segmentation de ce marché par rapport aux autres durant cette période.

Afin d'évaluer de manière approfondie l'impact de la guerre russo-ukrainienne, il convient de porter un intérêt particulier à l'indice russe, qui occupe une position centrale en tant que source du conflit. En analysant la connectivité et la volatilité de cet indice, nous pouvons appréhender précisément comment les événements militaires ont influencé les dynamiques des marchés.
En ce sens, à l'observation de la ligne « TO » du tableau (3), nous constatons que la propagation de la volatilité du marché russe à tous les autres marchés est d'environ 11.63 %, ce qui est relativement faible. Cependant, la transmission de la volatilité provenant de tous les autres marchés vers le marché russe est de 72.11 %, ce qui suggère que le conflit russo-ukrainien a renforcé les liens dynamiques entre la Russie et les marchés financiers, en raison de l'augmentation de l'incertitude et des perturbations des équilibres mondiaux dans le secteur de l'énergie, notamment du gaz et du pétrole.
Néanmoins, la volatilité directionnelle nette pour la Russie est négative (-60.48 %), ce qui indique que le marché russe agit comme un récepteur net de chocs, principalement en provenance du marché du gaz (594.28 %) et des États-Unis (76.14 %). Ce résultat peut être attribué aux sanctions économiques imposées à la Russie, ainsi qu'à la forte volatilité du marché du gaz, exacerbée par les restrictions d'exportation de ce produit. Dès lors, nous concluons que les effets de la crise sur ce marché étaient davantage économiques que financiers.

Tableau (3). Connectivité dynamique « post-durant guerre »

	Chine	**Japon**	**Taïwan**	**Singapour**	**France**	**Royaume-Unis**	**Allemagne**	**Italie**	**Espagne**	**États-Unis**	**Ukraine**	**Russie**	**Pétrole**	**Gaz**	**Or**	FROM
Chine	60.17	0.04	2.42	0.49	0.20	0.12	0.26	0.17	0.10	13.34	3.72	1.44	0.03	15.73	1.78	39.83
Japon	0.37	18.94	2.28	0.31	0.25	0.29	0.29	0.53	0.06	0.27	0.06	0.15	8.64	66.77	0.77	81.06
Taïwan	6.51	0.62	36.14	0.04	0.00	0.07	0.03	0.03	0.01	0.07	0.22	2.61	0.66	52.98	0.01	63.86
Singapour	7.58	0.51	0.21	24.96	0.85	0.80	0.77	0.86	1.25	8.24	0.62	0.72	0.86	51.73	0.02	75.04
France	1.44	0.15	0.00	0.33	13.12	5.68	11.89	12.25	9.36	27.32	0.72	0.79	3.62	12.61	0.72	86.88
Royaume-Unis	0.36	0.07	0.06	0.12	2.74	5.09	2.44	3.69	2.47	4.05	1.11	0.39	2.99	73.54	0.89	94.91
Allemagne	1.21	0.12	0.05	0.21	7.74	3.56	11.77	10.01	7.40	23.16	0.63	1.48	2.78	29.45	0.44	88.23
Italie	0.59	0.13	0.03	0.15	5.93	3.57	7.17	13.98	7.08	19.55	1.37	0.87	9.21	29.56	0.82	86.02
Espagne	0.61	0.02	0.02	0.36	7.70	3.98	9.12	11.66	17.58	30.58	2.23	1.23	3.67	10.04	1.18	82.42
États-Unis	0.77	0.00	0.00	0.03	0.27	0.11	0.33	0.44	0.42	43.04	0.05	0.53	1.13	52.87	0.01	56.96
Ukraine	1.76	0.00	0.04	0.03	0.05	0.20	0.07	0.22	0.21	0.39	65.76	0.78	3.86	26.34	0.28	34.24
Russie	0.60	0.01	0.41	0.02	0.06	0.08	0.15	0.15	0.12	3.84	0.70	27.89	0.73	65.15	0.11	72.11
Pétrole	0.00	0.08	0.02	0.01	0.07	0.14	0.07	0.35	0.10	1.89	0.80	0.17	52.31	43.79	0.20	47.69
Gaz	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	99.99	0.00	0.01
Or	3.27	0.14	0.01	0.01	0.26	0.71	0.22	0.65	0.55	0.39	1.12	0.47	3.78	63.74	24.68	75.32
TO	25.05	1.89	5.55	2.10	26.13	19.32	32.82	41.00	29.14	133.10	13.35	11.63	41.97	594.29	7.24	984.57
Inc.Own	85.22	20.83	41.69	27.07	39.25	24.40	44.59	54.97	46.72	176.14	79.11	39.52	94.28	694.28	31.92	cTCI/TCI
NET	-14.78	-79.17	-58.31	-72.93	-60.75	-75.60	-55.41	-45.03	-53.28	76.14	-20.89	-60.48	-5.72	594.28	-68.08	70.33/65.64
NPT	9.00	1.00	5.00	0.00	2.00	6.00	4.00	7.00	3.00	13.00	10.00	11.00	12.00	14.00	8.00	

Afin d'enrichir l'analyse des données du tableau (3), nous avons illustré la connectivité dynamique sous forme d'un réseau de connectivité entre les marchés par la figure (4). La connectivité directionnelle y est présentée par ses valeurs moyennes estimées durant la guerre. Il en ressort que le niveau de connectivité entre les indices ne progresse pas de manière similaire à celui observé pendant la période pré-guerre.

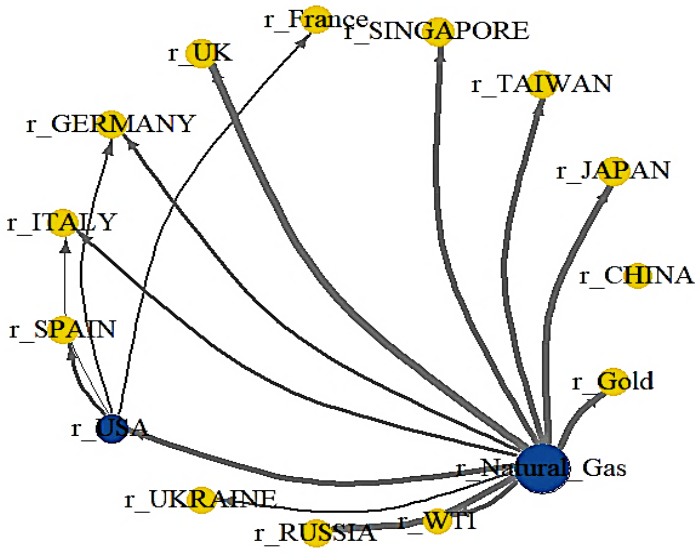


Figure (4). Diagramme de réseau pour l'échantillon complet « post-durant guerre »

Nous constatons également que la force des relations par paires entre les nœuds tend à les éloigner en temps de guerre, tandis qu'ils se rapprochent en période pré-guerre. En d'autres termes, les nœuds indiquent une connexion moins prononcée avec la Russie pendant la crise, ce qui confirme la dynamique du changement de la connectivité au fil du temps entre ces marchés et l'effet provoqué par la guerre.

De plus, le réseau de connectivité de la figure (4) indique que le marché du gaz demeure le plus important en termes de transmission de risque, et donc de volatilité pour les autres indices. Cette situation s'explique par la dépendance de nombreux pays à l'égard de la Russie en tant qu'exportateur de gaz.

L'examen de la connectivité entre les indices représentée par cette figure révèle également une évolution marquée de la connectivité de la Russie avec les autres marchés après le déclenchement de la guerre. Cette transformation dans la structure de la connectivité fait suite aux sanctions économiques et financières consécutives, imposées par plusieurs pays à la Russie. Ces sanctions ont conduit à l'isolement du marché russe, le segmentant ainsi des autres marchés par rapport à sa situation d'avant-guerre ou en période d'accalmie.

En outre, les résultats du tableau (3) « post-durant guerre » montrent que le statut du marché russe a évolué, passant de transmetteur à récepteur net de chocs. Sa valeur de transmission est passée de 31.43 % à -60.48 %. Cette chute drastique peut être attribuée aux sanctions financières, à la dépréciation du rouble, aux restrictions de financement sur les marchés et à l'interdiction des transactions internationales impliquant la Russie. Par conséquent, non seulement l'indice boursier russe a perdu de sa valeur, mais il est également devenu déconnecté, voire segmenté, des marchés internationaux.

Afin de mieux appréhender l'effet de la crise russo-ukrainienne sur la volatilité des marchés, nous avons présenté dans la figure (5) la connectivité dynamique totale pour la période « post-durant guerre », qui s'étend du 01 janvier 2023 au 16 mai 2023. Cette figure révèle des pics et des creux, avec des phases de forte volatilité et de connectivité. Elle reflète ainsi la réaction des différents marchés face à cette guerre. Le comportement des indices sur cette période témoigne d'une intensification du risque systémique entre ces marchés. En effet, les variations observées ne sont pas seulement le résultat immédiat du déclenchement du conflit, mais elles incarnent également une dynamique plus large, liée au sentiment des investisseurs, à leur aversion au risque et à l'incertitude affectant les indicateurs macroéconomiques tels que l'inflation et les taux d'intérêts.

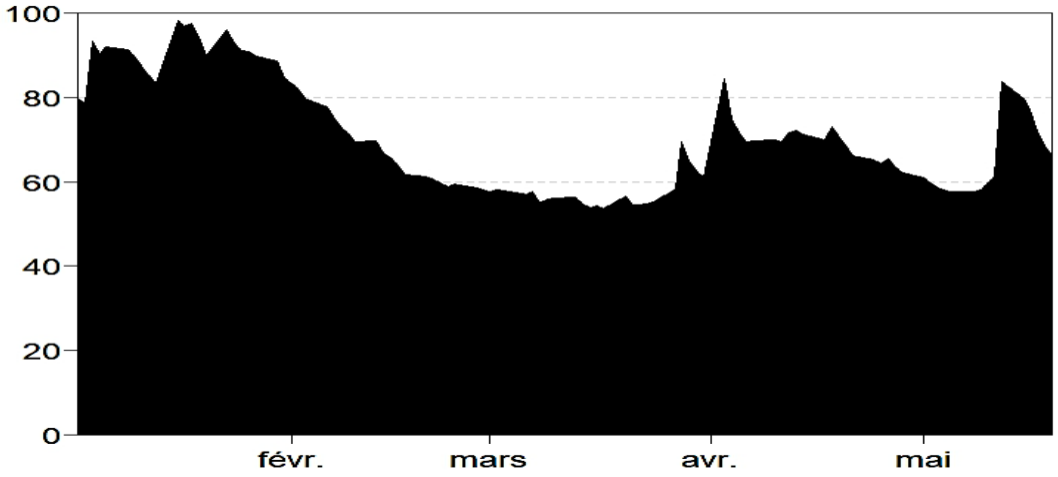


Figure (5). Connectivité totale dynamique « post-durant guerre »

En outre, une comparaison des valeurs des tableaux (2) et (3), entre la période « pré-guerre » et la période « post-durant guerre », met en évidence des évolutions notables dans les mécanismes de transmission des chocs. Ces changements ont entraîné d'importantes perturbations sur les marchés internationaux, se traduisant par la clôture en baisse des indices boursiers de plusieurs pays. Nos résultats confirment également des changements significatifs dans les rôles de réception et de transmission des chocs sur les différents marchés. À ce titre, les marchés

japonais, taïwanais, singapourien, ukrainien et d'autres marchés européens, tels que la France, le Royaume-Uni, l'Allemagne et l'Espagne, ont su maintenir leur statut de récepteurs nets de chocs, ce qui témoigne de leur résilience face à cette guerre. En revanche, le marché russe, ainsi que les marchés chinois et italien, ont vu leur statut se transformer, passant de transmetteurs à récepteurs nets de chocs.

Cette évolution s'explique par une combinaison de facteurs, tels que les fluctuations des cours des matières premières, la perception du risque lié à la guerre par les investisseurs, ainsi que les changements observés dans les relations commerciales entre les pays de notre échantillon. Il apparaît également que les effets négatifs de cette crise ont affecté non seulement les volets économiques, mais surtout la chaîne d'approvisionnement, ce qui a eu une influence déterminante sur les indices de ces pays.

Par ailleurs, le marché américain a évolué vers un rôle de transmetteur net de chocs. Ce changement est principalement dû à la forte tension observée sur la demande en matières premières à la suite des sanctions imposées à la Russie. Ces tensions ont accentué la volatilité sur le marché américain, en particulier sur son indice S&P 500, ainsi que sur les actions de certaines entreprises ayant une forte dépendance énergétique.

Enfin, nos résultats issus des tableaux (2) et (3) montrent que les marchés des matières premières oscillent entre les statuts de récepteurs et de transmetteurs nets de chocs. Ce phénomène illustre les fluctuations des prix des matières premières induites par la crise, et l'influence de l'offre et de la demande mondiales. Il convient également de noter que les tensions géopolitiques et les politiques commerciales internationales, à la suite de la guerre ont influencé la connectivité entre les différents marchés.

2.2.3 Analyse de connectivité entre la Russie et les matières premières

Dans cette section, nous avons cherché à déterminer l'effet de la guerre russo-ukrainienne sur les matières premières composant notre échantillon, en vue de démontrer cet effet uniquement sur les contrats à terme. Il convient de noter que ce conflit a entraîné une augmentation significative des prix des matières premières, dont la Russie et l'Ukraine sont les principaux producteurs, les secteurs de l'énergie, des métaux et des céréales étant particulièrement touchés.

La Russie, en tant que puissance énergétique majeure, détient les plus importantes réserves prouvées de gaz naturel au monde, ainsi que la sixième réserve mondiale de pétrole. De plus, elle est un producteur important de charbon. Depuis la fin de l'année 2021, les prix des ressources énergétiques fossiles – charbon, pétrole et gaz naturel – ont connu une augmentation significative, bénéficiant d'un rebond post-pandémique et atteignant des niveaux historiques,

notamment pour le gaz naturel. Cette hausse des prix a été en partie attribuée à l'utilisation stratégique de ces ressources par la Russie pendant la guerre. Par la suite, les efforts de reconstitution des stocks de réserves en Europe ont favorisé la baisse des prix.

Afin d'évaluer l'impact de l'effet contagieux du marché russe vers les marchés des matières premières, les résultats présentés dans les tableaux (4) et (5) mettent en lumière les variations de la connectivité entre ces marchés avant et post-durant la guerre russo-ukrainienne.
Le premier constat qui émerge de ces tableaux est que le déclenchement de la guerre a augmenté à la fois la transmission et la réception des chocs du marché russe, du gaz et de l'or, à l'exception du marché du pétrole. Nous observons également que la valeur de l'indice de connectivité totale (TCI) augmente de manière significative, passant de 15.24 % à 45.42 %. Cette hausse indique une forte interconnexion entre la Russie, le gaz, le pétrole et l'or, reflétant les liens économiques et financiers existants entre eux.

Par ailleurs, nous constatons que le marché russe conserve son statut de récepteur net de chocs, même avec le déclenchement de la guerre, ce qui souligne l'effet des matières premières sur le marché russe. En effet, la valeur de réception des chocs a évolué de -20.16 % avant la guerre à -67.53 % durant celle-ci, confirmant que ce marché absorbe les chocs en provenance des matières premières.

En revanche, l'analyse des valeurs de la connectivité pour chaque paire durant la période « post-durant guerre », révèle que l'effet de débordement de la volatilité du gaz vers la Russie a atteint un niveau assez élevé de 67.31 %. Cela indique que la forte variation de l'indice russe est attribuée aux fluctuations du prix du gaz, soulignant ainsi la dépendance de l'économie russe vis-à-vis de cette ressource énergétique et de son prix.

En outre, le marché du gaz (or) présente la valeur TO la plus élevée (la plus faible) respectivement, suivi du pétrole, tandis que l'or (gaz) présente la valeur FROM la plus élevée (la plus faible) respectivement, suivi de la Russie. Ces résultats permettent de conclure que, parmi ces quatre marchés, le gaz est le principal transmetteur de volatilité tandis que l'or est le principal récepteur, contrairement à la période pré-guerre où la Russie était le principal récepteur de volatilité.
Nous concluons également, au regard des résultats présentés dans les tableaux (4) et (5), que la guerre russo-ukrainienne a intensifié la volatilité sur les marchés. Le marché du gaz, en particulier, affiche une volatilité importante en raison de l'instabilité régionale, tandis que l'or montre une faible volatilité et continue de jouer son rôle traditionnel de valeur refuge. Cela

confirme le comportement de plusieurs investisseurs qui, en période de forte volatilité et d'instabilité géopolitique ou économique, privilégient l'or comme un actif sûr et stable.

Ces résultats nous conduisent à la conclusion que le marché russe perd son caractère contagieux lorsque cet effet est analysé en relation avec les matières premières. Cela suggère que ce marché est davantage influencé par celles-ci, dont il est un producteur important. Par conséquent, le caractère contagieux du marché russe, observé dans l'ensemble de l'échantillon, pourrait être économique et non financier.

Tableau (4). Connectivité dynamique Russie et matières premières « pré-guerre »

	Russie	**Pétrole**	**Gaz**	**Or**	FROM
Russie	71.31	18.56	9.85	0.28	28.69
Pétrole	5.88	81.34	12.72	0.06	18.66
Gaz	0.00	0.03	99.96	0.00	0.04
Or	2.65	2.20	8.72	86.44	13.56
TO	8.53	20.79	31.29	0.34	60.95
Inc.Own	79.84	102.13	131.26	86.78	cTCI/TCI
NET	-20.16	2.13	31.26	-13.22	20.32/15.24
NPT	1.00	2.00	3.00	0.00	

Tableau (5). Connectivité dynamique Russie et matières premières « post-durant guerre »

	Russie	**Pétrole**	**Gaz**	**Or**	FROM
Russie	31.71	0.85	67.31	0.14	68.29
Pétrole	0.18	56.38	43.23	0.21	43.62
Gaz	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
Or	0.58	4.48	64.68	30.26	69.74
TO	0.77	5.34	175.22	0.35	181.67
Inc.Own	32.47	61.71	275.21	30.60	cTCI/TCI
NET	-67.53	-38.29	175.21	-69.40	60.56/45.42
NPT	1.00	2.00	3.00	0.00	

L'analyse des deux périodes met en évidence une évolution notable de la structure et de l'intensité des liens entre les marchés étudiés. Les réseaux de connectivité montrent une augmentation substantielle de la volatilité entre les paires de marchés pendant ces périodes. Ces réseaux révèlent non seulement l'intensification de la volatilité durant la guerre, mais aussi les modifications de la structure de connectivité. Cela suggère l'existence d'un phénomène de contagion différée, dans lequel les effets de la guerre se propagent de manière décalée à travers les marchés, modifiant durablement leurs interactions. Un tel phénomène pourrait avoir des implications importantes pour la compréhension de la dynamique des marchés en période de crise, et pour le développement de stratégies de gestion des risques dédiées aux matières premières.

En dépit de leur éloignement géographique initial, les marchés de notre échantillon ont montré une intégration accrue durant le conflit russo-ukrainien. Nos résultats corroborent ceux des travaux de Chevallier et Ielpo (2013) ainsi que de Hachicha et al. (2022). Cette intensification de l'intégration suggère que les tensions géopolitiques peuvent servir de catalyseur, renforçant les liens entre des marchés présentant une structure similaire en termes de liquidité et de transparence. Les résultats obtenus par la méthode « DY » dans notre étude soulignent l'importance de prendre en compte les chocs externes, tels que les conflits, dans l'analyse des dynamiques de marché et, plus particulièrement, le risque systémique induit par les chocs inattendus. Ils confirment également que, lors de périodes de turbulence, les marchés intégrés ou à forte connectivité ont tendance à réagir de manière plus synchronisée, ce qui affecte la performance et la création de valeur.

Conclusion

Dans ce quatrième et dernier chapitre, nous avons présenté une étude empirique démontrant l'impact de la guerre russo-ukrainienne sur la connectivité et la transmission de la volatilité entre le marché russe, onze indices boursiers et trois indices de matières premières – le pétrole, le gaz et l'or. Afin d'évaluer l'effet de contagion entre ces marchés durant le conflit, nous avons estimé le modèle de connectivité DCC-GARCH durant la période du 05 janvier 2015 au 16 mai 2023. Ces tests empiriques ont pour objectif d'examiner les co-mouvements entre ces marchés, leurs connectivités et la transmission des chocs entre eux.

Dès lors, nous avons estimé le réseau de Diebold et Yilmaz (2016), permettant d'analyser la connectivité dynamique, l'intensité et la direction de la transmission de la volatilité entre les marchés sélectionnés. Les résultats obtenus montrent que la connectivité entre ces indices varie entre la période précédant la guerre et celle du conflit. Plus spécifiquement, ils révèlent que, au début de la guerre, les relations entre les indices étaient relativement stables, mais l'éclatement du conflit a provoqué des changements notables dans leurs dynamiques. En effet, la connectivité entre les indices tend à se renforcer durant le conflit, indiquant une intensification des interactions et des influences réciproques. Ce renforcement des relations après le déclenchement de la guerre peut être attribué à plusieurs facteurs, notamment l'augmentation de l'incertitude géopolitique liée à ce conflit, les impacts économiques découlant du blocage des échanges avec la Russie et l'Ukraine, ainsi que l'intensification de la volatilité des cours des matières premières, notamment le gaz.

Nos résultats ont permis d'identifier un regroupement de volatilité et une connectivité importante entre ces marchés, de l'ordre de 57.01 %, entre le marché russe et les indices avant la guerre. Cette connectivité a évolué durant le conflit pour atteindre une valeur de 65.64 %, une hausse qui s'explique par l'effet de la guerre, les sanctions imposées à la Russie, qui ont contribué à isoler le marché russe et à le segmenter, témoignant de l'efficacité de ces mesures. Par ailleurs, l'analyse de la connectivité entre le marché russe et les matières premières montre que ce marché perd son caractère contagieux lorsqu'il est observé en interaction avec ces dernières.

Les résultats avancés dans ce chapitre revêtent une importance considérable pour les acteurs des marchés financiers. La compréhension de la connectivité entre les marchés en période de crise et d'accalmie permet aux investisseurs d'optimiser l'allocation de leurs fonds, de maîtriser l'effet de contagion et de mettre en place des stratégies de couverture des risques et de gestion de leurs stocks adaptées. Pour les décideurs, tels que les banques centrales et les autorités monétaires, la détermination de la connectivité en période de crise est essentielle afin de

proposer les mesures stratégiques visant à atténuer les effets négatifs liés à l'accroissement excessif de la volatilité des marchés, de l'instabilité des prix des matières premières et de l'incertitude économique.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans un contexte de globalisation financière caractérisé par la réduction des barrières à l'investissement international et l'intégration accrue des marchés, cette thèse s'est attachée à étudier l'effet de deux crises majeures survenues au cours des cinq dernières années. Ainsi, l'objectif principal de cette étude est de comprendre le phénomène de contagion financière au travers de la crise sanitaire de la Covid-19 et de la guerre russo-ukrainienne.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté une recension de la littérature scientifique, apportant une analyse approfondie des études théoriques et empiriques relatives aux différentes définitions de la contagion et aux diverses techniques économétriques permettant d'évaluer ce phénomène. Ce premier chapitre distingue entre les théories des crises contingentes et non contingentes, soulignant que la propagation de la contagion dépend de plusieurs facteurs, tels que la définition adoptée, la fréquence des données utilisées et la durée des périodes de contagion étudiées. En outre, afin de mieux appréhender les spécificités des crises, nous avons exposé les différents modèles économétriques utilisés pour évaluer la contagion, ce qui nous a permis d'identifier à la fois les points forts des approches existantes et leurs limitations. En outre, nous avons démontré le rôle de la diversification internationale dans la réduction du risque, ainsi que l'effet des crises sur les gains associés à celle-ci. Il convient de rappeler que très peu de travaux ont mesuré les gains de cette stratégie, notamment en période de crise, ainsi notre étude visait à rechercher si les crises touchant les marchés réduisent les gains en présence d'une intégration et de volatilité accrue. Enfin, la littérature scientifique recensée dans ce chapitre a permis de souligner que l'intégration des marchés financiers constitue un facteur déterminant, influençant les corrélations entre les actifs et les marchés, et affectant les gains de la diversification internationale.

Dans le deuxième chapitre, nous avons analysé le phénomène de contagion de la pandémie de Covid-19 sur dix indices boursiers – Chine, Japon, Taïwan, Singapour, France, Royaume-Uni, Allemagne, Italie, Espagne et États-Unis – ainsi que sur divers indices de matières premières tels que le pétrole WTI, le gaz naturel et l'or. Pour ce faire, nous avons utilisé un modèle *Vector Error Correction Model* (VECM) non linéaire, sur une période d'observation allant du 05 janvier 2015 au 22 août 2022.

Nos résultats empiriques montrent les effets de la crise de la Covid-19 sur les rendements, la volatilité et la corrélation entre les marchés. L'analyse des résultats obtenus à partir du modèle VECM non linéaire indique que les chocs induits par la crise ont affecté les marchés de manière asymétrique, ce qui témoigne de l'existence de niveaux variés de résilience au sein de ces

derniers. En outre, nous avons observé une augmentation du nombre de relations de cointégration entre les marchés au moment du déclenchement de cette crise, marquant ainsi la transition d'une période d'accalmie à une période de crise. Ce phénomène met en évidence un effet de contagion significatif entre les marchés, où le choc émanant d'un marché s'est propagé aux autres. Nos résultats indiquent également que cet effet contagieux a été suivi d'un retour à l'équilibre pour les deux périodes, bien que celui-ci ait eu lieu à des vitesses différentes selon les marchés – en France, par exemple, il a fallu environ trente jours pour que le marché retrouve son équilibre après la crise sanitaire. Cette variation atteste de la résilience de certains marchés, moins affectés par les chocs provoqués par la Covid-19. Ces résultats suggèrent également que les marchés observés sont efficients et que la fluctuation des indices à la suite du choc est momentanée, autrement dit conjoncturelle. Il convient de souligner que les tests réalisés dans ce deuxième chapitre révèlent également une asymétrie significative dans le comportement des indices durant la période de crise. Cette asymétrie indique que certains marchés ont réagi plus fortement aux chocs que d'autres, ce qui pourrait s'expliquer par des facteurs tels que l'activité des marchés, leur profondeur en matière de liquidité et la psychologie des investisseurs.
De surcroît, nos résultats confirment le caractère contagieux du marché chinois durant la crise de la Covid-19, soulignant ainsi son rôle crucial dans l'économie mondiale. Cette dynamique contagieuse pourrait s'expliquer par les échanges commerciaux des pays de l'échantillon avec la Chine. Bien que le marché chinois soit considéré comme un marché émergent, ce qui rendrait difficile la transmission de sa volatilité aux autres pays, nos résultats prouvent le contraire. En effet, les tensions économiques observées dans ce pays, combinées aux perturbations de la chaîne d'approvisionnement et de valeur, ont contribué à l'accroissement de sa volatilité, confirmant ainsi son statut contagieux sur les places financières de notre échantillon.
L'étude de la dynamique de contagion de la crise de la Covid-19 et de son intensité demeure une perspective de recherche à développer dans le futur.

Dans le troisième chapitre, nous avons conduit une étude empirique visant à déterminer l'impact de la crise sanitaire sur les marchés financiers et à estimer les gains de diversification. Pour ce faire, nous avons adopté l'approche de la corrélation conditionnelle dynamique (DCC) bivariée, associée au modèle *Fractionally Integrated Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (FIAPARCH) et à la régression dynamique de Markov Switching. Cette étude, et plus précisément l'implémentation de ce modèle, nous a permis d'appréhender le caractère dynamique de la volatilité des indices, l'effet de mémoire et la variation de la corrélation conditionnelle dans le temps, à la fois avant et durant la crise. L'intégration de ces différentes variables offre une vision approfondie de l'impact de la crise, tout en permettant une

évaluation précise des gains de diversification internationale à partir de ces marchés. L'échantillon étudié et la période d'observation correspondent à ceux du deuxième chapitre, et à notre connaissance, cette méthode est appliquée pour la première fois aux indices boursiers dans l'étude de la dynamique de contagion liée à la crise du Covid-19.

Nos résultats révèlent la présence d'un effet de contagion à des degrés variables, en particulier au début de la pandémie. En effet, la propagation de cette crise n'est pas ressentie de la même manière par les différents marchés. À cet égard, les graphiques des corrélations conditionnelles dynamiques montrent une augmentation significative des co-mouvements pour les paires Chine-pétrole, Chine-Italie et Chine-gaz, dès les premiers stades de la crise. Ce constat souligne l'intégration étroite de ces marchés et l'intensité des chocs induits par cette crise.

En outre, l'analyse a révélé une hausse de la volatilité, ce qui nous a conduit à estimer les gains offerts par une stratégie de diversification internationale. Nos estimations montrent que les gains attendus dans le cadre de cette stratégie sont statistiquement significatifs pour l'ensemble des marchés étudiés, bien que leur ampleur varie sensiblement dans le temps et entre les différents marchés. Il convient de noter que ces gains étaient plus importants avant le début de la crise de la Covid-19. Nous avons également démontré que la diversification internationale surpasse la diversification purement nationale et que la performance des portefeuilles, mesurée par le ratio de Sharpe fondé sur la volatilité historique et dynamique, est supérieure pendant la période d'accalmie, comparativement à la période de crise. Ce résultat empirique confirme l'impact de la crise sur la diversification internationale.

Enfin, nos résultats ont mis en évidence que l'estimation du prix du risque est influencée par le taux de mortalité. Cette observation indique que l'augmentation des décès a modifié la perception du risque parmi les investisseurs, entraînant des fluctuations importantes de la prime de risque. Ce résultat constitue une contribution novatrice dans la littérature scientifique existante.

Le quatrième chapitre de cette thèse se consacre à l'étude de la connectivité entre les marchés financiers pendant la guerre russo-ukrainienne, en vue d'appréhender le risque systémique. Pour ce faire, nous avons adopté l'approche de connectivité DCC-GARCH. Les données utilisées dans cette analyse sont identiques à celles des chapitres précédents, avec un prolongement de la période jusqu'en 2023 et l'introduction des indices russo-ukrainien.

Les résultats empiriques obtenus révèlent que la connectivité entre les indices boursiers varie au fil du temps, et qu'une transmission de volatilité s'opère entre l'indice russe et les autres indices de notre échantillon. L'influence exercée par le marché russe sur les autres indices témoigne de son intégration à ces derniers, ainsi que de son caractère contagieux à la suite de

cette guerre. Toutefois, ce caractère contagieux disparait lorsque l'on analyse isolément la connectivité entre l'indice russe et les matières premières, ce qui suggère que l'origine de l'effet de contagion réside dans la variation des cours des matières premières et non dans le marché russe lui-même.

Ainsi, face à ce choc, les marchés les plus affectés ont vu leur statut évoluer. À ce titre, certains marchés récepteurs des risques sont devenus transmetteurs et inversement. Nous avons constaté qu'à la suite d'une série de sanctions imposées à la Russie, ce marché a été isolé pendant la période de guerre, ce qui prouve l'efficacité et le regain de son statut de marché émergent.

Enfin, l'étude de l'impact des politiques monétaires des grandes banques centrales sur la connectivité et la volatilité des marchés financiers, en tenant compte des périodes de crise, constitue une voie de recherche future à explorer.

ANNEXES

Tableau (A1). Composition du portefeuille international pour les investisseurs composant notre échantillon, pour la période totale du 05/01/2015 au 22/08/2022

	Allemagne	**France**	**États-Unis**	**Royaume-Unis**	**Chine**	**Japon**	**Espagne**	**Italie**	**Singapour**	**Taïwan**	**Gaz**	**Pétrole**	**Or**
Allemagne	25.15	14.1	9.36	6.47	2.72	2.75	14.08	2.97	7.02	2.02	8.79	2.18	2.39
France	11.2	24.33	6.82	8.04	4.45	3.36	14.03	3.6	2.77	3.14	8.93	3.56	5.87
États-Unis	7.36	7.82	22.17	7.11	6.24	6.52	6.42	7.14	5.26	5.55	5.84	6.5	5.07
Royaume-Unis	6.47	8.04	7.61	22.19	5.03	6.16	8.41	6.67	4.64	5.04	6.99	6.82	5.93
Chine	2.72	4.45	6.24	5.03	28.26	7.21	8.74	10.20	4.44	5.95	7.09	5.04	4.63
Japon	5.75	3.96	6.52	6.16	6.21	27.11	4.0	5.61	9.03	10.15	5.4	4.33	5.32
Espagne	11.08	11.07	6.42	9.405	8.74	4.5	18.74	3.825	4.82	3.89	7	3.61	4.90
Italie	2.97	3.6	7.14	6.67	14.25	5.61	3.87	20.31	8.12	4.45	7.50	8.38	7.13
Singapour	8.54	4.7	6.26	4.64	4.45	9.03	4.82	8.12	20.06	9.15	4.09	9.51	6.63
Taïwan	6.66	6.15	6.20	3.14	10.17	9.15	2.78	1.73	8.98	33.02	3.54	4.15	4.33

Tableau (A2). Le nombre de jours nécessaires pour corriger 50 % du déséquilibre, période avant crise

Marchés	Coefficient d'ajustement (δ)	Jours pour 50% correction
États-Unis	-0.0106	≈65 jours
Royaume-Unis	-0.0085	≈81 jours
Singapour	-0.0083	≈83 jours
Allemagne	-0.005	≈138 jours
Pétrole	-0.0070	≈99 jours
France	-0.0000694	≈9981 jours

Tableau (A3). Le nombre de jours nécessaires pour corriger 50 % du déséquilibre, période de crise

Marchés	Coefficient d'ajustement (δ)	Jours pour 50% correction
États-Unis	-0.0245	≈28 jours
Royaume-Unis	-0.0217	≈32 jours
Singapour	-0.0269	≈26 jours
Allemagne	-0.0014	≈495 jours
Pétrole	-0.0259	≈27 jours
France	-0.0231	≈30 jours
Japon	-0.0020	≈347 jours
Or	-0.0028	≈247 jours
Taïwan	-0.0122	≈57 jours
Italie	-0.0016	≈433 jours
Espagne	-0.0178	≈38 jours
Gaz	-0.0284	≈24 jours

Temps pour corriger une proportion : $P = \frac{\ln(1-P)}{\ln(1+\delta)}$

Jours pour corriger 50% = $\frac{\ln(0.5)}{\ln(1+\delta)}$

Annexes chapitre 2

Annexe 1 : tests de Breakpoint et de changement de régime

Null Hypothesis: LOG_CHI has a unit root
Trend Specification: Trend and intercept
Break Specification: Trend and intercept
Break Type: Innovational outlier

Break Date: 3/04/2020
Break Selection: Maximize intercept & trend break F-statistic
Lag Length: 0 (Automatic - based on Schwarz information criterion, maxlag=25)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-3.048440	0.8475
Test critical values:	1% level	-5.711386	
	5% level	-5.155006	
	10% level	-4.860969	

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: LOG_CHI
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1/05/2015 8/22/2022
Included observations: 1955 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG_CHI(-1)	0.989498	0.003445	287.2346	0.0000
C	0.090383	0.028503	3.170958	0.0015
TREND	-3.93E-05	1.14E-05	-3.461159	0.0005
INCPTBREAK	0.004131	0.001891	2.184445	0.0290
TRENDBREAK	3.99E-05	1.14E-05	3.491516	0.0005
BREAKDUM	0.028981	0.013800	2.100127	0.0358

R-squared	0.983966	Mean dependent var	8.070405
Adjusted R-squared	0.983924	S.D. dependent var	0.108670
S.E. of regression	0.013778	Akaike info criterion	-5.728391
Sum squared resid	0.369997	Schwarz criterion	-5.711272
Log likelihood	5605.503	Hannan-Quinn criter.	-5.722098
F-statistic	23920.41	Durbin-Watson stat	1.917619
Prob(F-statistic)	0.000000		

Annexe 2 : Test de Breakpoint de chow

Chow Breakpoint Test: 3/04/2020
Null Hypothesis: No breaks at specified breakpoints
Varying regressors: All equation variables
Equation Sample: 1/05/2015 8/22/2022

F-statistic	56.67460	Prob. F(12,114)	0.0047
Log likelihood ratio	49.96507	Prob. Chi-Square(12)	0.0054
Wald Statistic	144.1577	Prob. Chi-Square(12)	0.0000

Annexe 3 : Estimations des différents VECM pour la période calme

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_USA(-1)	0.378452 (0.15398) [2.45773]
C	-4.775655

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_USA)
CointEq1	-0.010601 (0.00396) [-2.67775]	-0.000749 (0.00221) [-0.33820]
D(LOG_CHIN(-1))	0.044019 (0.01695) [2.59648]	0.025793 (0.01542) [1.67296]
D(LOG_USA(-1))	-0.092208 (0.03215) [-2.86781]	0.003595 (0.02760) [0.13024]
C	-2.76E-05 (1.28E-05) [-2.15369]	0.000160 (0.00010) [1.59347]
R-squared	0.009965	0.002160
Adj. R-squared	0.007706	-0.000116
Sum sq. resids	0.055748	0.017431
S.E. equation	0.006511	0.003641
F-statistic	4.411806	0.948964
Log likelihood	4770.605	5537.330
Akaike AIC	-7.227605	-8.390190
Schwarz SC	-7.211882	-8.374467
Mean dependent	-4.42E-05	0.000159
S.D. dependent	0.006536	0.003641

Determinant resid covariance (dof adj.)	5.59E-10
Determinant resid covariance	5.56E-10
Log likelihood	10311.19
Akaike information criterion	-15.61970
Schwarz criterion	-15.58040
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_UK(-1)	0.269561 (0.11065) [2.43595]
C	-4.531108

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_UK)
CointEq1	-0.008563 (0.00348) [-2.45890]	0.001435 (0.00230) [0.62461]
D(LOG_CHIN(-1))	0.046760 (0.01734) [2.69665]	0.037378 (0.01818) [2.05581]
D(LOG_UK(-1))	-0.009856 (0.00441) [-2.23454]	0.008979 (0.02772) [0.32390]
C	-4.27E-05 (1.90E-05) [-2.23787]	-7.76E-05 (0.00012) [-0.65514]
R-squared	0.006443	0.003771
Adj. R-squared	0.004176	0.001499
Sum sq. resids	0.055946	0.024348
S.E. equation	0.006523	0.004303
F-statistic	2.842340	1.659341
Log likelihood	4768.263	5316.921
Akaike AIC	-7.224054	-8.055983
Schwarz SC	-7.208331	-8.040260
Mean dependent	-4.42E-05	-8.00E-05
S.D. dependent	0.006536	0.004306

Determinant resid covariance (dof adj.)	7.87E-10
Determinant resid covariance	7.82E-10
Log likelihood	10086.11
Akaike information criterion	-15.27841
Schwarz criterion	-15.23910
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_GER(-1)	-0.762243 (0.30964) [-2.46167]
C	-0.397243

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_GER)
CointEq1	-0.005054 (0.00107) [-4.72134]	0.005305 (0.00245) [2.16617]
D(LOG_CHIN(-1))	0.045583 (0.01717) [2.65450]	0.004764 (0.02298) [0.20732]
D(LOG_GER(-1))	0.051326 (0.01460) [3.51381]	-0.000208 (0.02828) [-0.00735]
C	-4.07E-05 (0.00018) [-0.22672]	8.14E-06 (0.00015) [0.05434]
R-squared	0.005805	0.003645
Adj. R-squared	0.003537	0.001372
Sum sq. resids	0.055982	0.038945
S.E. equation	0.006525	0.005442
F-statistic	2.559577	1.603448
Log likelihood	4767.841	5007.163
Akaike AIC	-7.223413	-7.586297
Schwarz SC	-7.207690	-7.570575
Mean dependent	-4.42E-05	7.93E-06
S.D. dependent	0.006536	0.005446

Determinant resid covariance (dof adj.)	1.26E-09
Determinant resid covariance	1.25E-09
Log likelihood	9775.017
Akaike information criterion	-14.80670
Schwarz criterion	-14.76739
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_FRA(-1)	37.71713 (13.4661) [2.80090]
C	-143.1539

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_FRA)
CointEq1	-6.94E-05 (1.51E-05) [-4.57841]	-0.000228 (8.5E-05) [-2.69226]
D(LOG_CHIN(-1))	0.042482 (0.01672) [2.53969]	0.026657 (0.01949) [1.36741]
D(LOG_FRA(-1))	0.012983 (0.00556) [2.33317]	0.042799 (0.02753) [1.55452]
C	-4.33E-05 (0.00018) [-0.24077]	8.91E-05 (0.00013) [0.70077]
R-squared	0.002114	0.008375
Adj. R-squared	-0.000163	0.006112
Sum sq. resids	0.056190	0.028051
S.E. equation	0.006537	0.004619
F-statistic	0.928499	3.701879
Log likelihood	4765.396	5223.560
Akaike AIC	-7.219706	-7.914420
Schwarz SC	-7.203983	-7.898697
Mean dependent	-4.42E-05	9.16E-05
S.D. dependent	0.006536	0.004633

Determinant resid covariance (dof adj.)	9.09E-10
Determinant resid covariance	9.03E-10
Log likelihood	9991.086
Akaike information criterion	-15.13432
Schwarz criterion	-15.09501
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_OIL(-1)	0.337205 (0.14583) [2.31216]
C	-4.073763

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_OIL)
CointEq1	-0.007088 (0.00336) [-2.10948]	-0.007710 (0.00519) [-1.48635]
D(LOG_CHIN(-1))	0.045638 (0.01718) [2.65591]	0.048480 (0.04255) [1.13943]
D(LOG_OIL(-1))	-0.015577 (0.00401) [-3.87666]	-0.077379 (0.02743) [-2.82084]
C	-4.09E-05 (1.83E-05) [-2.22767]	9.95E-05 (0.00028) [0.35879]
R-squared	0.005795	0.008709
Adj. R-squared	0.003527	0.006447
Sum sq. resids	0.055983	0.133419
S.E. equation	0.006525	0.010073
F-statistic	2.555136	3.850837
Log likelihood	4767.834	4195.089
Akaike AIC	-7.223403	-6.354949
Schwarz SC	-7.207680	-6.339226
Mean dependent	-4.42E-05	9.14E-05
S.D. dependent	0.006536	0.010105

Determinant resid covariance (dof adj.)	4.32E-09
Determinant resid covariance	4.29E-09
Log likelihood	8963.290
Akaike information criterion	-13.57588
Schwarz criterion	-13.53657
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 1/05/2015 3/03/2020
Included observations: 1319 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_SING(-1)	-0.001188 (5.93E-04) [-2.00209]
C	-3.491681

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_SING)
CointEq1	-0.008393 (0.00348) [-2.41451]	0.000585 (0.00177) [0.33095]
D(LOG_CHIN(-1))	0.045251 (0.01713) [2.64147]	-0.006842 (0.01402) [-0.48812]
D(LOG_SING(-1))	0.051080 (0.01295) [3.94235]	0.030287 (0.02756) [1.09897]
C	-4.21E-05 (0.00018) [-0.23468]	3.31E-06 (9.1E-05) [0.03631]
R-squared	0.006826	0.001138
Adj. R-squared	0.004560	-0.001140
Sum sq. resids	0.055924	0.014456
S.E. equation	0.006521	0.003316
F-statistic	3.012688	0.499578
Log likelihood	4768.518	5660.733
Akaike AIC	-7.224440	-8.577306
Schwarz SC	-7.208717	-8.561583
Mean dependent	-4.42E-05	3.65E-06
S.D. dependent	0.006536	0.003314

Determinant resid covariance (dof adj.)	4.66E-10
Determinant resid covariance	4.64E-10
Log likelihood	10430.75
Akaike information criterion	-15.80098
Schwarz criterion	-15.76167
Number of coefficients	10

Annexe 4 : Estimations des différents VECM pour la période de crise

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_USA(-1)	0.127358 (0.05557) [2.29166]
C	-3.982145

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_USA)
CointEq1	-0.024555 (0.00754) [-3.25823]	0.009042 (0.01061) [0.85231]
D(LOG_CHIN(-1))	0.036286 (0.01835) [1.97661]	-0.004295 (0.05572) [-0.07707]
D(LOG_USA(-1))	-0.060298 (0.02748) [-2.19444]	-0.271290 (0.03868) [-7.01417]
C	7.70E-05 (0.00019) [0.41585]	0.000200 (0.00026) [0.76532]
R-squared	0.025825	0.073428
Adj. R-squared	0.021179	0.069008
Sum sq. resids	0.013648	0.027041
S.E. equation	0.004658	0.006557
F-statistic	5.558256	16.61533
Log likelihood	2502.490	2286.075
Akaike AIC	-7.894124	-7.210348
Schwarz SC	-7.866001	-7.182225
Mean dependent	7.09E-05	0.000160
S.D. dependent	0.004708	0.006795

Determinant resid covariance (dof adj.)	9.27E-10
Determinant resid covariance	9.15E-10
Log likelihood	4790.544
Akaike information criterion	-15.10440
Schwarz criterion	-15.03410
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_UK(-1)	0.501959 (0.21618) [2.32192]
C	-5.450054

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_UK)
CointEq1	-0.021718 (0.00640) [-3.39547]	-0.006979 (0.00682) [-1.02394]
D(LOG_CHIN(-1))	0.023879 (0.00662) [3.60446]	0.053665 (0.04210) [1.27473]
D(LOG_UK(-1))	0.025866 (0.00698) [3.70084]	-0.073497 (0.03933) [-1.86869]
C	6.47E-05 (0.00019) [0.34803]	0.000140 (0.00020) [0.70437]
R-squared	0.018995	0.009747
Adj. R-squared	0.014317	0.005024
Sum sq. resids	0.013744	0.015608
S.E. equation	0.004674	0.004981
F-statistic	4.059839	2.063750
Log likelihood	2500.279	2460.018
Akaike AIC	-7.887137	-7.759929
Schwarz SC	-7.859014	-7.731806
Mean dependent	7.09E-05	0.000131
S.D. dependent	0.004708	0.004994

Determinant resid covariance (dof adj.)	5.42E-10
Determinant resid covariance	5.35E-10
Log likelihood	4960.321
Akaike information criterion	-15.64082
Schwarz criterion	-15.57052
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_GER(-1)	-1.082265 (0.30046) [-3.60208]
C	0.957668

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_GER)
CointEq1	-0.001474 (0.00043) [-3.38570]	0.016338 (0.00488) [3.34865]
D(LOG_CHIN(-1))	0.018105 (0.00738) [2.45178]	0.014073 (0.05115) [0.27512]
D(LOG_GER(-1))	0.035861 (0.00738) [2.16060]	-0.058216 (0.03944) [-1.47603]
C	6.32E-05 (0.00019) [0.33717]	0.000172 (0.00024) [0.71779]
R-squared	0.002794	0.021408
Adj. R-squared	-0.001962	0.016741
Sum sq. resids	0.013971	0.022763
S.E. equation	0.004713	0.006016
F-statistic	0.587428	4.586802
Log likelihood	2495.095	2340.587
Akaike AIC	-7.870757	-7.382581
Schwarz SC	-7.842634	-7.354458
Mean dependent	7.09E-05	0.000162
S.D. dependent	0.004708	0.006067

Determinant resid covariance (dof adj.)	8.04E-10
Determinant resid covariance	7.94E-10
Log likelihood	4835.719
Akaike information criterion	-15.24714
Schwarz criterion	-15.17683
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_ESP(-1)	-0.160981 (0.07386) [-2.17934]
C	-2.897114

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_ESP)
CointEq1	-0.017827 (0.00747) [-2.38563]	0.038753 (0.01110) [3.49261]
D(LOG_CHIN(-1))	0.028969 (0.00777) [3.72716]	-0.131526 (0.05915) [-2.22346]
D(LOG_ESP(-1))	-0.014180 (0.00559) [-2.53435]	-0.075970 (0.03940) [-1.92810]
C	6.82E-05 (0.00019) [0.36546]	-4.87E-05 (0.00028) [-0.17555]
R-squared	0.010182	0.028696
Adj. R-squared	0.005461	0.024064
Sum sq. resids	0.013867	0.030573
S.E. equation	0.004695	0.006972
F-statistic	2.156807	6.194411
Log likelihood	2497.448	2247.227
Akaike AIC	-7.878193	-7.087606
Schwarz SC	-7.850070	-7.059483
Mean dependent	7.09E-05	-5.48E-05
S.D. dependent	0.004708	0.007057

Determinant resid covariance (dof adj.)	1.07E-09
Determinant resid covariance	1.06E-09
Log likelihood	4744.682
Akaike information criterion	-14.95950
Schwarz criterion	-14.88919
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1	
LOG_CHIN(-1)	1.000000	
LOG_FRA(-1)	0.046768	
	(0.01886)	
	[2.47933]	
C	-3.702434	
Error Correction:	**D(LOG_CHIN)**	**D(LOG_FRA)**
CointEq1	-0.023137	0.028222
	(0.00756)	(0.01112)
	[-3.05960]	[2.53731]
D(LOG_CHIN(-1))	0.026672	-0.000757
	(0.00570)	(0.05841)
	[4.67170]	[-0.01296]
D(LOG_FRA(-1))	-0.018162	-0.039394
	(0.00495)	(0.03995)
	[-3.66873]	[-0.98614]
C	7.11E-05	0.000124
	(0.00019)	(0.00027)
	[0.38228]	[0.45297]
R-squared	0.016622	0.011004
Adj. R-squared	0.011932	0.006287
Sum sq. resids	0.013777	0.029805
S.E. equation	0.004680	0.006884
F-statistic	3.544049	2.332777
Log likelihood	2499.514	2255.271
Akaike AIC	-7.884721	-7.113021
Schwarz SC	-7.856598	-7.084898
Mean dependent	7.09E-05	0.000119
S.D. dependent	0.004708	0.006905

Determinant resid covariance (dof adj.)	1.04E-09
Determinant resid covariance	1.02E-09
Log likelihood	4755.545
Akaike information criterion	-14.99382
Schwarz criterion	-14.92352
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_ITA(-1)	3.199815 (0.94785) [3.37587]
C	-17.46924

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_ITA)
CointEq1	-0.001627 (6.03E-04) [-2.69690]	-0.003660 (0.00128) [-2.86476]
D(LOG_CHIN(-1))	0.018020 (0.00404) [4.45067]	-0.141405 (0.05328) [-2.65401]
D(LOG_ITA(-1))	0.012119 (0.00189) [6.40807]	-0.033383 (0.03957) [-0.84361]
C	6.64E-05 (0.00019) [0.35475]	0.000279 (0.00025) [1.11898]
R-squared	0.005273	0.022924
Adj. R-squared	0.000529	0.018264
Sum sq. resids	0.013936	0.024744
S.E. equation	0.004707	0.006272
F-statistic	1.111447	4.919237
Log likelihood	2495.882	2314.175
Akaike AIC	-7.873246	-7.299132
Schwarz SC	-7.845123	-7.271009
Mean dependent	7.09E-05	0.000261
S.D. dependent	0.004708	0.006330

Determinant resid covariance (dof adj.)	8.64E-10
Determinant resid covariance	8.53E-10
Log likelihood	4812.835
Akaike information criterion	-15.17483
Schwarz criterion	-15.10453
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1	
LOG_CHIN(-1)	1.000000	
LOG_JAP(-1)	-2.197031	
	(0.60011)	
	[-3.66108]	
C	6.197259	

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_JAP)
CointEq1	-0.002095	0.007556
	(0.00104)	(0.00233)
	[-2.00592]	[3.24074]
D(LOG_CHIN(-1))	0.016152	0.024670
	(0.00671)	(0.04475)
	[2.40406]	[0.55124]
D(LOG_JAP(-1))	-0.043357	-0.056651
	(0.01024)	(0.03943)
	[-4.23091]	[-1.43665]
C	7.98E-05	0.000257
	(0.00019)	(0.00021)
	[0.42604]	[1.22319]
R-squared	0.004423	0.020797
Adj. R-squared	-0.000325	0.016126
Sum sq. resids	0.013948	0.017481
S.E. equation	0.004709	0.005272
F-statistic	0.931465	4.452993
Log likelihood	2495.612	2424.151
Akaike AIC	-7.872392	-7.646607
Schwarz SC	-7.844269	-7.618484
Mean dependent	7.09E-05	0.000245
S.D. dependent	0.004708	0.005315

Determinant resid covariance (dof adj.)	6.16E-10
Determinant resid covariance	6.08E-10
Log likelihood	4919.828
Akaike information criterion	-15.51289
Schwarz criterion	-15.44258
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1	
LOG_CHIN(-1)	1.000000	
LOG_GOLD(-1)	4.292238	
	(1.27858)	
	[3.35704]	
C	-17.51358	
Error Correction:	**D(LOG_CHIN)**	**D(LOG_GOLD)**
CointEq1	-0.002817	-0.006273
	(4.33E-04)	(0.00197)
	[-6.49088]	[-3.18928]
D(LOG_CHIN(-1))	0.018165	-0.035414
	(0.00281)	(0.04144)
	[6.45628]	[-0.85456]
D(LOG_GOLD(-1))	-0.022051	-0.003188
	(0.00481)	(0.03970)
	[-4.57818]	[-0.08030]
C	7.11E-05	7.34E-05
	(0.00019)	(0.00019)
	[0.37978]	[0.37676]
R-squared	0.004724	0.017027
Adj. R-squared	-0.000023	0.012339
Sum sq. resids	0.013944	0.015109
S.E. equation	0.004708	0.004901
F-statistic	0.995208	3.631942
Log likelihood	2495.708	2470.309
Akaike AIC	-7.872695	-7.792445
Schwarz SC	-7.844571	-7.764322
Mean dependent	7.09E-05	7.07E-05
S.D. dependent	0.004708	0.004932

Determinant resid covariance (dof adj.)	5.32E-10
Determinant resid covariance	5.25E-10
Log likelihood	4966.588
Akaike information criterion	-15.66063
Schwarz criterion	-15.59032
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 630 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_OIL(-1)	0.075028 (0.03722) [2.01595]
C	-3.658156

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_OIL)
CointEq1	-0.025940 (0.00794) [-3.26496]	-0.034836 (0.02948) [-1.18162]
D(LOG_CHIN(-1))	0.029422 (0.01073) [2.74003]	0.201971 (0.14753) [1.36897]
D(LOG_OIL(-1))	0.000830 (2.69E-04) [3.08102]	0.063381 (0.03803) [1.66646]
C	7.94E-05 (0.00019) [0.42539]	0.000595 (0.00069) [0.85825]
R-squared	0.017214	0.009312
Adj. R-squared	0.012504	0.004564
Sum sq. resids	0.013711	0.188794
S.E. equation	0.004680	0.017366
F-statistic	3.654863	1.961411
Log likelihood	2487.689	1661.607
Akaike AIC	-7.884727	-5.262245
Schwarz SC	-7.856501	-5.234018
Mean dependent	8.29E-05	0.000670
S.D. dependent	0.004709	0.017406

Determinant resid covariance (dof adj.)	6.60E-09
Determinant resid covariance	6.52E-09
Log likelihood	4149.407
Akaike information criterion	-13.14097
Schwarz criterion	-13.07041
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_SING(-1)	0.223395 (0.06587) [3.39139]
C	-4.082456

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_SING)
CointEq1	-0.026938 (0.00807) [-3.33974]	0.005377 (0.00849) [0.63326]
D(LOG_CHIN(-1))	0.033636 (0.00874) [3.84754]	0.023141 (0.04178) [0.55388]
D(LOG_SING(-1))	0.051224 (0.02180) [2.34932]	-0.033425 (0.03996) [-0.83637]
C	6.82E-05 (0.00019) [0.36718]	-3.81E-06 (0.00020) [-0.01950]
R-squared	0.019864	0.002346
Adj. R-squared	0.015189	-0.002413
Sum sq. resids	0.013731	0.015218
S.E. equation	0.004672	0.004919
F-statistic	4.249273	0.492951
Log likelihood	2500.559	2468.029
Akaike AIC	-7.888023	-7.785240
Schwarz SC	-7.859900	-7.757117
Mean dependent	7.09E-05	-2.35E-06
S.D. dependent	0.004708	0.004913

Determinant resid covariance (dof adj.)	5.26E-10
Determinant resid covariance	5.19E-10
Log likelihood	4970.073
Akaike information criterion	-15.67164
Schwarz criterion	-15.60133
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_TAI(-1)	-0.394632 (0.09396) [-4.20017]
C	-1.874371

Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_TAI)
CointEq1	-0.012235 (0.00345) [-3.54583]	0.033241 (0.00805) [4.12912]
D(LOG_CHIN(-1))	0.030133 (0.00524) [5.74794]	-0.098394 (0.04098) [-2.40115]
D(LOG_TAI(-1))	0.013553 (0.00576) [2.34938]	0.024446 (0.03946) [0.61956]
C	6.62E-05 (0.00019) [0.35337]	0.000175 (0.00019) [0.91970]
R-squared	0.004292	0.032836
Adj. R-squared	-0.000457	0.028224
Sum sq. resids	0.013950	0.014431
S.E. equation	0.004709	0.004790
F-statistic	0.903761	7.118437
Log likelihood	2495.570	2484.822
Akaike AIC	-7.872260	-7.838301
Schwarz SC	-7.844137	-7.810178
Mean dependent	7.09E-05	0.000173
S.D. dependent	0.004708	0.004859

Determinant resid covariance (dof adj.)	5.08E-10
Determinant resid covariance	5.01E-10
Log likelihood	4981.068
Akaike information criterion	-15.70638
Schwarz criterion	-15.63607
Number of coefficients	10

Vector Error Correction Estimates
Method : FM-OLS
Sample (adjusted): 3/04/2020 8/22/2022
Included observations: 633 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

Cointegrating Eq:	CointEq1
LOG_CHIN(-1)	1.000000
LOG_GAS(-1)	0.062498 (0.01290) [4.84351]
C	-3.556973

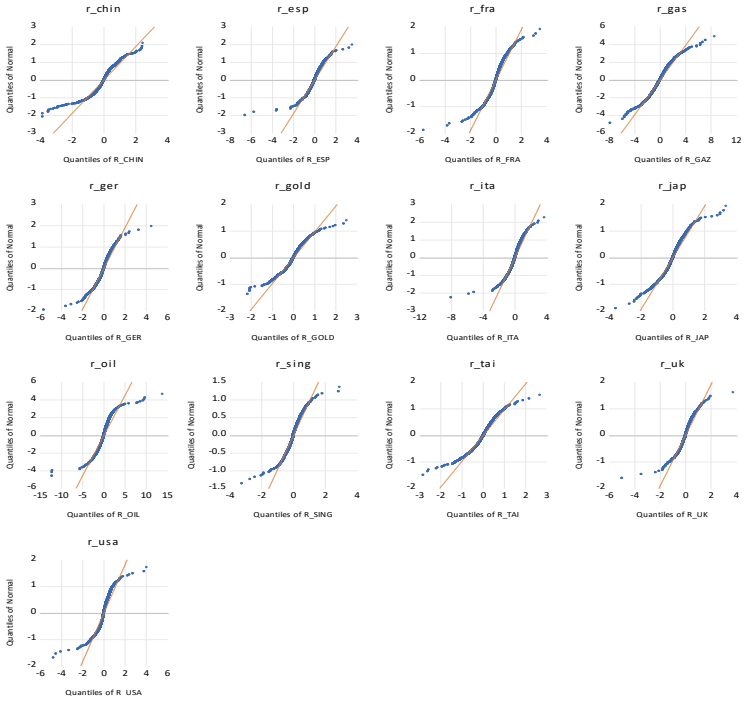
Error Correction:	D(LOG_CHIN)	D(LOG_GAS)
CointEq1	-0.028442 (0.00830) [-3.42630]	-0.010971 (0.03129) [-0.35067]
D(LOG_CHIN(-1))	0.027615 (0.01023) [2.69710]	0.153629 (0.14930) [1.02899]
D(LOG_GAS(-1))	-0.011034 (0.00273) [-4.03865]	-0.023696 (0.04004) [-0.59179]
C	7.94E-05 (0.00019) [0.42686]	0.001013 (0.00070) [1.44540]
R-squared	0.020680	0.002485
Adj. R-squared	0.016009	-0.002273
Sum sq. resids	0.013720	0.194892
S.E. equation	0.004670	0.017602
F-statistic	4.427486	0.522336
Log likelihood	2500.823	1660.961
Akaike AIC	-7.888856	-5.235264
Schwarz SC	-7.860733	-5.207141
Mean dependent	7.09E-05	0.001001
S.D. dependent	0.004708	0.017582

Determinant resid covariance (dof adj.)	6.74E-09
Determinant resid covariance	6.65E-09
Log likelihood	4162.787
Akaike information criterion	-13.12097
Schwarz criterion	-13.05066
Number of coefficients	10

Annexes chapitre 3

Annexe 1 : Distributions et tests sur les mémoires longues

Q-Q Diagrammes de la loi normale



Annexe 2 : Estimation de la prime de risque mondiale

Dependent Variable: Primium Risk
Method: Almost Maximum Likelihood
Sample: 1/05/2015 8/22/2022
Included observations: 1407

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1,33554	1,42671	0,93610	0,5435
DPTEU	-1,65420	0,19503	-8,48173	0,0000
PDEU	0,91568	0,18778	4,87641	0,0000
RDM	1,21153	0,67062	1,80658	0,0789
INF	-0,19956	0,99929	-0,19971	0,8854
PIB	1,67218	0,99658	1,67791	0,0848
DEATH	-0,95310	0,15501	-6,14868	0,0000

PSEUDO R-squared	0.101121	Mean dependent var	0.000242
S.E. of regression	0.012390	S.D. dependent var	0.013041
Sum squared resid	0.214931	Akaike info criterion	-5.938826
Log likelihood	4184.964	Schwarz criterion	-5.912711
LR	26.24912	Hannan-Quinn criter.	-5.929066
Prob(LR-statistic)	0.000000	Durbin-Watson stat	1.843896

Annexe 3 : Test de Wald de constance du prix de risque

Wald Test:
Equation: Premium Risk

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	17.45711	(7. 1921)	0.0000
Chi-square	106.1578	7	0.0000

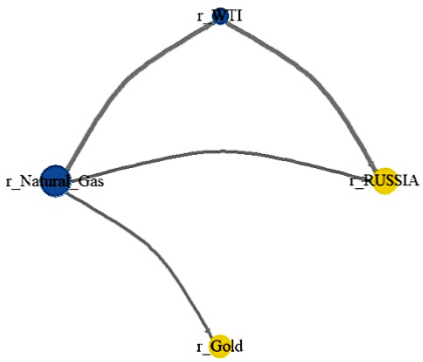
Null Hypothesis: C(1) =C(2)=C(3)=C(4)=C(5)=C(6)=C(7)=0
Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.010995	0.024885
C(2)	-0.024215	0.031141
C(3)	0.175124	0.028875
C(4)	0.134680	0.028128
C(5)	0.200215	0.023154
C(6)	-0.027845	0.020012
C(7)	0.011457	0.020145

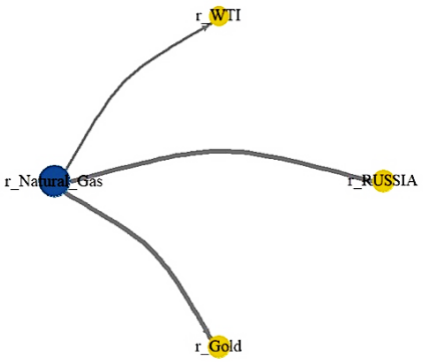
Annexes chapitre 4

Annexe : Diagrammes de réseau Russie et matières premières

Pré-guerre



Post-durant guerre



BIBLIOGRAPHIE

Adekoya, O.B., Oliyide, J.A., Yaya, O.S., Al-Faryan, M.A.S. (2022). Does oil connect differently with prominent assets during war? Analysis of intra-day data during the Russia-Ukraine saga. *Resour. Policy 77, 102728.*

Adler. M., Dumas. B. (1983). International Portfolio Choice and Corporation Finance: a Synthesis. *Journal of Finance, p.925.*

Agmon, T. (1972). The Relations among equity markets: A Study of Share Price Co-Movements in the United States, United Kingdom, Germany and Japan. *The Journal of Finance, vol. 27, n°4, p. 839–855.*

Agyei, S.K. (2023). Emerging markets equities' response to geopolitical risk: time frequency evidence from the Russian-Ukrainian conflict era. *Heliyon 9 (2), e13319.*

Akbari, A., Carrieri, F., Malkhozov, A. (2022). Can cross-border funding frictions explain financial integration reversals?. *Rev. Finance. Stud. 35, 394–437.*

Akhtaruzzaman Md., Sensoy Ahmet., Corbet Shaen. (2020). The influence of Bitcoin on portfolio diversification and design. *Finance Research Letters, Elsevier, vol. 37(C).*

Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., Sensoy, A. (2021). Financial contagion during COVID–19 crisis. *Financ. Res. Lett., 101604.*

Al-Awadhi, A.M., Al-Saifi, K., Al-Awadhi, A., Alhamadi, S. (2020). Death and contagious infectious diseases: Impact of the COVID-19 virus on stock market returns. *J. Behav. Exp. Finance, 100326.*

Alam, M. K., Tabash, M. I., Billah, M., Kumar, S., & Anagreh, S. (2022). The impacts of the Russia–Ukraine invasion on global markets and commodities: A dynamic connectedness among G7 and BRIC markets. *Journal of Risk and Financial Management, 15(8), 352.*

Albulescu, C. (2020). Coronavirus and financial volatility: 40 days of fasting and fear. *SSRN Electron. J.*

Aliu, F., Aliu, F., Nuhiu, A., & Preniqi, N. (2021). Diversification perspectives of a single equity market: analysis on the example of selected CEE countries. *Comparative Economic Research. Central and Eastern Europe, 24(4), 85-104.*

Allen, F., Beck, T., Carletti, E., Lane, P.R., Schoenmaker, D., Wagner, W. (2011). Cross-border banking in Europe: implications for financial stability and macroeconomic policies. *London, Centre for Economic Policy Research.*

Aloui, C., & HAMIDA, H. B. (2015). Estimation and Performance Assessment of Value-at-Risk and Expected Shortfall Based on Long-Memory GARCH-Class Models. *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a uver)*, *65*(1), 30-54.

Anastasopoulos, A. (2018). Testing for financial contagion: New evidence from the Greek crisis and yuan devaluation. *Research in International Business and Finance, 45, 499-511.*

Anderson, A. (2013). Trading and under-diversification. *Review of Finance, 17(5), 1699–1741.*

Ando T, Greenwood-Nimmo M, Shin Y. (2022). Quantile connectedness: modelling tail behavior in the topology of financial networks. *Manag Sci 68(4) :2377–3174.*

Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., Gabauer, D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management 13 (4), 84.*

Anyfantaki, S., Arvanitis, S., & Topaloglou, N. (2021). Diversification benefits in the cryptocurrency market under mild explosivity. *European Journal of Operational Research, 295(1), 378–393.*

Arouri, M. E. H., A. Lahiani et D. K. Nguyen. (2015). World gold prices and stock returns in China: insights for hedging and diversification strategies. *Economic Modelling, vol. 44, p. 273–282.*

Arouri, M. H. (2005). Intégration Financière et Diversification Internationale des Portefeuilles. *Economie et prévision, n° 168/2 pp. 115-132.*

Asadi, M., Roubaud, D., Tiwari, A.K. (2022). Volatility spillovers amid crude oil, natural gas, coal, stock, and currency markets in the US and China based on time and frequency domain connectedness. *Energy Econ. 109, 105961.*

Ashraf, B.N. (2020). Stock markets' reaction to COVID-19: Cases or fatalities?. *Res. Int. Bus. Finance 54, 101249.*

Atkinson, C. L., McCue, C., Prier, E., & Atkinson, A. M. (2020). Supply Chain Manipulation, Misrepresentation, and Magical Thinking During the COVID-19 Pandemic. *American Review.*

Attarzadeh A, Balcilar M. (2022). On the dynamic return and volatility connectedness of cryptocurrency, crude oil, clean energy, and stock markets: a time-varying analysis. *Environ Sci Pollut Res Int 29(43):65185–65196.*

Avramov D. (2002). Stock Return Predictability and Model Uncertainty. *Journal of Financial Economics 64(3), pp. 423-58.*

Bae, K.-H., & Zhang, X. (2015). The cost of stock market integration in emerging markets. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies, 44(1), 1–23.*

Bagchi, B., & Paul, B. (2023). Effects of Crude Oil Price Shocks on Stock Markets and Currency Exchange Rates in the Context of Russia-Ukraine Conflict: Evidence from G7 Countries. *Journal of Risk and Financial Management, 16, 64*.

Bahloul, Slah, and Imen Khemakhem. (2021). Dynamic return and volatility connectedness between commodities and Islamic stock market indices. *Resources Policy 71: 101993.*

Baig, A. S., & Chen, M. (2022). Did the COVID-19 pandemic (really) positively impact the IPO market? An Analysis of information uncertainty. *Finance Research Letters, 102372.*

Bakas, D., Triantafyllou, A. (2020). Commodity price volatility and the economic uncertainty of pandemics. *Econom. Lett. 193, 109283.*

Baker SR, Bloom N, Davis SJ, Kost K, Sammon M, Viratyosin T. (2020). The unprecedented stock market reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies 10(4):742–758.*

Balcilar, M., Gabauer, D., & Umar, Z. (2021). Crude oil futures contracts and commodity markets: New evidence from a TVP-VAR extended joint connectedness approach. *Resources Policy, 73, Article 102219.*

Baruník, J., & Kˇrehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics, 16(2), 271–296.*

Batten, J. A., Kinateder, H., Szilagyi, P. G., & Wagner, N. F. (2017). Can stock market investors hedge energy risk? Evidence from Asia. *Energy Economics, 66, 559–570.*

Baur DG, McDermott TK. (2016). Why is gold a safe haven?. *J Behav Exp Finance. 10:63–71.*

Beck M.J., Hensher D.A., Wei E. (2020). Slowly coming out of COVID-19 restrictions in Australia: implications for working from home and commuting trips by car and public transport. *J. Transp. Geogr.*

Bekaert, G., Harvey, C.R., & Ng, A. (2005). Market integration and contagion. *The Journal of Business, 78(1), 39-70.*

Belhadj H, Hamad SB. (2021). Gold and Bitcoin are Safe-haven? Evidence from Developed and Emerging Market Indices During the COVID-19 Bear Market. *World Scientific Publishing Co*.

Ben Amar A, Bélaïd F, Ben Youssef A, Guesmi K. (2021). Connectedness among regional financial markets in the context of the COVID19. *Applied Economics Letters, Taylor & Francis Journals, vol. 28(20), pages 1789-1796.*

Ben Cheikh, Nidhaleddine & Ben Zaied, Younes & Saidi, Sana & Sellami, Mohamed. (2022). Global pandemic crisis and risk contagion in GCC stock markets. *Journal of Economic Behavior & Organization, Elsevier, vol. 202(C), pages 746-761*

Benlagha, N., and S. El-Omri. (2022). Connectedness of Stock Markets with Gold and Oil: New Evidence from COVID-19 Pandemic. *Finance Research Letters 46 (Part B), May): 102373.*

Beraich, M., Amzile, K., Laamire, J., Zirari, O., & Fadali, M. A. (2022). Volatility spillover effects of the US, European and Chinese financial markets in the context of the Russia–Ukraine conflict. *International Journal of Financial Studies, 10(4), 95.*

Bergström, J. (1975). Percutaneous needle biopsy of skeletal muscle in physiological and clinical research. *Scandinavian Journal of Clinical and Laboratory Investigation, vol. 35, no 7, p. 609–616.*

Bessler, W., Opfer, H., & Wolff, D. (2017). Multi-asset portfolio optimization and out-of-sample performance: an evaluation of Black–Litterman, mean-variance, and naïve diversification approaches. *The European Journal of Finance, 23(1), 1–30.*

Bhuiyan, R.A., Husain, A., Zhang, C. (2023). Diversification evidence of bitcoin and gold from wavelet analysis. *Financ Innov 9 (1), 100.*

Bilgin, M., & Yilmaz, K. (2018). Producer Price inflation connectedness and input-output networks. *SSRN Electronic Journal.*

Bird, G., Du, W., Pentecost, E., & Willett, T. (2017a). Safe haven or contagion? The disparate effects of Euro-zone crises on non-Euro-zone neighbours. *Applied Economics, 49(59), 5895-5904.*

Bird, G., Du, W., Pentecost, E., & Willett, T. (2017b). Was it different the second time? An empirical analysis of contagion during the crises in Greece 2009–15. *The World Economy, 40(12), 2530-2542.*

Bissoondoyal-Bheenick, E., Do, H., Hu, X., Zhong, A. (2020). Learning from SARS: return and volatility connectedness in COVID-19. *Finance Res. Lett., 101796.*

Black, F. et R. Litterman. (1990). Asset allocation: combining investor views with market equilibrium. *Cahier de recherche, Discussion paper, Goldman, Sachs & Co., Fixed Income Research, September 1990.*

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics, 31(3), 307–327.*

Bolton, P., & Jeanne, O. (2011). Sovereign default risk and bank fragility in financially integrated economies. *IMF Economic Review, 59(2), 162-194.*

Bose, U., MacDonald, R., & Tsoukas, S. (2015). Education and the local equity bias around the world. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 39, 65–88.*

Boubaker, S., Goodell, J. W., Pandey, D. K., & Kumari, V. (2022). Heterogeneous impacts of wars on global equity markets: Evidence from the invasion of Ukraine. *Finance Research Letters, 48, Article 102934.*

Bougias, A., Episcopos, A., Leledakis, G.N. (2022). Valuation of European firms during the Russia–Ukraine war. *Econom. Lett. 218, 110750.*

Boungou, W., Yati´e, A. (2022). The impact of the Ukraine–Russia war on world stock market returns. *Econ. Lett. 215, 110516.*

Bouri, E., Saeed, T., Vo, X., & Roubaud, D. (2021). Quantile connectedness in the cryptocurrency market. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 71.*

Bouri, E., Shahzad, S. J. H., Roubaud, D., Kristoufek, L., & Lucey, B. (2020). Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: New insight through wavelet analysis. *The Quarterly Review of Economics and Finance, 77, 156–164.*

Bouteska, A., Sharif, T., Abedin, M.Z. (2023). COVID-19 and stock returns: evidence from the Markov switching dependence approach. *Res. Int. Bus. Financ. 64.*

Breitung, J. (2000). The Local Power of Some Unit Root Tests for Panel Data. *Advances in Econometrics, Vol. 15, JAI Press, Amsterdam, 161–178.*

Breitung, J., & Das, S. (2005). Panel unit root tests under cross-sectional dependence. *Statistica Neerlandica, 59(4), 414–433.*

Brutti, F., & Sauré, P. (2015). Transmission of sovereign risk in the euro crisis. *Journal of International Economics, 97(2), 231-248.*

Bundoo, S. K. (2017). Stock market development and integration in SADC (Southern African Development Community). *Review of Development Finance, 7(1), 64–72.*

Calvo, G. A. (1999). Contagion in Emerging Markets: When Wall Street is a carrier. *Latin American economic crises: Trade and labour, 81-91.*

Calvo, Sara & Reinhart, Carmen. (1996). Capital flows to Latin America: Is there evidence of contagion effects?. *Policy Research Working Paper Series 1619, The World Bank.*

Capelle-Blancard, G., & Desroziers, A. (2020). The stock market is not the economy? Insights from the COVID-19 crisis. *CEPR Covid Economics.*

Cappiello, L., Engle, R. F., & Sheppard, K. (2006). Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns. *Journal of Financial Econometrics, 4(4), 537-572.*

Caramazza, F., Ricci, L., & Salgado, R. (2004). International financial contagion in currency crises. *Journal of International Money and Finance, 23(1), 51-70.*

Celık, S. (2012). The more contagion effect on emerging markets: The evidence of DCC-GARCH model. *Economic Modelling, 29(5), 1946-1959.*

Chan, K. S., Chao, C. C., & Chou, W. L. (2002). Trade similarities and contagion among the Asian crisis economies. *Journal of Asian Economics, 13(2), 271-283.*

Chang, K., & Li, S. Z. (2022). Does COVID-19 pandemic event alter the dependence structure breaks between crude oil and stock markets in Europe and America. *Energy Reports, 8, 15106–15123.*

Chen, G. M., Firth, M., & Rui, O. M. (2002). Stock market linkages: evidence from Latin America. *Journal of Banking & Finance, 26(6), 1113-1141.*

Chen, M., Chen, P., & Lee, C. (2014). Frontier stock market integration and the global financial crisis. *The North American Journal of Economics and Finance, 29, 84–103.*

Chen, Y., Wang, C., Zhu, Z. (2022). Toward the integration of European gas futures market under COVID-19 shock: a quantile connectedness approach. *Energy Econ. 114, 106288.*

Chevallier, J., and F. Ielpo. (2013). Volatility Spillovers in Commodity Markets. *Applied Economics Letters 20 (13): 1211–1227.*

Chiang, T. C., Jeon, B. N., & Li, H. (2007). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian markets. *Journal of International Money and finance, 26(7), 1206-1228.*

Choudhry, T. (2010). World war II events and the Dow Jones industrial index. *J. Bank. Financ. 34 (5), 1022–1031.*

Choudhry, T., Lu, L., & Peng, K. (2007). Common stochastic trends among Far East stock prices: Effects of the Asian financial crisis. *International Review of Financial Analysis, 16(3), 242-261.*

Chowdhury, R., Doukas, J.A. (2022). Protection of trade secrets and value of cash holdings: Evidence from a natural experiment. *J. Bank. Financ. 143, 106617.*

Christoffersen P. et al. (2014). Correlation dynamics and international diversification benefits. *International Journal of Forecasting, 30 (3): 807-824*.

Climent, F. and Meneu, V. (2003). Has 1997 Asian crisis increased information flows between international markets?. *International Review of Economics and Finance, 12, pp. 111–43.*

Cocca, Teodoro & Gabauer, David & Pomberger, Stefan. (2024). Clean energy market connectedness and investment strategies: New evidence from DCC-GARCH R2 decomposed connectedness measures. *Energy Economics, Elsevier, vol. 136(C).*

Conrad, C., Karanasos, M., & Zeng, N. (2011). Multivariate fractionally integrated APARCH modeling of stock market volatility: A multi-country study. *Journal of Empirical Finance, 18, 147–159.*

Corbet, S., Hu, Y., Lucey, B. M., Oxley, L. (2020). Aye Corona! The Contagion Effects of Being Named Corona during the COVID-19 Pandemic. *Journal of Financial Economics, 49, p. 375-412.*

Cui, J., Maghyereh, A. (2023). Higher-order moment risk connectedness and optimal investment strategies between international oil and commodity futures markets: insights from the COVID-19 pandemic and Russia-Ukraine conflict. *Int. Rev. Financ. Anal. 86, 102520.*

Das, A. (2022). The long and short of it: A brave new world order and dollar reserves. *Invesco (21 November). https:// www.centralbanking.com/central-banks/reserves/7953725/the-long-and-short-of-it-a-brave-new-world-order-anddollar-reserves.*

Daskalaki, C., Skiadopoulos, G., & Topaloglou, N. (2017). Diversification benefits of commodities: A stochastic dominance efficiency approach. *Journal of Empirical Finance, 44, 250–269.*

Davis, S.J., Liu, D., Sheng, X.S. (2021). Stock Prices and Economic Activity in the Time of Coronavirus. *NBER WP no. 28320.*

De Santis G, Gerard B. (1997). International asset pricing and portfolio diversification with time-varying risk. *The Journal of Finance, vol. 52, no 5, p. 1881–1912.*

Dias, R., & Carvalho, L. C. (2020). Hedges and safe havens: An examination of stocks, gold and silver in Latin America's stock market. *Revista de Administração Da UFSM, 13(5), 1114–1132.*

Diebold, F.X., Yılmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *Econom. J. 119 (534), 158–171.*

Diebold, F.X., Yılmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *Int. J. Forecast. 28 (1), 57–66.*

Diebold, F.X., Yılmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *J. Econometrics 182 (1), 119–134.*

Dimitriou, D., Kenourgios, D., & Simos, T. (2013). Global financial crisis and emerging stock market contagion: A multivariate FIAPARCH–DCC approach. *International Review of Financial Analysis, 30, 46-56.*

Dimmock, S. G., Kouwenberg, R., Mitchell, O. S., & Peijnenburg, K. (2016). Ambiguity aversion and household portfolio choice puzzles: Empirical evidence. *Journal of Financial Economics, 119(3), 559–577.*

Ding Q, Huang J, Chen J. (2021). Dynamic and frequency-domain risk spillovers among oil, gold, and foreign exchange markets: Evidence from implied volatility. *Energy Economics 102: 105514.*

Ding, Q., Huang, J., Zhang, H. (2022). Time-frequency spillovers among carbon, fossil energy, & clean energy markets: the effects of attention to climate change. *Int. Rev. Financ. Anal. 83.*

Dornbusch, R., Park, Y. C., & Claessens, S. (2000). Contagion: understanding how it spreads. *The World Bank Research Observer, 15(2), 177-197.*

Dumas B, Solnik B. (1995). The World Price of Foreign Exchange Risk. *Journal of Finance, 50(2), pp. 445-479, June.*

Dumas B. (1994). Test of the International CAPM Using Business Cycles Indicators as Instrumentals Variables. *The Internationalization of Equity Markets, University of Chicago Press, Chicago, p. 23-50.*

Dungey, M., & Gajurel, D. (2014). Equity market contagion during the global financial crisis: Evidence from the world's eight largest economies. *Economic Systems, 38(2), 161-177.*

Edwards, S. (2000). Contagion. *The World Economy, 23(7), 873-900.*

Eichengreen, B., Rose, A. K., & Wyplosz, C. (1996). Contagious currency crises: first tests. *Scandinavian Journal of Economics, 98(4), 463-484*

Eichengreen, Barry. (2023). Globalization: Uncoupled or unhinged. *Journal of Policy Modeling, Elsevier, vol. 45(4), pages 685-692.*

Engle RF, Kroner KF. (1995). Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. *Econometric Theory,11,122-150.*

Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: a simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *J. Bus. Econ. Stat. 20 (3), 339–350.*

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica, 50(4*), 987-1007.

Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica, 55(2), 251-276*.

Ergen, I. (2014). Tail dependence and diversification benefits in emerging market stocks: An extreme value theory approach. *Applied Economics, 46(19), 2215–2227.*

Escribano, A., Pfann, A.G. (1998). Non-linear error correction, asymmetric adjustment and cointegration. *Economic Modelling 15 (2), 197-216.*

Fang, Y., Shao, Z. (2022). The Russia-Ukraine conflict and volatility risk of commodity markets. *Finance Res. Lett. 50, 103264.*

Ferson.W et Harvey.C. (1993). The Risk and Predictability of International equity Return. *The Review of Financial Studies, n°6, p.527-567.*

Flavin, T. J. (2004). The effect of the Euro on country versus industry portfolio diversification. *Journal of International Money and Finance, 23(7–8), 1137–1158.*

Flood R & P. Garber. (1984). Collapsing exchange rates regimes, some linear examples. *Journal International Economics, p. 17.*

Flood R., Marion N. (1999). Perspectives on the Recent Currency Crisis Literature. *International Journal of Finance and Economics, N° 4.*

Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market co-movements. *The journal of Finance, 57(5), 2223-2261.*

Forbes, K., Rigobon, R. (2001). Contagion in Latin America: Definitions, Measurement, and Policy Implications. *Economía, 1(2), 1-46.*

Frezza, M., Bianchi, S., Pianese, A. (2021). Fractal analysis of market (in)efficiency during the COVID-19. *Finance Res. Lett. 38, 101851.*

Gabauer, D. (2020). Volatility impulse response analysis for DCC-GARCH models: the role of volatility transmission mechanisms. *J. Forecast. 39 (5), 788–796.*

Gabauer, D., Gupta, R. (2018). On the transmission mechanism of country-specific and international economic uncertainty spillovers: Evidence from a TVP-VAR connectedness decomposition approach. *Economics Letters 171, 63-71*

Ghorbel, A., Frikha, W., Manzli, Y.S. (2022). Testing for asymmetric non-linear short-and long-run relationships between crypto-currencies and stock markets. *Euras. Econ. Rev. 1–39.*

Giofré Maela. (2017). Financial education, investor protection and international portfolio diversification. *Journal of International Money and Finance Volume 71, pp 111-139*.

Goetzmann, William N. and Kumar, Alok. (2008). Equity Portfolio Diversification. *Review of Finance*, Volume 12, Issue 3, 2008, Pages 433–463.

Gong X, Jin Y, Liu T. (2023). Analyzing pure contagion between crude oil and agricultural futures markets. *Energy, Elsevier, vol. 269(C).*

Goodell, J.W., Corbet, S., Yadav, M.P., Kumar, S., Sharma, S., Malik, K. (2022). Time and frequency connectedness of green equity indices: uncovering a socially important link to Bitcoin. *Int. Rev. Financ. Anal. 84, 102379.*

Goodell, J.W., Yadav, M.P., Ruan, J., Abedin, M.Z., Malhotra, N. (2023). Traditional assets, digital assets and renewable energy: investigating connectedness during COVID-19 and the Russia-Ukraine war. *Financ. Res. Lett. 58, 104323.*

Gorea, D., & Radev, D. (2014). The euro area sovereign debt crisis: Can contagion spread from the periphery to the core?. *International Review of Economics & Finance, 30, 78-100.*

Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross- spectral methods. *Econometrica, 37(3), 424-438.*

Granger, C.W.J., Lee, T.H. (1989). Investigation of production, sales and non-symmetric error correction models. *Journal of Applied Econometrics 4, supplement, 145-159.*

Grubel, H. G. (1968). Internationally diversified portfolios: welfare gains and capital flows. *The American Economic Review, vol. 58, n^{O} 5, p. 1299–1314.*

Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from Bitcoin. *International Review of Financial Analysis, 63, 431–437.*

Gupta, R., & Guidi, F. (2012). Cointegration relationship and time varying co-movements among Indian and Asian developed stock markets. *International Review of Financial Analysis, 21, 10–22.*

Guru, B.k., Pradhan, A.K., & Bandaru, R. (2023). Volatility contagion between oil and the stock markets of G7 countries plus India and China. *Resources Policy, Elsevier, vol. 81(C).*

Ha LT. (2023). Dynamic connectedness between FinTech innovation and energy volatility during the war in time of pandemic. *Environ Sci Pollut Res 30(35):83530–83544.*

Hachicha, N., A. Ben Amar, I. Ben Slimane, M. Bellalah, and J. L. Prigent. (2022). Dynamic Connectedness and Optimal Hedging Strategy Among Commodities and Financial Indices. *International Review of Financial Analysis 83:102290.*

Hadri, K. (2000). Testing for Stationarity in Heterogeneous Panel Data. *Econometrics Journal, 3, 148–161.*

Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH (1,1). *Journal of Applied Econometrics, 20(7), 873–889.*

Haroon, O., Rizvi, S.A.R. (2020). COVID-19: Media coverage and financial markets behavior—A sectoral inquiry. *Journal of Behavioral and Experimental Finance, Elsevier, vol. 27(C).*

Harvey C. (1991). The World Price of Covariance Risk. *Journal of Finance, 46: 111-57.*

Haselmann, R., & Herwartz, H. (2008). Portfolio performance and the Euro: Prospects for new potential EMU members. *Journal of International Money and Finance, 27(2), 314–330.*

Hemrit, W., Benlagha, N. (2021). Does renewable energy index respond to the pandemic uncertainty?. *Renew. Energy 177, 336–347.*

Hess, M. K. (2006). Timing and diversification: A state-dependent asset allocation approach. *European Journal of Finance, 12(03), 189–204.*

Hong, Y., Ma, F., Wang, L., Liang, C. (2022). How does the COVID-19 outbreak affect the causality between gold and the stock market? new evidence from the extreme Granger causality test. *Resour. Pol. 78.*

Hudson, R., Urquhart, A. (2015). War and stock markets: The effect of World War two on the British stock market. *Int. Rev. Financ. Anal. 40, 166–177.*

Hudson, R., Urquhart, A. (2022). Naval disasters, World War two and the British stock market. *Res. Int. Bus. Finance 59.*

Hung, Ngo Thai, Vo, Xuan Vinh. (2021). Directional spillover effects and time-frequency nexus between oil, gold and stock markets: evidence from pre and during COVID-19 outbreak. *Int. Rev. Financ. Anal.*

Hung, Ngo Thai, Vo, Xuan Vinh. (2023). Multi-scale Features of Interdependence Between Oil Prices and Stock Prices. *Asia-Pacific Financial Markets, Springer; Japanese Association of Financial Economics and Engineering, vol. 30(3), pages 475-504, September.*

Hyung, N., & De Vries, C. G. (2007). Portfolio selection with heavy tails. *Journal of Empirical Finance, 14(3), 383–400.*

Im, KS, Pesaran, M.H., Shin, Y. (2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of Econometrics, 115, pp. 53-74.*

Jena, S., Tiwari, A., Abakah, E., & Hammoudeh, S. (2022). The connectedness in the world petroleum futures markets using a Quantile VAR approach. *Journal of Commodity Market, 27.*

Jiang, Wei and Dong, Lingfei and Liu, Xinyi. (2023). The Time-Frequency Connectedness Among Green Finance, Carbon and Renewable & Nonrenewable Energy Markets in China: Evidence from the COVID-19 Pandemic. *Available at SSRN.*

Jitmaneeroj B. (2018). A latent variable analysis of corporate social responsibility and firm value. *Managerial Finance.*

Johansen, S. (1988). Statistical analysis of co-integration vectors. *Journal of Economic Dynamics & Control, 12(2-3), 231–254.*

Johansen, S. (1991). Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica, 59(6), 1551-1580.*

John, K., & Li, J. (2021). COVID-19, volatility dynamics, and sentiment trading. *Journal of Banking & Finance, 133, Article 106162.*

Jondeau, Eric & Rockinger, Michael. (2006). The Copula-GARCH model of conditional dependencies: An international stock market application. *Journal of International Money and Finance.*

Kakran, S., Sidhu, A., Bajaj, P. K., & Dagar, V. (2023). Novel evidence from APEC countries on stock market integration and volatility spillover: A Diebold and Yilmaz approach. *Cogent Economics & Finance, 11(2), 2254560.*

Kaminsky, G. L., & Reinhart, C. M. (2000). On crises, contagion, and confusion. *Journal of International Economics, 51(1), 145-168.*

Kaminsky, G.L., Schmukler, S.L. (1999). What triggers market jitters? A chronicle of the Asian crisis. *Journal of International Money and Finance, 18(4), 537-560.*

Kang SH, Uddin GS, Troster V, Yoon SM. (2019). Directional spillover effects between ASEAN and world stock markets. *J Multinatl Financ Manag 52:100592.*

Kao, C. (1999). Spurious regression and residual-based tests for co-integration in panel data. *Journal of Econometrics, 90(1), 1–44.*

Karolyi A. & R. Stulz. (2002). Are Financial Assets Priced Locally or Globally?. *Document de travail, Ohio State University.*

Kchaou, O., & Bellalah, M. (2020). The contagion of the Greek debt crisis on the EMU sovereign bond markets: a Garch-DCC approach. *International Journal of Entrepreneurship and Small Business, 39(1-2), 100-120.*

Kenourgios, D. (2014). On financial contagion and implied market volatility. *International Review of Financial Analysis, 34, 21-30.*

Kenourgios, D., & Dimitriou, D. (2015). Contagion of the Global Financial Crisis and the real economy: A regional analysis. *Economic Modelling, 44, 283-293.*

Kenourgios, D., & Padhi, P. (2012). Emerging markets and financial crises: regional, global or isolated shocks?. *Journal of Multinational Financial Management, 22(1-2), 24-38.*

Kim, J. H., Lee, Y., Kim, W. C., & Fabozzi, F. J. (2021). Mean–variance optimization for asset allocation. *Journal of Portfolio Management, 47(5), 24–40.*

Kindleberger Charles-P. (1978). Histoire mondiale de la spéculation financière.

King, M. A., & Wadhwani, S. (1990). Transmission of volatility between stock markets. *The Review of Financial Studies, 3(1), 5-33*

Koop, G., Pesaran, M.H., Potter, S.M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *J. Econom. 74 (1), 119–147.*

Kosmidou, K., Kousenidis, D., Ladas, A., & Negkakis, C. (2019). Do institutions prevent contagion in financial markets? Evidence from the European debt crisis. *The European Journal of Finance, 25(7), 632-646.*

Krugman P. (1979). A model of balance of payment. *Journal of Money, Credit and Banking.*

Krugman P. (2001). Crises: The Next Generation?. *Razin Conference, Tel Aviv University, March 25-26.*

Kuang, W. (2021). Which clean energy sectors are attractive? A portfolio diversification perspective. *Energy Economics, 104, Article 105644.*

Kuhn, D., & Luenberger, D. G. (2010). Analysis of the rebalancing frequency in log-optimal portfolio selection. *Quantitative Finance, 10(2), 221–234.*

Laopodis, N. T. (2005). Portfolio diversification benefits within Europe: Implications for a US investor. *International Review of Financial Analysis, 14(4), 455–476.*

Le TH. (2023). Quantile time-frequency connectedness between cryptocurrency volatility and renewable energy volatility during the COVID-19 pandemic and Ukraine-Russia conflicts. *Renew Energy 202:613–625.*

Lee, C. C., & Lee, H. T. (2023). Optimal portfolio diversification with a multi-chain regime-switching spillover GARCH model. *Global Finance Journal, 55, Article 100808.*

Lessard, D. R. (1973). International portfolio diversification: a multivariate analysis for a group of Latin American countries. *The Journal of Finance, vol. 28, n° 3, p. 619–633.*

Levin, A., C. Lin, and C.J. Chu. (2002). Unit Root Tests in Panel Data: Asymptotic and Finite-sample Properties. *Journal of Econometrics, 108, 1–24.*

Levy, H. et M. Sarnat. (1970). International diversification of investment portfolios. *The American Economic Review, vol. 60, no 4, p. 668–675.*

Li, J., Umar, M., Huo, J. (2023b). The spillover effect between Chinese crude oil futures market and Chinese green energy stock market. *Energy Econ. 119, 106568.*

Li, S. F., Zhu, H. M., & Yu, K. (2012). Oil prices and stock market in China: A sector analysis using panel co-integration with multiple breaks. *Energy Economics, 34(6), 1951–1958.*

Li, Y., Shi, Y., Shi, Y., Yi, S., & Zhang, W. (2023a). COVID-19 vaccinations and risk spillovers: Evidence from Asia-Pacific stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal, 79, Article 102004.*

Liang, C., Wei, Y., Lei, L., Ma, F. (2022). Global equity market volatility forecasting: new evidence. *Int. J. Finance Econ. 27, 594–609.*

Lien D, Lee G, Yang L, Zhang Y. (2018). Volatility spillovers among the US and Asian stock markets: a comparison between the periods of Asian currency crisis and subprime credit crisis. *N Am J Econ Finance 46:187–201.*

Liu, H., Manzoor, A., Wang, C., Zhang, L., Manzoor, Z. (2020). The COVID-19 outbreak and affected countries stock markets response. *Int. J. Environ. Res. Public Health.*

Liu, Z., Shi, X., Zhai, P., Wu, S., Ding, Z., & Zhou, Z. (2021). Tail risk connectedness in the oil-stock nexus: Evidence from a novel quantile spillover approach. *Politique des ressources, 74.*

Longstaff, F. A. (2010). The subprime credit crisis and contagion in financial markets. *Journal of Financial Economics, 97(3), 436-450.*

Lu, X., Huang, N., Mo, J., Ye, Z. (2023). Dynamics of the return and volatility connectedness among green finance markets during the COVID-19 pandemic. *Energy Econ. 125, 106860.*

Maddala, G. S., & Wu, S. (1999). A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 61(S1), 631–652.*

Mahran, HA. (2023). The impact of the Russia–Ukraine conflict (2022) on volatility connectedness between the Egyptian stock market sectors: evidence from the DCC-GARCH-CONNECTEDNESS approach. *Journal of Risk Finance, 24 (1), 105-121.*

Malhotra, G., Yadav, M.P., Tandon, P., Sinha, N. (2023). An investigation on dynamic connectedness of commodity market with financial market during the Russia–Ukraine invasion. *Benchmark.: Int. J.*

Markowitz H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance, n°3, pp.77-91.*

Markowitz H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investment. *Yale University Pres.*

Masson, M. P. R. (1998). Contagion: Monsoonal effects, spillovers, and jumps between multiple equilibria (No. 98-142). *International Monetary Fund.*

Masson, P. (1999). Contagion: macroeconomic models with multiple equilibria. *Journal of International Money and Finance, 18(4), 587-602.*

Medo, M., Yeung, C. H., & Zhang, Y. C. (2009). How to quantify the influence of correlations on investment diversification. *International Review of Financial Analysis, 18(1–2), 34–39.*

Mellado, C., & Escobari, D. (2015). Virtual integration of financial markets: A dynamic correlation analysis of the creation of the Latin American integrated market. *Applied Economics, 47(19), 1956–1971.*

Mensi W, Al Rababa'a AR, Vo XV, Kang SH. (2021a). Asymmetric spillover and network connectedness between crude oil, gold, and Chinese sector stock markets. *Energy Econ 98:105262.*

Mensi W, Al-Yahyaee KH, Idries Mohammad Wanas Al-Jarrah IMW, Vo XV, Kang SH. (2021b). Does volatility connectedness across major cryptocurrencies behave the same at different frequencies?. *A portfolio risk analysis. Int Rev Econ Finance 76:96–113.*

Mensi W, Vo XV, Ko HU, Kang SH. (2023). Frequency spillovers between green bonds, global factors and stock market before and during COVID-19 crisis. *Econ Anal Policy. 77:558–580. doi: 10.1016/j.eap.2022.12.010.*

Mensi, W., Hammoudeh, S., & Kang, S. H. (2015). Precious metals, cereal, oil and stock market linkages and portfolio risk management: Evidence from Saudi Arabia. *Economic Modelling, 51, 340–358.*

Mensi, W., Hammoudeh, S., Nguyen, D. K., & Kang, S. H. (2016). Global financial crisis and spillover effects among the U.S. and BRICS stock markets. *International Review of Economics & Finance, 42, 257–276.*

Mensi, W., Hernandez, J. A., Yoon, S. M., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2021c). Spillovers and connectedness between major precious metals and major currency markets: The role of frequency factor. *International Review of Financial Analysis, 74, Article 101672.*

Mensi, W., Naeem, M. A., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2022). Dynamic and frequency spillovers between green bonds, oil and G7 stock markets: Implications for risk management. *Economic Analysis and Policy, 73, 331–344.*

Mensi, W., Nekhili, R., Vo, X.V., Kang, S.H. (2021). Oil and precious metals: volatility transmission, hedging, and safe haven analysis from the Asian crisis to the COVID-19 crisis. *Econ. Anal. Pol. 71, 73–96.*

Mensi, W., Sensoy, A., Vo, X.V., Kang, S.H. (2020). Impact of COVID-19 outbreak on asymmetric multifractality of gold and oil prices. *Resour. Policy 69, 101829.*

Merton. R. (1980). On estimating the Expected Return on the Market: An Explonary Investigation. *Journal of Financial Economics, 8(4), pp. 323-361.*

Miklesh P.Y, Mohammad Z.A, Neena S, Vandana Arya. (2023). Uncovering dynamic connectedness of Artificial intelligence stocks with agri-commodity market in wake of COVID-19 and Russia-Ukraine Invasion. *International Business and Finance Volume 6.*

Milesi-Ferretti, G.-M., Tille, C. (2011). The great retrenchment: International capital flows during the global financial crisis. *Econ. Policy 26, 287–342.*

Mimouni, K., Charfeddine, L., Al-Azzam M. (2016). Do oil producing countries offer international diversification benefits? Evidence from GCC countries. *Economic Modelling, vol. 57, p. 263–280.*

Naeem, M.A., Peng, Z., Suleman, M.T., Nepal, R., Shahzad, S.J.H. (2020). Time and frequency connectedness among oil shocks, electricity and clean energy markets. *Energy Economics 91, 104914.*

Narayan, P. K., Ahmed, H. A., Sharma, S. S., & Prabheesh, K. P. (2014). How profitable is the Indian stock market?. *Pacific-Basin Finance Journal, 30, 44–61.*

Narayan, S. W., & Rehman, M. U. (2018). Portfolio diversification opportunities within emerging and frontier stock markets: Evidence from ten Asian countries. *Buletin Ekonomi Moneter Dan Perbankan, 21(1), 1–22.*

Nasir Ahmed, Mobeen Ur Rehman, Xuan Vinh Vo, Sang Hoon, Kang. (2022). Does inter-region portfolio diversification pay more than the international diversification?. *The Quarterly Review of Economics and Finance, vol. 83(C), pp 26-35.*

Nawazish, S. (2021). Does gold future hedge global uncertainty in crude oil futures? Evidence from DCC-GARCH model. *Asian Finance Research Journal, 3(1).*

Neaime, S. (2012). The global financial crisis, financial linkages and correlations in returns and volatilities in emerging MENA stock markets. *Emerging Markets Review, 13(3), 268-282.*

Obstfeld, M. (1994). The logic of currencies crises. *NBER Working Papers 4640, National Bureau of Economic Research, Inc.*

Okhrin, Y., Uddin, G. S., and Yahya, M. (2023). Nonlinear and asymmetric interconnectedness of crude oil with financial and commodity markets. *Energy Economics 125 :106853.*

Okorie, D.I., Lin, B., (2020). Stock markets and the COVID-19 fractal contagion effects. *Financ. Res. Lett.*

Onali, Enrico. (2020). COVID-19 and Stock Market Volatility. *Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=3571453.*

Orhan, E. (2022). The effects of the Russia-Ukraine war on global trade. *J. Int. Trade Logist. Law 8 (1), 141–146.*

Pandey, D.K., Lucey, B.M., Kumar, S. (2023). Border disputes, conflicts, war, and financial markets research: a systematic review. *Res. Int. Bus. Financ. 65.*

Patel, R. (2021). Equity market integration and portfolio decisions: A study of NASDAQ USA and MSCI Emerging Markets Asia indexes. *Journal of Wealth Management, 24(1), 11–39.*

Patel, R., S. Kumar, E. Bouri, and N. Iqbal. (2023). Spillovers Between Green and Dirty Cryptocurrencies and Socially Responsible Investments Around the War in Ukraine. *International Review of Economics & Finance 87 (September):143–162.*

Pedroni P. (1996). Fully Modified OLS for Heterogeneous Cointegrated Panels and the Case of Purchasing Power Parity. *Working Paper in Economics, Indiana University.*

Pedroni, P. (1995). Panel cointegration, asymptotic and finite sample properties of pooled time series tests with an application to the PPP hypothesis. *Working Paper in Economics, 92-013, Indiana University.*

Pedroni, P. (1999). Critical values for co-integration tests in heterogeneous panels with multiple regressors. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 61(S1), 653–670.*

Pedroni, P. (2004). Panel co-integration: Asymptotic and finite sample properties of pooled time series tests with an application to the PPP hypothesis. *Econometric Theory, 20(3), 597–625.*

Pericoli, M., & Sbracia, M. (2003). A primer on financial contagion. *Journal of Economic Surveys, 17(4), 571-608.*

Pesaran, H., and Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters 58 (1): 17–29.*

Pesenti P., Tille C. (2000). The Economics of Currency Crises and Contagion: An Introduction. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review, Septembre.*

Phillips, P. C., & Moon, H. R. (1999). Linear regression limit theory for nonstationary panel data. *Econometrica, 67(5), 1057–1111.*

Phiri, A., Anyikwa, I., & Moyo, C. (2023). Co-movement between Covid-19 and G20 stock market returns: A time and frequency analysis. *Heliyon, 9(3), 1-25.*

Platanakis, E., Sutcliffe, C., & Urquhart, A. (2018). Optimal vs naïve diversification in cryptocurrencies. *Economics Letters, 171, 93–96.*

Pritsker, M. (2000). The Channels for Financial Contagion/Washington DC: Board of Governors of the Federal Reserve System. *Working paper, August 11, 2000. 1-26 p.*

Qiao, X., Zhu, H., & Hau, L. (2020). Time-frequency co-movement of cryptocurrency return and volatility: Evidence from wavelet coherence analysis. *International Review of Financial Analysis, 71, Article 101541.*

Qin, Weiping & Cho, Sungjun & Hyde, Stuart. (2022). Measuring market integration during crisis periods. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, Elsevier, vol. 78(C).*

Qureshi, A., Rizwan, M.S., Ahmad, G., Ashraf, D. (2022). Russia-Ukraine war and systemic risk: who is taking the heat?. *Finance Res. Lett. 48, 103036.*

Raheem, I. D. (2021). COVID-19 pandemic and the safe haven property of Bitcoin. *The Quarterly Review of Economics and Finance, 81(1), 370–375.*

Rajwani, S., Tiwari, A.K., Yadav, M.P., Sharma, S. (2023). Dynamic linkages of energy commodities with bullion and metal market: evidence of portfolio hedging. *p.8 Am. Bus. Rev. 26 (1).*

Rault, C., Ben Salem, L., Zayati, M., Nouira, R. (2024). Volatility spillover between oil prices and main exchange rates: Evidence from a DCC-GARCH-connectedness approach. *Resources Policy (91).*

Rehman MU, Naeem MA, Ahmad N, Vo XV. (2023). Global energy markets connectedness: evidence from time-frequency domain. *Environ Sci Pollut Res 30(12):34319–34337.*

Rigobon, R. (2000). Identification through Heteroskedasticity: Measuring Contagion: betweenArgentinean and Mexican Sovereign Bonds. *National Bureau of Economic Research.*

Rigobon, R. (2003). Identification through heteroskedasticity. *Review of Economics and Statistics, 85(4), 777-792.*

Rodriguez, J. C. (2007). Measuring financial contagion: A copula approach. *Journal of Empirical Finance, 14(3), 401-423.*

Saka, O., Fuertes, A. M., & Kalotychou, E. (2015). ECB policy and Eurozone fragility: Was De Grauwe right?. *Journal of International Money and Finance, 54, 168-185.*

Salisu, A. A., Ebuh, G. U., & Usam, U. (2020). Revisiting oil-stock nexus during COVID-19 pandemic: Some preliminary results. *International Review of Economics & Finance, 69, 280–294.*

Samarakoon, L. P. (2011). Stock market interdependence, contagion and the U.S. financial crisis: The case of emerging and frontier markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money, 21, 724–742.*

Sarafrazi, S., Hammoudeh, S., & AraújoSantos, P. (2014). Downside risk, portfolio diversification and the financial crisis in the euro-zone. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 32, 368–396.*

Schweitzer, F., Fagiolo, G., Sornette, D., Vega-Redondo, F., Vespignani, A., White, D.R. (2009). Economic networks: the new challenges. *Science 325, 422–425.*

Selmi, R., Mensi, W., Hammoudeh, S., & Bouoiyour, J. (2018). Is Bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold. *Energy Economics, 74, 787–801.*

Seth, N., & Sharma, A. K. (2015). International stock market efficiency and integration: Evidences from Asian and U.S. Markets. *Journal of Advances in Management Research, 12(2), 88–106.*

Shahzad, S., Rehman, M. et Jammazi, R. (2019). Spillovers from oil to precious metals: quantile approaches. *Resources Policy, 61, 508–521.*

Sharif A, Aloui C, Yarovaya L. (2020). COVID-19 pandemic, oil prices, stock market, geopolitical risk and policy uncertainty nexus in the US economy: fresh evidence from the wavelet-based approach. *Int Rev Financial Anal.*

Sharma, S., Aggarwal, V., Dixit, N., Yadav, M.P. (2023). Time and frequency connectedness among emerging markets and QGREEN, FinTech and artificial intelligence-based index: lessons from the outbreak of COVID-19. *Vision: The Journal of Business Perspective.*

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance, vol. 19, no 3, p. 425–442.*

Shin, S. H., Seay, M. C., & Kim, K. T. (2017). Measurement of diversification between asset classes in the Survey of Consumer Finances. *Economics Letters, 156, 22–26.*

Silva, T.C., Wilhelm, P.V.B., Tabak, B.M. (2023). Trade matters except to war neighbors: the international stock market reaction to 2022 Russia's invasion of Ukraine. *Res. Int. Bus. Financ. 65.*

Singh, Vipul Kumar & Nishant, Shreyank & Kumar, Pawan. (2018). Dynamic and directional network connectedness of crude oil and currencies: Evidence from implied volatility. *Energy Economics, Elsevier, vol. 76(C), pages 48-63.*

Sita BB, Abdallah W. (2014). Volatility links between the home and the host market for UK dual-listed stocks on US markets. *J Int Finance Markets Inst Money 33:183–199.*

Solnik. B. (1974). Why Not Diversify Internationally Rather than Domestically?. *Financial analysts Journal, n°30, p91-135.*

Sun X, Liu C, Wang J, Li J. (2020). Assessing the extreme risk spillovers of international commodities on maritime markets: a GARCH-Copula-CoVaR approach. *Int Rev Financ Anal 68:101453.*

Sun, M., Zhang, C. (2022). Comprehensive analysis of global stock market reactions to the Russia-Ukraine war. *Appl. Econ. Lett.*

Sun, Y., Wu, M., Zeng, X., & Peng, Z. (2021). The impact of COVID-19 on the Chinese stock market: Sentimental or substantial. *Finance Research Letters, 38, Article 101838.*

Syllignakis, M. N., & Kouretas, G. P. (2011). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from the Central and Eastern European markets. *International Review of Economics & Finance, 20(4), 717-732.*

Tan, X., Ma, S., Wang, X., Zhao, Y., Wang, Z., & Xiang, L. (2022). The dynamic impact of COVID–19 Pandemic on stock returns: A TVP-VAR-SV estimation for G7 countries. *Frontier in Public Health, 10:859647.*

Thomas, N. M., Kashiramka, S., & Yadav, S. S. (2017). Determinants of stock market integration between developed and emerging equity markets of Asia Pacific region. *Journal of Advances in Management Research, 14(3), 332–351.*

Tiwari, A.K., Abakah, E.J.A., Gabauer, D., Dwumfour, R.A. (2022). Dynamic spillover effects among green bond, renewable energy stocks and carbon markets during COVID-19 pandemic: implications for hedging and investments strategies. *Glob. Finance J. 51, 100692.*

Topcu, M., & Gulal, O. S. (2020). The impact of COVID-19 on emerging stock markets. *Finance Research Letters*, *36*, 101691

Tosun, O.K., Eshraghi, A. (2022). Corporate decisions in times of war: evidence from the Russia-Ukraine conflict. *Finance Res. Lett. 48, 102920.*

Tse, Y. K. (1998). The conditional heteroscedasticity of the yen–dollar exchange rate. *Journal of Applied Econometrics, 13(1), 49-55.*

Tse, Y. K., & Tsui, A. K. C. (2002). A multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model with time-varying correlations. *Journal of Business & Economic Statistics, 20(3), 351-362.*

Umar, M., Riaz, Y., & Yousaf, I. (2022a). Impact of Russian-Ukraine war on clean energy, conventional energy, and metal markets: Evidence from event study approach. *Resources Policy, 79, Article 102966.*

Umar, Z., Gubareva, M., Teplova, T. (2021). The impact of Covid-19 on commodity markets volatility: analyzing time-frequency relations between commodity prices and coronavirus panic levels. *Resour. Policy 73, 102164.*

Umar, Z., O. Polat, S.-Y. Choi, and T. Teplova. (2022b). The Impact of the Russia-Ukraine Conflict on the Connectedness of Financial Markets. *Finance Research Letters 48:102976.*

Urom, C., Ndubuisi, G., Lo, G., & Yuni, D. (2022). Global commodity and equity markets spillovers to Africa during the COVID-19 pandemic. *Revue des marchés émergents 55, 100948.*

Ustaoglu, E. (2024). Extreme return connectedness between renewable energy tokens and renewable energy stock markets: evidence from a quantile-based analysis. *Environ Sci Pollut Res 31, 5086–5099.*

Van Rijckeghem, C., & Weder, B. (2001). Sources of contagion: is it finance or trade?. *Journal of International Economics, 54(2), 293-308.*

Wang, Gang-Jin & Xie, Chi & Jiang, Zhi-Qiang & Stanley, H. Eugene. (2016). Extreme risk spillover effects in world gold markets and the global financial crisis. *International Review of Economics & Finance, Elsevier, vol. 46(C), pages 55-77.*

Wang, J., & Wang, X. (2021). COVID-19 and financial market efficiency: Evidence from an entropy-based analysis. *Finance Research Letters, 42, Article 101888.*

Wang, K., Chen, Y. H., & Huang, S. W. (2011). The dynamic dependence between the Chinese market and other international stock markets: A time-varying copula approach. *International Review of Economics & Finance, 20(4), 654–664.*

Wang, Y., Bouri, E., Fareed, Z., Dai, Y. (2022). Geopolitical risk and the systemic risk in the commodity markets under the war in Ukraine. *Finance Res. Lett. 49, 103066.*

Wang, Z. (2022). The Russia-Ukraine conflict, fluctuation of crude oil price and dynamics of China's stock market. *BCP Business & Management, 23, 447–453.*

Williamson, P. (2021). De-Globalisation and decoupling: Post-COVID-19 myths versus realities. *Management and Organization Review, 17(1), 29–34.*

Wu, F.-L., X.-D. Zhan, J.-Q. Zhou, and M.-H. Wang. (2023). Stock market volatility and Russia–Ukraine conflict. *Finance Research Letters 55 (Part A): 103919.*

Yang, J., Khan, M. M., & Pointer, L. (2003). Increasing integration between the United States and other international stock markets? A recursive co-integration analysis. *Emerging Markets Finance and Trade, 39(6), 39–53.*

Yang, Y., L. Zhao, Y. Zhu, L. Chen, G. Wang, and C. Wang. (2023). Spillovers from the Russia-Ukraine Conflict. *Research in International Business and Finance 66:102006.*

Yarovaya, Larisa., Yousaf, Imran., Patel, Ritesh. (2022). The reaction of G20+ stock markets to the Russia–Ukraine conflict "black-swan" event: Evidence from event study approach. *Journal of Behavioral and Experimental Finance, vol. 35(C).*

Yilmazkuday, H. (2020). COVID-19 Effects on the S&P 500 Index. *Applied Economics Letters, Forthcoming.*

Yousuf, M., Zhai, J. (2022). The financial interconnectedness between global equity markets and crude oil: evidence from the GCC. *J. Chin. Econ. Bus. Stud. 20 (2), 183–206.*

Yuan, D., Zhang, F., Cui, F., Wang, S. (2021). Oil and BRIC stock markets before and after COVID-19: a local gaussian correlation approach. *Emerg. Mark. Financ. Trade 57 (6), 1592–1602.*

Zaremba, A., Kizys, R., Aharon, D.Y., Demir, E. (2020). Infected markets: novel coronavirus, government interventions, and stock return volatility around the globe. *Financ. Res. Lett.*

Zavadska, M., Morales, L., Coughlan, J. (2020). Brent crude oil prices volatility during major crises. *Finance Res. Lett. 32, 101078.*

Zeinedini, S., Karimi, M., Khanzadi, A. (2022). Impact of global oil and gold prices on the Iran stock market returns during the Covid-19 pandemic using the quantile regression approach. *Resour. Policy 76, 102602.*

Zhang, B., & Li, X.-M. (2014). Has there been any changes in the comovement between the Chinese and US stock markets?. *International Review of Economics & Finance, 29, 525–536.*

Zhang, D., Hu, M., Ji, Q. (2020a). Financial markets under the global pandemic of COVID-19. *Financ. Res. Lett.*

Zhang, W., Hamori, S. (2021). Crude oil market and stock markets during the COVID-19 pandemic: evidence from the US, Japan, and Germany. *Int. Rev. Financ. Anal. 74, 101702.*

Zhang, Wenting & He, Xie & Hamori, Shigeyuki. (2022). Volatility spillover and investment strategies among sustainability-related financial indexes: Evidence from the DCC-GARCH-based dynamic connectedness and DCC-GARCH t-copula approach. *International Review of Financial Analysis. vol. 83(C).*

Zhang, Y., He, X., Nakajima, T., & Hamori, S. (2020b). Oil, gas, or financial conditions-which one has a stronger link with growth?. *The North-American Journal of Economics and Finance, 54, 101220.*

Zhou, M.-J., Huang, J.-B. et Chen, J.-Y. (2022). Time and frequency spillovers between political risk and the stock returns of China's rare earth. *Resources Policy, 75.*

Ziobrowski, B. J., & Ziobrowski, A. J. (1995). Exchange rate risk and internationally diversified portfolios. *Journal of International Money and Finance, 14(1), 65–81.*

ESSAIS SUR LA TRANSMISSION DES CRISES FINANCIÈRES SUR LES MARCHÉS ET MESURE DES GAINS DE DIVERSIFICATION

RÉSUMÉ

Cette thèse a pour objectif d'analyser empiriquement l'impact de deux crises, celle du Covid-19 et de la guerre russo-ukrainienne, sur la volatilité et sa transmission sur les marchés financiers.

Le premier chapitre de cette thèse propose une recension de la littérature relative aux crises financières. Nous présentons ainsi les différentes définitions attribuées à la contagion, les canaux de sa propagation ainsi que les méthodes économétriques utilisées pour montrer l'effet de contagion et son impact sur la volatilité des actifs. Nous abordons également, dans ce premier chapitre, le principe de diversification internationale et nous présentons les techniques permettant de mesurer son efficacité, donc de ses gains.

Dans le deuxième chapitre, nous examinons la présence du phénomène de contagion durant la crise sanitaire liée à la Covid-19, en recourant à un modèle économétrique de type VECM non linéaire. L'utilisation de ce modèle permet de capturer le caractère asymétrique de la propagation des chocs, de montrer l'effet de la crise dans un cadre régional sur certains indices, et notamment la détermination de sa propagation à travers l'augmentation du nombre de vecteurs de cointégration. Cette augmentation est synonyme d'un effet de contagion de cette crise sur les marchés.

Le troisième chapitre s'inscrit dans la continuité du deuxième. D'une part, il montre empiriquement le caractère dynamique de la transmission des chocs sur les marchés durant cette crise, et d'autre part, il mesure les gains de diversification sur la base d'un modèle de type AR-FIAPARCH-DCC. Nous déterminons ainsi, sur la base de la technique de régression dynamique Markov Switching, les dates de déclenchement de la crise Covid-19 et nous montrons que la prime de risque est influencée significativement par le taux de mortalité.

Le quatrième chapitre examine l'influence de la guerre russo-ukrainienne sur la connectivité des marchés et donc de leurs risques systémiques, tout en identifiant les marchés transmetteurs ou récepteurs des chocs. Pour atteindre cet objectif, nous nous appuyons sur l'approche de connectivité DCC-GARCH. Une approche présentant un double intérêt, à savoir la

décomposition de la volatilité de chaque indice entre les marchés et la détermination de leur niveau d'intégration. Nous concluons que le marché russe impose ses variations aux autres marchés, et ce, avant le déclenchement de la guerre. En revanche, son statut de transmetteur de volatilité devient celui d'un récepteur de chocs à la lumière des sanctions économiques et financières.

Mots clés

Crise financière ; Crise sanitaire Covid-19 ; Guerre russo-ukrainienne ; Marchés financiers ; Contagion financière ; Modèle VECM non linéaire ; Modèle AR-FIAPARCH-DCC ; Modèle de la régression dynamique Markov Switching ; Mémoire longue ; Gain de diversification ; Modèle de connectivité DCC-GARCH.

ABSTRACT

This thesis aims to empirically analyze the impact of two crises, that of Covid-19 and the Russo-Ukrainian war, on volatility and its transmission on financial markets.

The first chapter of this thesis offers a review of the literature on financial crises. We thus present the different definitions attributed to contagion, the channels of its propagation as well as the econometric methods used to show the contagion effect and its impact on asset volatility. We also address, in this first chapter, the principle of international diversification and we present the techniques for measuring its effectiveness, therefore its gains.

In the second chapter, we examine the presence of the contagion phenomenon during the health crisis linked to Covid-19, using a non-linear VECM-type econometric model. The use of this model makes it possible to capture the asymmetric nature of the propagation of shocks, to show the effect of the crisis in a regional framework on certain indices, and in particular the determination of its propagation through the increase in the number of cointegration vectors. This increase is synonymous with a contagion effect of this crisis on the markets.

The third chapter is a continuation of the second. It empirically shows the dynamic nature of the transmission of shocks on the markets during this crisis, on the one hand, and it measures the diversification gains on the basis of an AR-FIAPARCH-DCC-type model, on the other hand. We thus determine, on the basis of the dynamic Markov Switching regression technique, the dates of the outbreak of the Covid-19 crisis and we show that the risk premium is significantly influenced by the mortality rate.

The fourth chapter examines the influence of the Russo-Ukrainian war on the connectivity of markets and therefore their systemic risks, while identifying the markets that transmit or receive shocks. To achieve this objective, we rely on the DCC-GARCH-CONNECTEDNESS approach. An approach with a double interest, namely the decomposition of the volatility of each index between the markets and the determination of their level of integration. We conclude that the Russian market imposes its variations on the other markets, and this, before the outbreak of the war. On the other hand, its status as a transmitter of volatility becomes that of a receiver of shocks in light of the economic and financial sanctions.

Keywords

Financial crisis; Covid-19 health crisis; Russo-Ukrainian war; Financial markets; Financial contagion; Nonlinear VECM model; AR-FIAPARCH-DCC model; Markov Switching dynamic regression model; Long memory; Diversification gain; DCC-GARCH-CONNECTEDNESS model.