

Répercussions de la volatilité dans le secteur interbancaire marocain avant et pendant la crise du COVID-19

Repercussions of Volatility in the Moroccan Interbank Sector Before and During the COVID-19 Crisis

NHAILI Kaoutar

Doctorante en sciences économiques,
Université IBN TOFAIL de Kenitra-Maroc
Faculté d'Économiques et Gestion.
Laboratoire de Recherche en Économie, Gestion et Management

EL BAKKOUCHI Mounir

Professeur de l'Enseignement Supérieur
Université IBN TOFAIL de Kénitra-Maroc
Faculté d'Économiques et de Gestion.
Laboratoire de Recherche en Économie, Gestion et Management

Date de soumission : 30/08/2025

Date d'acceptation : 15/10/2025

Pour citer cet article :

NHAILI. K. & EL BAKKOUCHI. M. (2025) « Répercussions de la volatilité dans le secteur interbancaire marocain avant et pendant la crise du COVID-19 », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 6 : Numéro 10 » pp : 1 – 24.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License



Résumé

La crise du COVID-19 a durement touché le secteur bancaire marocain, déclenchant un effet domino où les problèmes d'une seule banque pouvaient fragiliser tout le système et, par conséquent, peser sur l'économie du pays. Pour comprendre l'ampleur de ce risque, les chercheurs ont utilisé la méthode DY, qui analyse comment la volatilité se transmet d'une banque à l'autre, en se basant sur les performances boursières des banques marocaines entre 2012 et 2021. Les résultats révèlent qu'ATW et BCP entretiennent des liens particulièrement forts avec les autres acteurs du secteur, ce qui les rend essentielles à la stabilité du système, tandis que les autres banques sont moins connectées. L'étude montre aussi que ces liens ont évolué au fil du temps, atteignant un pic en 2020, au plus fort de la crise sanitaire, avant de revenir à un niveau plus normal en 2021. Cette hausse marque clairement une intensification de la contagion bancaire au début de la pandémie. Les conclusions de l'analyse confirment que l'indice utilisé est un bon outil pour détecter les événements à risque, et souligne l'importance de surveiller de près ATW et BCP afin de protéger l'ensemble du secteur financier marocain.

Mots clés : Volatilité ; COVID-19 ; VAR(p); Indice bancaire ; La crise économique ; institutions financières.

Abstract

The COVID-19 crisis hit Morocco's banking sector hard, setting off a domino effect where trouble in just one bank could weaken the entire system and, in turn, put pressure on the country's economy. To better understand the scale of this risk, researchers applied the DY method, which examines how volatility spreads from one bank to another, using stock market data from Moroccan banks between 2012 and 2021. The findings reveal that ATW and BCP maintain especially strong connections with other players in the sector, making them critical to the system's stability, while other banks are less interconnected. The study also shows that these connections changed over time, peaking in 2020 at the height of the health crisis before returning to more normal levels in 2021. This spike clearly signals an intensification of banking contagion at the start of the pandemic. The analysis concludes that the chosen index is an effective tool for identifying high-risk events and stresses the need to keep a close watch on ATW and BCP to safeguard the stability of Morocco's financial system.

Keywords: Volatility; COVID-19; VAR(p); Banking index; Economic crisis; Financial institutions.

Introduction

Plusieurs événements désastreux majeurs, y compris la crise sanitaire mondiale associée au COVID-19 et l'agression militaire russe contre l'Ukraine, ont mis en péril la stabilité macroéconomique et financière de pays comme le Maroc, alors que les perspectives de reprise économique se sont effondrées, aggravant l'incertitude.

L'urgence sanitaire résultant de la pandémie de COVID-19 s'est rapidement transformée en une crise économique et sociale à l'échelle mondiale. L'impact de la crise semble également différer selon les secteurs, l'un que je souhaite particulièrement souligner est le secteur financier/bancaire. De longues périodes de gel, des prêts sans intérêt et une perspective politique incertaine ont contribué à aggraver ces faiblesses systémiques dans le système bancaire. Ils craignent qu'il y ait même des vulnérabilités sur les marchés du crédit, les marchés émergents et les banques qui pourraient provoquer une nouvelle crise financière. L'État marocain a déployé divers efforts pour faire face à la situation, principalement en mettant en œuvre des mesures de confinement au début de 2020 et en observant comment d'autres pays ont géré le virus. Cette action a permis de réduire les niveaux de pollution pendant le confinement, mais à un coût apparent pour l'économie et les finances publiques du pays. La période de notre étude est très volatile en raison de la crise de la pandémie de COVID-19 et des décisions prises par les autorités sanitaires pour analyser son effet sur le secteur bancaire. L'économie a mis en œuvre des mesures de confinement dans le cadre de la lutte contre la pandémie de COVID-19, ce qui a conduit à un arrêt partiel des activités économiques dans les économies mondiales et divers secteurs. À l'heure actuelle, et dans le monde entier, principalement dans le domaine de l'économie, les chercheurs travaillent sans relâche pour évaluer l'impact du COVID-19 sur l'économie réelle et tirer des conclusions pour trouver des solutions optimales.

Nous visons ici à appliquer l'approche de Diebold et Yilmaz (2012, 2014) pour discerner l'effet de l'évolution de l'épidémie sur la transmission de la volatilité entre les institutions membres de l'interbancaire marocain. Ces techniques nous permettent d'identifier le risque de contagion systémique et financière lié aux banques cotées sur le marché boursier marocain sur la base de la transmission de la volatilité. C'est sur cette base que s'articule la problématique de ce travail : **Dans quelle mesure la crise sanitaire liée au COVID-19 a-t-elle amplifié la transmission de la volatilité et les risques de contagion systémique entre les institutions financières du secteur interbancaire marocain ? et comment ces dynamiques diffèrent-elles avant et pendant la pandémie ?**

Pour y répondre, nous allons traiter, dans un premier axe, va être consacré à une présentation de la revue de littérature relative aux théories du contagion financière et les débordements de volatilité, le deuxième axe concernera sur les donnée et Méthodologie d'analyse du secteur bancaire marocain avant et pendant la crise du COVID-19, le troisième axe il sera réservé au modélisation et décomposition de la volatilité dans un cadre VAR(p), Au niveau du quatrième axe, nous allons analyser l'indices de transmission de la volatilité et analyse des rendements du secteur bancaire, quant au dernier axe, il va porter sur les Résultats empiriques de Transmission nette de volatilité et dynamique de connectivité interbancaire.

1. Revue littérature relative aux théories du contagion financière et les débordements de volatilité

Au cours des dernières décennies, et notamment après la crise financière mondiale de 2008, la notion de contagion financière a pris une place centrale dans l'étude de la propagation des crises. Dès 1990, les travaux de King et Wadhvani ont ouvert la voie en analysant le krach boursier de 1987, marquant le point de départ d'une littérature de plus en plus abondante et sophistiquée. Par la suite, de nombreuses recherches – comme celles de Baig et MM/FAC (1999), Calvo et al. (1996), Adam et al. (1996) ou encore Edwards et Susmaier (2001) – ont mis en évidence l'existence de liens étroits entre les marchés financiers, confirmant que les turbulences locales pouvaient rapidement s'étendre à d'autres marchés.

Toutefois, Forbes et Rigobon (2001) ont apporté une nuance importante : selon eux, les méthodes classiques utilisées à l'époque pouvaient fausser les résultats, notamment en raison de problèmes d'hétéroscédasticité ou de variables omises. Autrement dit, ce que l'on interprétait comme de la contagion pouvait parfois n'être qu'une interdépendance « normale » entre les marchés.

Un tournant majeur est venu avec l'introduction de l'indice de débordement de Diebold et Yilmaz (2009), qui a permis de mesurer plus précisément les transmissions de volatilité à travers les marchés grâce à des modèles VAR. Cette approche a montré que les liens entre marchés pouvaient évoluer dans le temps et s'intensifier lors de périodes de crise. Yilmaz (2010), en appliquant cette méthode aux marchés boursiers d'Asie de l'Est, a d'ailleurs mis en évidence une intégration régionale croissante, avec des pics de contagion observés pendant les grandes crises. Les recherches suivantes ont élargi le champ d'analyse. Diebold et Yilmaz (2012) ont appliqué leur méthodologie à plusieurs classes d'actifs aux États-Unis (actions, obligations, devises et matières premières), révélant une explosion de la volatilité et des interconnexions durant la crise mondiale. Puis, dans leur étude de 2014, ils ont étudié

directement les institutions financières américaines, confirmant leur forte interdépendance. Dans le même esprit, Demirer et al. (2018) ont construit un indice de volatilité centré sur les 40 plus grandes institutions financières américaines, afin de mesurer ses répercussions sur les entreprises non financières. Plus récemment, Shahzad et al. (2021) ont montré que la pandémie de COVID-19 avait fortement accentué ces dynamiques de contagion.

Au-delà des marchés développés, les recherches se sont également tournées vers les marchés émergents et africains. Ces travaux révèlent que, bien qu'ils soient sensibles aux chocs provenant des marchés internationaux, les effets diffèrent selon les pays. Par exemple, l'Afrique du Sud et le Nigéria, davantage intégrés aux flux financiers mondiaux, réagissent fortement aux chocs externes, tandis que d'autres marchés restent plus isolés et dominés par des facteurs domestiques. Les études récentes utilisant des modèles VAR, DCC-GARCH ou encore quantile-VAR soulignent enfin que la contagion financière est non seulement variable dans le temps, mais aussi asymétrique : elle dépend de facteurs tels que l'évolution des prix des matières premières, les mouvements de capitaux internationaux ou les politiques monétaires globales.

En somme, la littérature montre que la compréhension de la contagion financière, qu'elle soit observée dans les marchés développés ou émergents, passe par une analyse fine des canaux externes et internes de transmission du risque, afin de mieux appréhender la vulnérabilité et l'interconnexion des économies.

2. Data et Méthodologie d'analyse du secteur bancaire marocain avant et pendant la crise COVID-19

2.1. Data

Dans notre analyse, nous appliquons l'indice de débordement à une série chronologique quotidienne des rendements logarithmiques du secteur bancaire marocain (indice) et des prix des actions pour six cotées à la bourse locale : Attijari-Wafa-Bank (ATW), Banque Populaire (BCP), Banque Marocaine pour le Commerce Extérieur (BMCI), Bank de l'Afrique (BMCE), Crédit Immobilier et Hôtelier (CIH) et Crédit du Maghreb — la procédure d'analyse est décrite dans le Tableau S1 disponible en ligne : <https://www.casablanca-bourse.com/bourseweb/Negotiation-Historique.aspx?Cat=24&IdLink=302>

La période d'analyse s'étend du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2021. Les jours non ouvrables, y compris les week-ends et les jours fériés, ne sont pas inclus dans le décompte car c'est lorsque les bourses sont également fermées.

Notre base de données est en outre divisée en deux sous-périodes :

- Période pré-COVID-19 : du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2019 ;
- La période de l'épidémie de COVID-19 : du 1er janvier 2020 au 31 décembre 2021.

2.2. Méthodologie

Dans notre étude, en termes de méthodologie suivie, nous nous intéresserons à l'étude et à l'analyse de la transmission de la volatilité entre six banques marocaines cotées en bourse par rapport à l'indice du secteur bancaire marocain. Pour aborder cette question, nous suivons la méthodologie de Diebold et Yilmaz (2012, 2014). Le rendement et la volatilité d'un actif évoluent au fil du temps en fonction de chocs qui sont soit liés aux actifs internes (propres) soit externes. Ainsi, nous souhaitons savoir quelle part de la variance totale attendue est due à ces deux types de chocs. Nous suivons la méthode proposée par Diebold et Yilmaz (2012, 2014) en utilisant des modèles VAR p de second ordre (autoregression vectorielle généralisée). Cette méthode est plus flexible pour générer des décompositions de variance généralisées et invariantes à l'ordre afin de tenir compte de la corrélation entre les chocs (c'est-à-dire pas exactement orthogonaux) au lieu de supposer qu'ils le sont.

3. Modélisation et décomposition de la volatilité dans un cadre VAR(p)

Le modèle VAR(p) est le processus stochastique vectoriel autorégressif multivarié d'ordre p, une généralisation du AR(p) univarié. La dimension de ce modèle est $(N \times 1)$, avec N étant le nombre de variables analysées.

La raison est que chacune de ces variables suit une loi de mouvement qui dépend de la ou des valeurs retardées et du terme d'erreur de l'autre variable. Dans le cadre du VAR(p), chaque variable financière peut être exprimée comme une combinaison linéaire de ses retards et de ceux des autres variables du système.

Étant donné que nous avons une base de données de nombreuses séries temporelles qui s'influencent mutuellement, ces influences sont modélisées à travers des équations linéaires. Ce système d'équations fournira autant de relations entre les variables endogènes et les F, offrant un portrait complet du développement dynamique en question.

Sinon, nous aurions N équations linéaires correspondant aux séries temporelles et montrant comment elles s'influencent mutuellement.

Un modèle $VAR(p)$ pour N processus $((X_{1,t})_{t \in Z} (X_{2,t}) \dots (X_{n,t})_{t \in Z})$ est présenté sous la forme d'un système de N équations linéaires comme suit :

$$\mathbf{X}_{1,t} = \mathbf{c}_1 + [\phi_{11,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{12,1}\mathbf{X}_{2,t-1}] + \dots + [\phi_{1N,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{1N,1}\mathbf{X}_{N,t-1}] + \dots + [[\phi_{11,p} + \phi_{12,p}\mathbf{X}_{2,t-p}] + \dots + [\phi_{1N,p}\mathbf{X}_{1,t-p} + \phi_{Nt-,p}]] + \boldsymbol{\varepsilon}_{1,t}$$

$$\mathbf{X}_{1,t} = \mathbf{c}_1 + [\phi_{21,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{22,1}\mathbf{X}_{2,t-1}] + \dots + [\phi_{2N,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{2N,1}\mathbf{X}_{N,t-1}] + \dots + [\phi_{21,P} + \phi_{22,P}\mathbf{X}_{2,t-P}] + \dots + [\phi_{2N,P}\mathbf{X}_{N,t-P} + \phi_{Nt-P}] + \varepsilon_{1,t}$$

$$\mathbf{X}_{1,t} = \mathbf{c}_1 + [\phi_{11,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{12,1}\mathbf{X}_{2,t-1}] + \dots + [\phi_{1N,1}\mathbf{X}_{1,t-1} + \phi_{1N,1}\mathbf{X}_{N,t-1}] + \dots + [\phi_{11,P} + \phi_{12,P}\mathbf{X}_{2,t-P}] + \dots + [\phi_{PN,1}\mathbf{X}_{1,t-P} + \phi_{1N,P}] + \varepsilon_{1,t}$$

Où

C vecteur ($N \times 1$) des N constantes c_i du modèle VAR(p) ;

\mathbf{X}_t vecteur ($N \times 1$) des N variables $X_{i,t}$ du modèle VAR(p) ;

ε_t vecteur ($N \times 1$) des N innovations du modèle VAR(p) ;

A_t matrice ($N \times N$) des coefficients du modèle VAR(p) ;

\mathbf{X}_{t-k} vecteur ($N \times 1$) des N variables $X_{i,t}$ décalées d'ordre k.

3.1. Volatilité des rendements

Il existe plusieurs façons de mesurer le rendement d'un indice boursier, mais l'une des métriques couramment utilisées est connue sous le nom de taux géométrique ou logarithmique, et elle nécessite simplement de consigner la différence de valeurs à t et

(t-1). Le rendement de cette action à un moment arbitraire t est donné par ;

$$R_t = \log \frac{P_t}{P_{t-1}} = \log (P_t) - \log (P_{t-1}) = \log (r_t + 1) \text{ ou } t = 1, 2, \dots, n$$

ET

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Où

R_t — le rendement logarithmique d'une action au moment t ;

r_t — le rendement algébrique d'une action au moment t ;

P_t — le prix de l'action au moment t.

Lors de l'analyse de nos séries financières, nous travaillons fréquemment avec des rendements logarithmiques quotidiens. Il existe diverses techniques dans la littérature financière pour l'estimation de la volatilité des actifs.

Garman et Klass (1980) ont estimé la volatilité des séries financières à partir des données historiques de prix quotidiens en termes de prix d'ouverture, de clôture, de haut et de bas.

Pour la famille bien connue des modèles GARCH (Engle et Kroner 1995 ; Engle et Sheppard 2001, Engle 2002) avec des informations basées sur les prix des actions à des dates passées, ceux-ci sont utilisés.

Celui considéré dans cet article est dû à Parkinson (1980), qui crée une estimation de la variance des rendements à partir du prix élevé H_i et du prix bas L_i .

La volatilité selon Parkinson est ensuite obtenue par la formule suivante :

$$\tilde{\sigma}_{it}^2 = 0.361 \times (\ln(H_{it}) - \ln(L_{it}))^2$$

3.2. Décomposition de la variance de l'erreur de prévision (FEVD)

Dans le contexte d'un modèle VAR(p) avec N variables, la décomposition de la variance par rapport à une erreur de prévision ou à la variable $X_{i,t}$ nous indique quel pourcentage de sa valeur correspondante est expliqué par un choc provenant d'une autre variable $X_{j,t}$. Cette dernière a 100 % et chaque variable pour chaque retard p participera à l'explication de ce résultat.

La décomposition de la variance de l'erreur de prévision (FEVD) indique dans quelle mesure l'information provenant de variables individuelles se propage aux autres dans le VAR(p). Elle permet d'évaluer quelle part de la variance de l'erreur de prévision de chaque variable peut être expliquée par des chocs externes provenant d'autres variables externes.

Diebold and Yilmaz (2012) calculent les décompositions de la variance de l'erreur de prévision comme suit :

$$d_{ij}^H = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{n=0}^{H-1} (e_i A_h \Sigma A_h' c_i)}$$

Où

- d_{ij}^H explique les chocs contribués par la variable financière X_j à la variance de l'erreur de prévision d'une autre variable X_i ;
- σ_{jj} — l'écart-type de la résiduelle pour la j-ème équation dans le modèle ;
- e_i — vecteur de sélection, avec un pour l'élément i et des zéros sinon ;
- Σ — vecteur des variances des perturbations ε .

La somme individuelle des lignes de $d_{ij}(H)$ n'est pas égale à l'unité ($\sum_j = 1 \quad d_{ij}^g \neq 1$). Par conséquent, le résultat de la somme des lignes est utilisé pour diviser la composante individuelle de la matrice de décomposition afin de la normaliser. Cela est exprimé par le calcul suivant :

$$d_{ij}^H = \frac{d_{ij}^H}{\sum_{j=1}^N d_j^H}$$

Où

d_{ij}^H — la proportion de chocs contribuée par la variable financière X_j à la variance de l'erreur de prévision d'une autre variable X_i ;

$$\sum_{j=1}^N d_{ij}^H = 1$$

4. Indices de transmission de la volatilité et analyse des rendements du secteur bancaire

L'indice total de transmission détermine la contribution des chocs de volatilité de toutes les variables à la variance totale des erreurs de prévision :

$$s^H = \frac{\sum_{i \neq j}^N d_{ij}^H}{\sum_{i=1}^N d_{ij}^H} \times 100$$

$$= \frac{\sum_{i \neq j}^N d_{ij}^H}{N} \times 100 \text{ avec } i \neq j$$

Les transmissions directionnelles reçues par l'institution i de toutes les autres institutions j (provenant des autres) sont notées :

$$S^H = \frac{\sum_{i \neq j}^N d_{ij}^H}{\sum_{i=1}^N d_{ij}^H} \times 100$$

Les transmissions directionnelles émises par l'institution i vers toutes les autres institutions j (vers les autres) sont :

$$S^H = \frac{\sum_{i \neq j}^N d_{ij}^H}{\sum_{i=1}^N d_{ij}^H} \times 100$$

La différence entre les chocs brute envoyés par l'actif i et les chocs reçus de tous les autres actifs peut être utilisée pour déterminer les transmissions nettes de l'actif i vers tous les autres actifs :

$$NS = S_{i \text{ ou } j}^H \rightarrow -S_{i \text{ a partir de } j}^H \leftarrow$$

Le tableau de décomposition de la variance de Diebold-Yilmaz est présenté dans le tableau 1 ci-dessous, où nous rapportons la base d'une telle décomposition de variance en utilisant des VAR quotidiens identifiés sous les décompositions de variance généralisées KPPS.

De plus, l'entrée ij est la contribution partielle estimée à la variance de l'erreur de prévision à H jours de la banque i due aux chocs de j .

La première ligne répertorie les actifs transmettant des transmissions. Les actifs auxquels les messages sont reçus par les transmissions sont indiqués dans la première colonne.

La colonne "Des autres" est le nombre total de transferts que ce compte a reçus tout au long de sa durée de vie. La ligne "Contribution aux autres" est la somme des transmissions de cet actif au niveau supérieur.

Tableau 1. Décomposition de la variance selon Diebold et Yilmaz.

	X_1	X_2	...	X_N	Contribution from Others
X_1	$d_{11}(H)$	$d_{12}(H)$...	$d_{1N}(H)$	$\sum_{j=1}^N d_{1j}(H) \ j \neq 1$
X_2	$d_{21}(H)$	$d_{22}(H)$...	$d_{2N}(H)$	$\sum_{j=1}^N d_{2j}(H) \ j \neq 2$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
X_N	$d_{N1}(H)$	$d_{N2}(H)$...	$d_{NN}(H)$	$\sum_{j=1}^N d_{Nj}(H) \ j \neq N$
Contribution to others	$\sum_{i=1}^N d_{i1}(H) \ i \neq 1$	$\sum_{i=1}^N d_{i2}(H) \ i \neq 2$...	$\sum_{i=1}^N d_{i3}(H) \ i \neq 3$	$\frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N d_{ij}(H) \ i \neq j$

Dans la ligne "Transmissions de volatilité nette", nous montrons la différence nette dans la transmission directionnelle ("Contribution aux autres moins des autres").

L'indice de transmission cumulée est calculé comme la somme de toutes les colonnes et lignes non diagonales divisée par le site du cancer par rapport aux sommes des colonnes non diagonales, exprimée en pourcentage.

L'avantage est que la caractéristique dynamique des transmissions est modélisée, ce qui inclut les changements temporels.

Analyse préliminaire : En regardant l'évolution de la valeur de l'indice du secteur bancaire et celle de notre échantillon de 6 valeurs bancaires pendant la période de pandémie illustrée dans la Figure (1) et la figure (2), nous avons observé que les prix de ces actions ont été impactés par la crise sanitaire début 2020. Nous avons remarqué que ces courbes présentent une tendance à la baisse durant les premiers mois de 2020 (période d'apparition des premiers cas de COVID-19 au Maroc) suivie d'une reprise incomplète à la fin de 2020 et durant cette année 2021.



Figure 1. Évolution du prix de l'indice bancaire avant et pendant la crise du COVID-19.

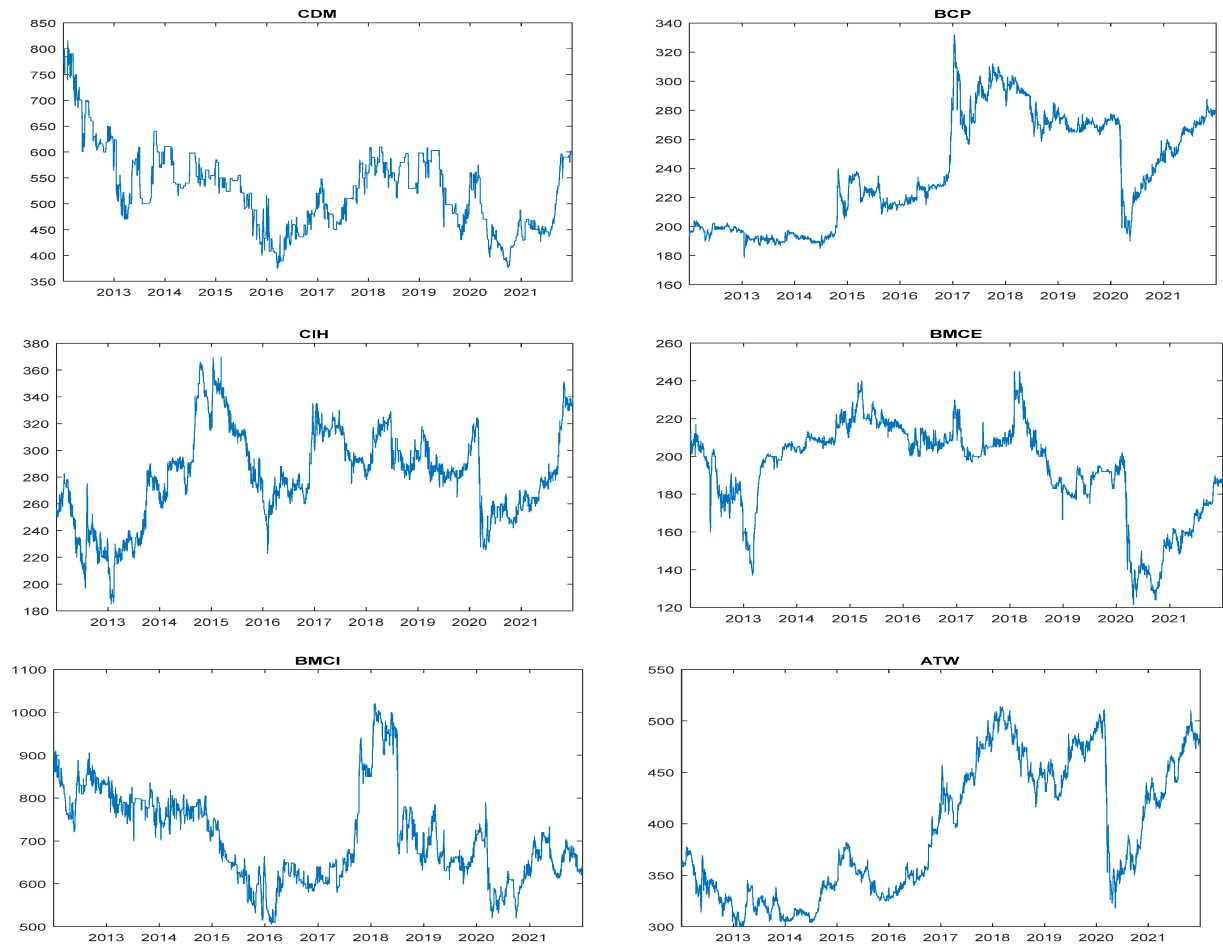


Figure 2. Évolution des prix des actions bancaires avant et pendant la crise de la COVID-19.

Les Figures 3 et 4 présentent l'évolution des rendements logarithmiques quotidiens de l'indice bancaire et des six institutions financières avant et pendant la crise sanitaire de la COVID-19, respectivement.

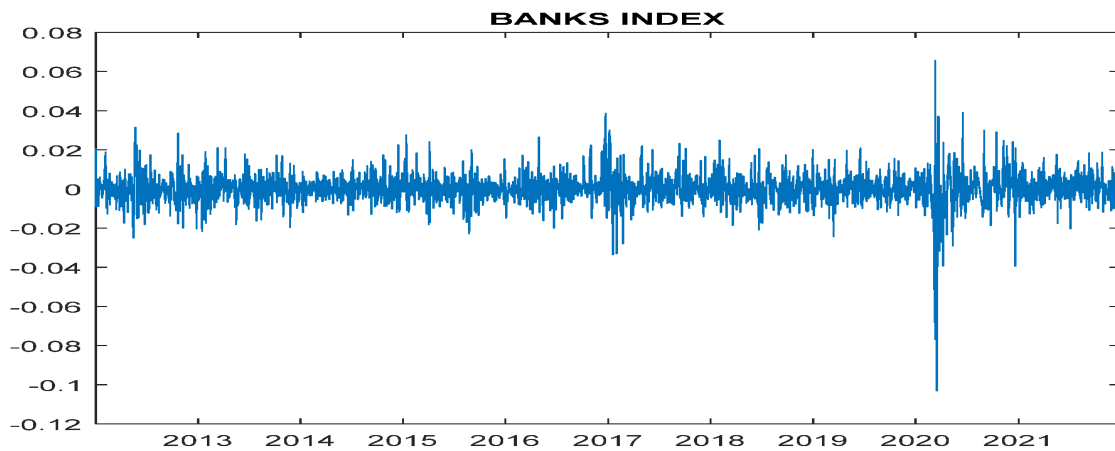


Figure 3. Rendement quotidien de l'indice bancaire avant et pendant la crise du COVID-19.

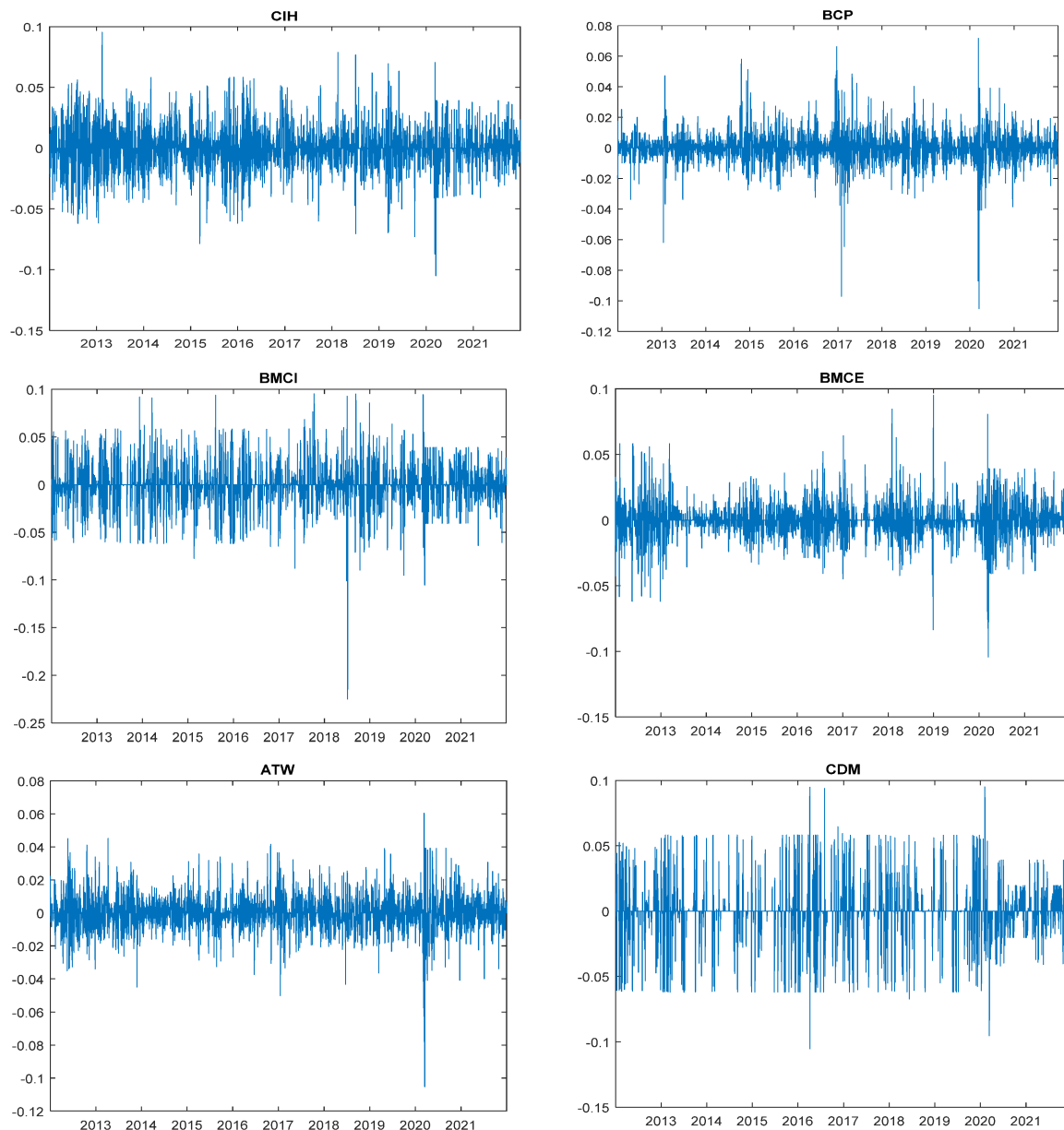


Figure 4. Rendements quotidiens des actions bancaires avant et pendant la crise du COVID-19.

Les Tableaux 2 et 3 fournissent un résumé de certaines statistiques descriptives des séries de rendements géométriques dans les deux sous-périodes définies. La kurtosis est nettement au-dessus de 3 pour toutes les séries, indiquant que la distribution des rendements est pointue (leptokurtique). De plus, le test de normalité de Jarque-Bera ($p < 0,0001$) révèle une déviation statistiquement significative des données par rapport à la distribution gaussienne. Les statistiques du test de Ljung-Box (1978) montrent que la série de rendements logarithmiques présente une autocorrélation.

Tableau 2. Statistiques descriptives et résultats de stationnarité (avant la crise du COVID-19)

Avant la crise	indices bancaires	ATW	BMCE	BMCI	BCP	CIH	CDM
Moyenne	0.000095	0.000158	-0.000054	-0.000094	0.000168	0.000062	-0.00026
Médiane	0.0000375	0	0	0	0	0	0
Maximum	0.03856	0.04512	0.095037	0.095191	0.066273	0.07531	0.094856
Minimum	-0.033636	-0.0501	-0.0835	-0.10096	-0.09706	-0.07841	-0.10528
STD.DEV*	0.007109	0.010261	0.013211	0.021749	0.01028	0.018819	0.02038
CA*	0.285814	0.0178666	0.371141	-0.09192	-0.02052	0.054067	-0.025119
CAPP*	5.466875	5.447024	9.693836	6.621677	12.21747	5.19444	7.42255
Test de normalité :	523.6657	499.441	73704.271	1037.944	6938.677	394.2262	1617.926
Probabilité de Jarque -Bera	0	0	0	0	0	0	0
Test de racine unitaire :	-45.58105	-50.192	-52.2934	-31.0853	-48.9221	-39.1363	-22.494
Probabilité ADF*	0	0	0	0	0	0	0

Tableau 3. Statistiques descriptives et résultats de stationnarité (pendant la crise du COVID19).

Avant la crise	indices bancaires	ATW	BMCE	BMCI	BCP	CIH	CDM
Moyenne	0.000026	0.000079	-0.000020	-0.000498	0.00041	0.0003	0.000502
Médiane	0.0000646	0	0	0	0	0	0
Maximum	0.065637	0.060433	0.080503	0.094297	0.071744	0.070543	0.095132
Minimum	-0.103011	-0.105230	-0.104332	-0.105281	-0.10513	-0.104933	-0.09531
STD.DEV*	0.011529	0.013703	0.016639	0.018420	0.012708	0.016153	0.015292
CA*	-2.017844	-1.26736	-0.629172	-0.375028	-1.89044	-0.767847	0.138628
CAPP*	23.39902	13.38928	8.575254	7.34434	21.00118	9.045455	11.4270
Test de normalité :	9386.834	2482.609	709.1437	421.1841	7344.744	844.5819	1543.491
Probabilité de JB	0	0	0	0	0	0	0
Test de racine unitaire :	-20.88472	-20.65237	-25.9065	-24.20456	-23.9102	-26.01147	-23.2273
Probabilité ADF	0	0	0	0	0	0	0

5. Résultats empiriques : Transmission nette de volatilité et dynamique de connectivité interbancaire

Dans cette section, nous mesurons les transmissions de volatilité des rendements au cours des sous-périodes pré-crise et pendant la crise pour les actifs des cinq banques et l'indice bancaire. L'indice de transmission nous permettra, d'une part, d'indiquer la connectivité et la transmission de volatilité entre chaque paire d'actifs (i,j) dans les deux directions (i vers j et j vers i ($\forall i \neq j$)) et entre chaque institution i et toutes les autres banques (i vers toutes les j et i depuis toutes les j ($\forall i \neq j$)). D'autre part, grâce à cet indice, nous pouvons classer les banques en fonction de leur importance systémique sur le marché interbancaire en termes de poids des transmissions de volatilité avec l'indice du secteur bancaire. Nous présentons ici la description de l'indice de transmission statique pour les rendements et la volatilité. De plus, nous calculons les transmissions moyennes directionnelles et les transmissions nettes moyennes avant et pendant la crise sanitaire du COVID-19. Cela peut nous en dire beaucoup sur la manière dont l'effet de transmission se propage entre les institutions composant le marché interbancaire marocain. Dans les Tableaux 4 et 5, la décomposition de la variance sous-jacente est la décomposition de la variance basalisée de KPPS. De plus, l'entrée ij est la contribution estimée à la variance de l'erreur de prévision de 10 jours de la banque i due aux chocs de la banque j . La première ligne montre les actifs à partir desquels émanent les transmissions. La première colonne se réfère aux actifs recevant les transmissions. La colonne "De la part des autres" montre la somme des transmissions reçues par l'actif répertorié dans la première colonne. La ligne "Contribution aux autres" est la somme des transmissions de l'actif répertorié dans la première ligne.

Tableau 4. Indice de transmission de volatilité (période pré-crise).

	Indice bancaire	ATW	BMCE	BMCI	BCP	CIH	CDM	La contribution des autres
Indice bancaire	63.61	23.85	3.49	0.18	7.35	1.47	0.04	36.4
ATW	29.32	67.61	0.05	0.03	0.41	2.52	0.06	32.4
BMCE	5.40	0.36	91.76	0.27	1.57	0.5	0.15	8.2
BMCI	0.51	0.36	0.26	96.45	0.35	2.02	0.05	3.6
BCP	10.17	0.79	0.36	1.17	86.72	0.80	1.3	14.6
CIH	2.87	0.89	1.16	0.11	0.23	93.5	1.24	6.5
CDM	1.37	0.67	0.87	0.24	0.57	0.84	95.44	4.56
Contribution aux Autres	49.64	26.92	6.19	2	10.48	8.15	2.84	106.22
Contribution aux autres y compris C individuel	113.25	94.53	97.95	98.45	97.2	101.65	98.28	701.31
Transmission Nette*	13.36	-5.47	-2.06	-1.55	-4.11	1.65	-1.72	SI = 15.14%**

La transmission nette = (contribution aux autres – contribution des autres); ** Indice de transmission

Tableau 5. Indice de transmission de volatilité (période pendant la crise).

	Indice bancaire	ATW	BMCE	BMCI	BCP	CIH	CDM	La contribution des autres
Indice bancaire	37.59	23.84	11.21	3.91	19.10	4.28	0.07	62.4
ATW	24.90	43.5	8.32	4.12	14.99	4.03	0.14	56.4
BMCE	7.45	3.48	57.03	6.98	4.90	3.30	17	43.11
BMCI	1.79	2.07	11.77	82.52	0.73	1.03	0.08	17.47
BCP	12.17	9.63	5.31	1.06	58.58	11.11	2.15	41.43
CIH	3.02	4.09	0.15	0.51	4.46	84.76	3.01	15.24
CDM	2.03	0.98	1.04	0.67	2.17	2.04	9.17	8.93
Contribution aux Autres	51.36	44.09	37.8	17.25	46.35	25.79	22.45	245.09
Contribution aux autres y compris C individuel	88.95	87.59	94.83	99.77	104.93	110.55	113.62	700.24
Transmission Nette*	-11.05	-12.41	-5.31	-0.22	4.92	10.55	13.52	SI = 35%**

La transmission nette = (contribution aux autres – contribution des autres); ** Indice de transmission

La ligne "la volatilité de transmission nette " donne la différence dans les transmissions totales directionnelles ("Contribution aux autres" moins "De la part des autres"). L'indice total de transmission est la somme de toutes les colonnes et lignes qui ne sont pas sur la diagonale par rapport à la somme de toutes les colonnes et lignes qui sont sur la diagonale, exprimée en pourcentage.

5.1. Sous-période pré-crise : Du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2019

Avant la crise de la pandémie de COVID-19, le tableau 4 donne une répartition approximative de l'indice de transmission de la volatilité.

En examinant les données du tableau 4, nous avons constaté que les transmissions totales de type avance-retard de l'indice du secteur bancaire sont très fortes ; la valeur de la "Contribution aux autres" représente plus de 49,64 % de la variance des erreurs de prévision des rendements géométriques des banques. En revanche, la valeur "Des autres" est de 36,4 % de la variance des erreurs de prévision de la volatilité.

En d'autres termes, 49,64 % de la variance des erreurs de prévision dans les volatilités des institutions financières est imputable aux chocs de volatilité de cet indice du secteur bancaire, tandis qu'il a reçu 36,4 % des banques.

Quant aux transmissions nettes de l'indice bancaire à la suite d'un boom, elles s'élèvent à 13,26 %. Cette valeur positive signifie que le poids des chocs de volatilité transmis est supérieur aux chocs reçus pendant la période pré-crise.

Chaque banque a sa propre valeur d'indice boursier ATW spécifique. La banque ATW a enregistré 29,32 %. Cela signifie que 29,32 % des fluctuations de la banque ATW proviennent des fluctuations globales du marché ; ainsi, cette banque peut être conditionnellement considérée par les gens comme une banque de « choc du système de marché ».

La contribution de l'indice bancaire de la banque BMCI est très faible ; sa valeur reste seulement à 0,51 %, ce qui nous permet d'affirmer que la banque BMCI est la moins sensible parmi toutes les banques au flux d'informations du marché en termes systémiques.

Les valeurs de marché pour les autres banques peuvent être calculées à environ 10,17 % en moyenne (BCP) ; elles sont d'environ 5,40 % (BMCE) et 1,37 % (CIH) respectivement.

Pour que l'indice de transmission de 15,14 % ressorte comme un point aussi significatif de ces résultats sommaires. C'est-à-dire, c'est une donnée clé du résumé.

Information ajoutée : Le système interbancaire au Maroc dépend de manière significative de la transmission. Cela reflète un niveau élevé d'interconnexion financière entre les institutions bancaires marocaines.

5.2. Sous-période pendant la crise : Du 1er janvier 2020 au 31 décembre 2021

Ce sont des chiffres approximatifs. En d'autres termes, chaque nation semblait être plus directe qu'avant la crise de la pandémie de COVID-19.

Le tableau 5 montre que le marché à terme représentait 51,36 % des erreurs de prévision pendant la crise pandémique, alors qu'avant, c'était 49,64 %. "D'autres" ont augmenté de 36,4 % (avant la crise) à 62,4 % (pendant la crise). Cela indique l'ampleur des chocs de configuration de la volatilité qui ont frappé l'indice du secteur bancaire, ses six banques ont causé - et ont été fortement entachées par la crise de la COVID-19.

Quant aux transmissions nettes de l'indice bancaire, elles sont de -11,05 %. Ce chiffre négatif sert d'indication que, comparé au poids des chocs reçus pendant une crise, le poids des chocs de volatilité transmis est effectivement faible. Les transmissions nettes de l'indice pendant la crise sont passées de +13,26 % à -11,05 %, ce qui représente un changement significatif. Cela montre que les transmissions individuelles des banques vers le marché pendant la crise étaient beaucoup plus significatives que celles d'avant la crise.

Ce changement résulte du fait qu'au Maroc, pendant la crise, l'impact de la crise s'est propagé beaucoup plus rapidement à travers le système interbancaire. Pendant la sous-période de crise, les transmissions nettes aux banques individuelles ont augmenté de manière significative.

Il est intéressant de noter que les transmissions de chocs de marché subies par l'action ATW étaient apparemment beaucoup plus importantes que celles des autres banques et représentent la principale contribution pour 24,90 %, tandis que l'action de la banque CDM représente la plus petite contribution de 0,07 %. Les transmissions de marché pour les autres banques sont : 12,17 % pour BCP, 1,79 % pour BMCI, 7,45 % pour BMCE et enfin 3,02 % pour l'action CIH. L'indice de transmission est plus élevé et a clairement augmenté pendant la crise, atteignant presque 35 % par rapport aux chiffres d'avant de 15,14 %. Cette augmentation peut être attribuée au fait qu'avec la crise, l'effet sur les actifs de chacune des six banques et sur l'indice de marché devient plus prononcé.

5.3. Indice de transmission dynamique (avant et pendant la crise de la COVID-19)

La Figure 5 présente l'évolution de la volatilité conditionnelle des actions des six banques et du secteur bancaire. Cette fluctuation remarquable de la volatilité nécessite une analyse dynamique de la transmission des chocs de cette volatilité entre les différentes actions.

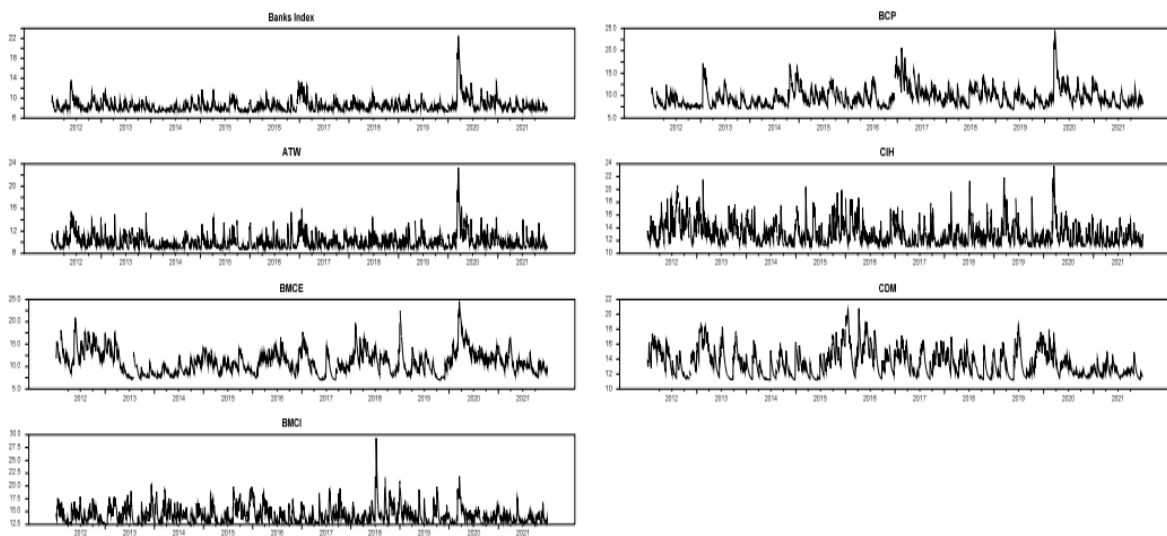


Figure 5. Pourcentage quotidien de l'indice de volatilité bancaire.

Après l'analyse statique de l'effet de transmission dans le secteur bancaire marocain, nous passerons donc à une analyse dynamique de l'échantillon roulant. Étant donné que la volatilité des rendements et ses effets de transmission varient au fil du temps, une analyse dynamique rendra notre étude plus intéressante et pertinente. Nous avons tracé les courbes de transmission de volatilité en utilisant des échantillons roulants de 200 jours et des erreurs de prévision de 10 jours.

5.3.1. Indice total de transmission de volatilité

Sur la Figure 6, partant d'une valeur légèrement supérieure à 30 % à la fin de 2012, l'indice de transmission de volatilité montre généralement un mouvement dynamique et présente une légère tendance, parfois à la hausse et parfois à la baisse, variant entre 30 et 40 % jusqu'au début de 2020, moment où cet indice a connu une augmentation spectaculaire, atteignant des valeurs proches de 65%.

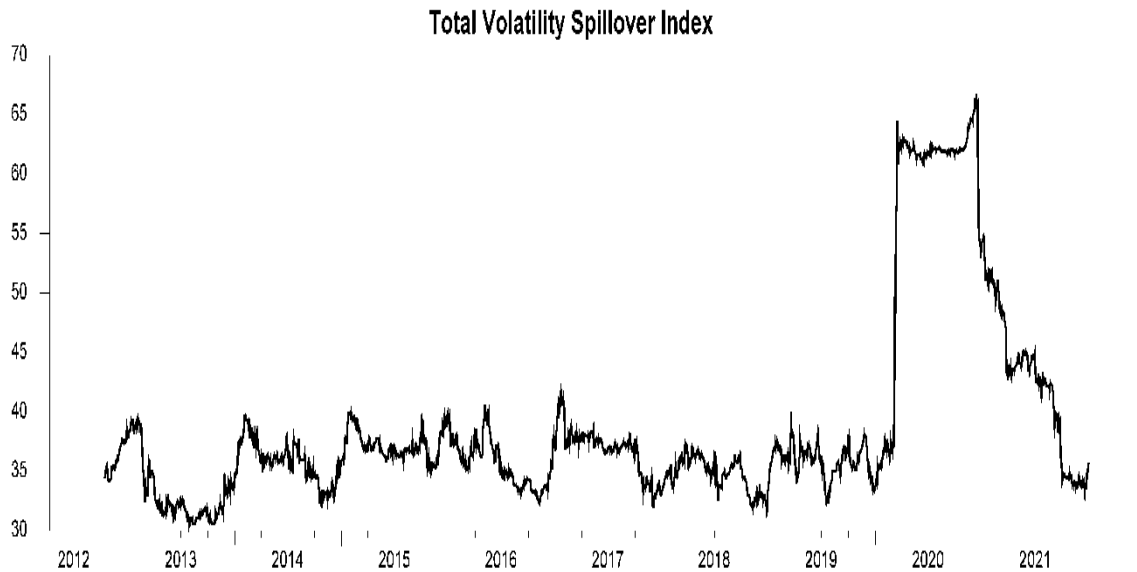


Figure 6. Indice total de transmission de volatilité.

Les valeurs extrêmement élevées de l'indice de transmission de la volatilité observées dans la Figure 6 en 2020 reflètent une crise induite par le COVID-19 et comment cela a influencé les marchés financiers marocains ainsi que, à un niveau plus large, les économies en général.

L'année dernière, en 2020, à partir de légèrement au-dessus de 35 % à la fin de 2019, le graphique de transmission de la volatilité a connu un grand bond dans sa valeur et a grimpé à presque 65 % ; il est resté entre 60 % et 70 % - surtout du début de 2020 jusqu'au début de 2021. L'année 2021 l'a vu diminuer progressivement, et après une période de fluctuation, l'indice de transmission a atteint deux fois les niveaux de 35 % comme ceux atteints avant 2020.

5.3.2. Transmission totale directionnelle

Nous présenterons ensuite une analyse dynamique en utilisant des fenêtres d'estimation coulissantes pour la connectivité directionnelle totale de chaque action.

Nous nous concentrerons sur la dynamique de la connectivité directionnelle au fil du temps. Les Figures 7 et 8 montrent les séries temporelles de la connectivité directionnelle totale ("Vers les autres" et "De la part des autres") pour chaque banque. La Figure 7 montre les tracés des courbes de connectivité directionnelle totale "Vers les autres".

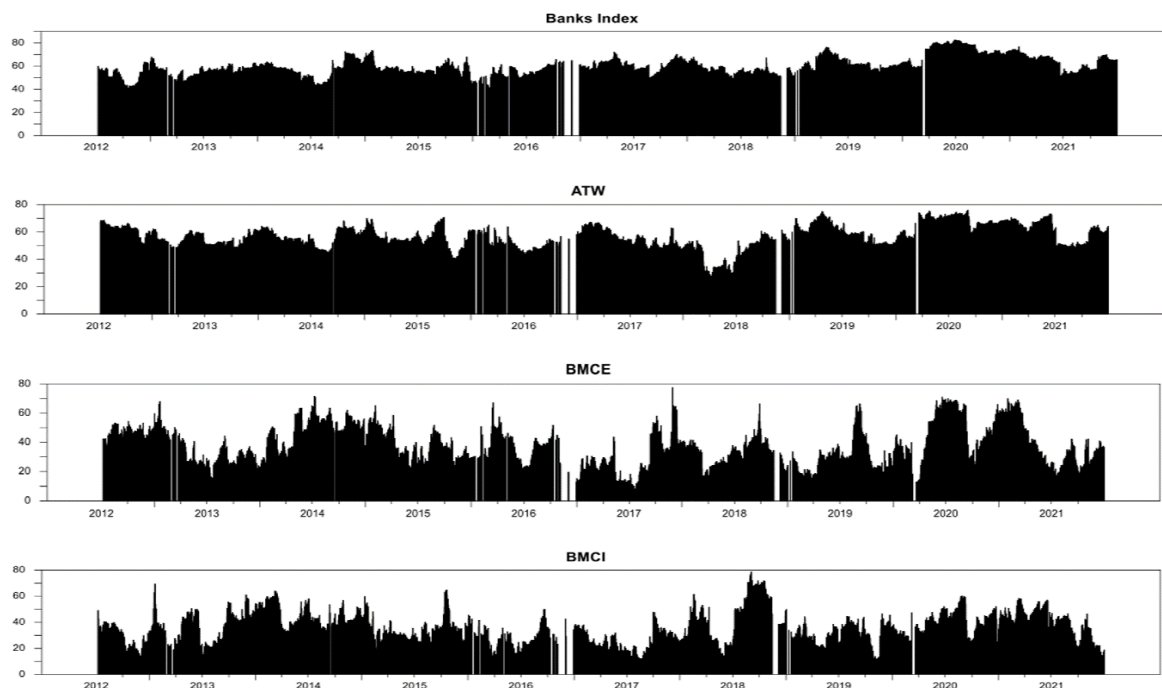


Figure 7. Transmissions de volatilité directionnelle PROVENANT des autres.

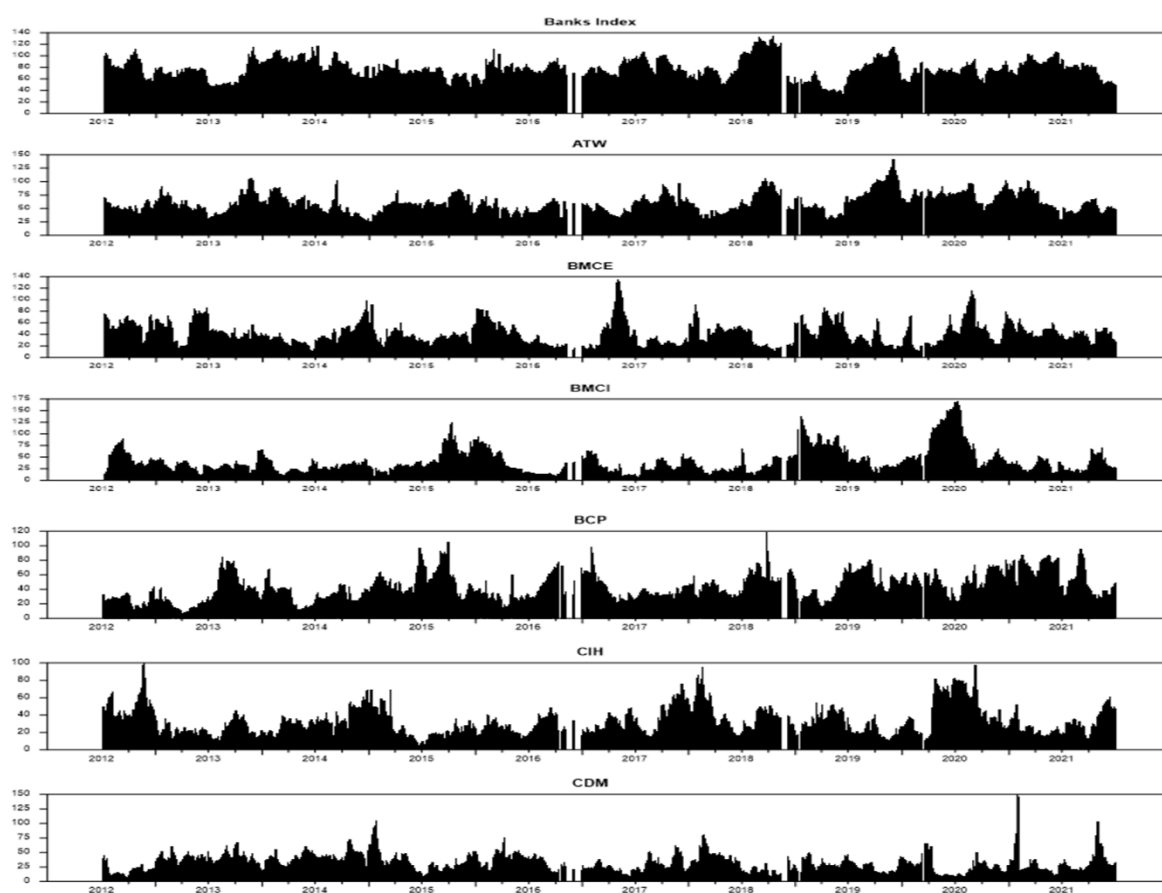


Figure 8. Transmission de volatilité directionnelle VERS les autres.

Les courbes totales de connectivité directionnelle "Provenant des autres" sont présentées dans la **Figure 8**, et enfin, les courbes totales de connectivité directionnelle "Net" vers les autres sont présentées dans la **Figure 9**.

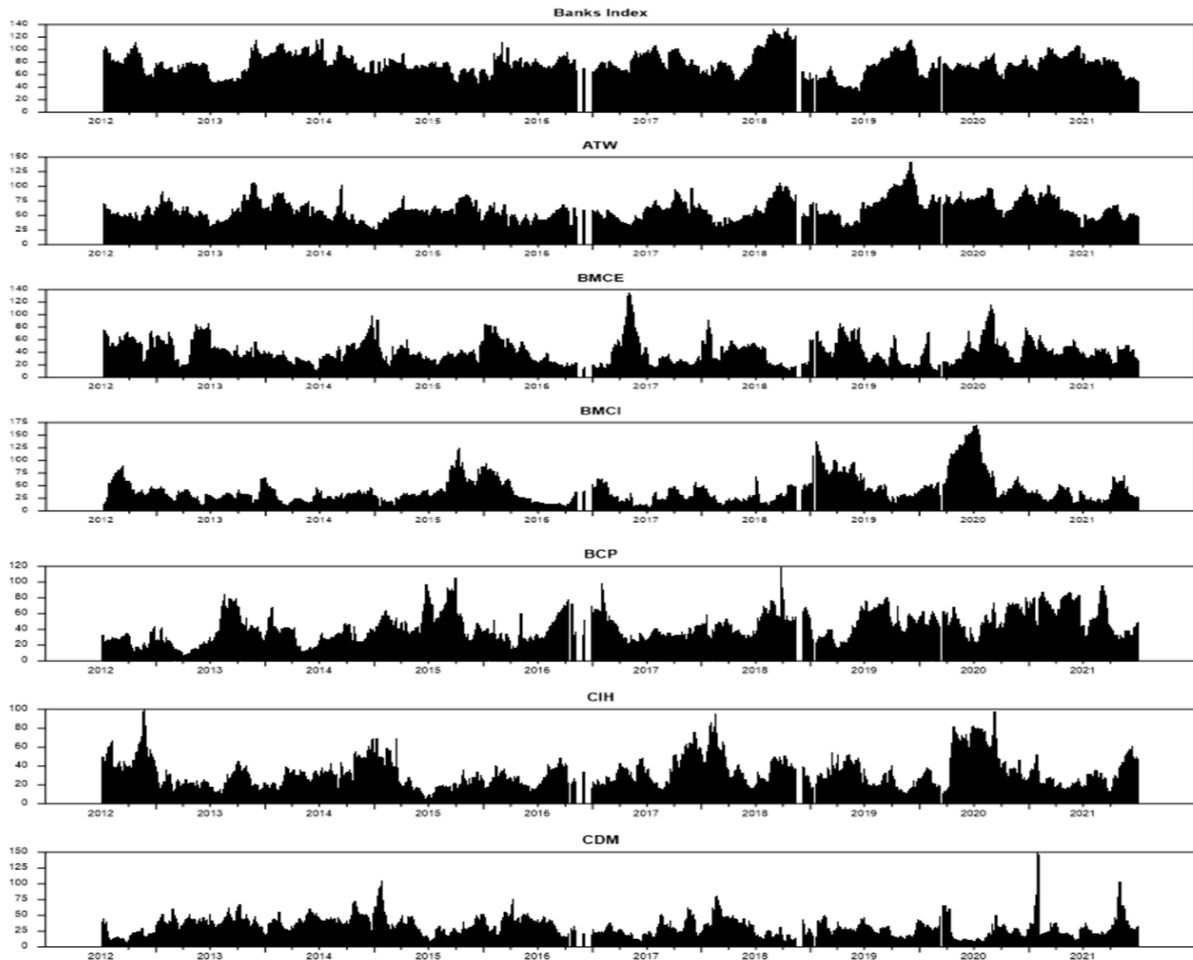


Figure 9. Transmissions nettes de volatilité

Dans les Figures 7 et 8, la première chose à remarquer est que les chiffres de déséquilibre géographique "vers" et "depuis" sont essentiellement différents : les directions dans lesquelles les problèmes envirotraductionnels (courbes de transmission trop-colonne "vers les autres depuis les autres" — simplement TTL et TRD dans nos tableaux ci-dessous) peuvent avoir une situation complètement différente.

Les courbes "depuis les autres" dans TTL sont beaucoup plus régulières mathématiquement que leurs courbes correspondantes "vers les autres". Mais étant donné que les actions des institutions individuelles sont affectées par des chocs idiosyncratiques, certains de ces chocs peuvent être transmis à d'autres actions.

Certains de ces chocs sont si petits qu'ils sont négligeables ; il se peut que lorsqu'une banque est soumise à un choc de volatilité, ce choc de volatilité ait un effet de contagion encore plus important sur les actions d'autres banques dans leur ensemble.

Dans la Figure 7, on peut voir que les courbes de connectivité "depuis les autres" pour chaque action changent ou augmentent parfois pendant la période d'échantillonnage. Comparaison entre la courbe de transmission "vers les autres" dans la Figure 8 et les évaluations de connectivité "depuis les autres" dans la Figure 7. Cependant, les mesures de connectivité "depuis les autres" dans la Figure 7 ne changent pas autant que la courbe de transmission "vers les autres" dans la Figure 8. Les mesures de connectivité bidirectionnelle moyenne "vers" et "depuis" les autres sont équivalentes à la mesure de connectivité totale couverte dans la Figure 6. Chaque banque a une connectivité bidirectionnelle différente avec une autre banque. Comme montré ; de plus, le changement de connectivité "depuis" est beaucoup plus petit que les changements de connectivité "vers".

La Figure 9 montre la variation de la transmission de la volatilité nette. On peut voir que l'indice bancaire a presque toujours des valeurs de transmission nette positives, sauf pour quelques périodes — cela signifie que l'indice transmet des chocs qui doivent être plus lourds que ce que les banques reçoivent la plupart du temps. La même observation s'applique également aux actions de la BMCI. Parmi les autres banques, la plupart de leurs transmissions nettes sont négatives et peu sont positives dans la plupart des cas.

5.3.3. Comparaison de la contagion et de la stabilité du secteur bancaire marocain avant et après la crise du COVID-19

Aspect analysé	Avant la crise COVID-19	Après la crise COVID-19 (2020-2021)	Justification / Explication
Contagion financière	Modérée, interconnexion stable entre banques	Intensifiée en 2020, puis retour progressif à des niveaux modérés	La pandémie a créé un choc exogène majeur, augmentant la transmission des risques entre banques
Banques systémiques	ATW et BCP influentes mais impact limité	ATW et BCP confirmées comme les plus systémiques avec forte connectivité	Ces banques jouent un rôle clé dans la propagation de la volatilité, affectant la stabilité du système
Indice de transmission	Niveaux normaux, faible volatilité interbancaire	Fortement augmenté en 2020, stabilisation en 2021	Le choc brutal de la pandémie a provoqué une hausse temporaire de la volatilité interbancaire

Résilience

Aspect analysé	Avant la crise CO-VID-19	Après la crise COVID-19 (2020-2021)	Justification / Explication
du système bancaire	Relativement solide, capable d'absorber les chocs	Temporairement vulnérable aux chocs exogènes	La crise a mis en évidence la sensibilité du système face à des événements majeurs, surtout pour les banques centrales du réseau
Caractéristique du choc	Aucun choc majeur, environnement stable	Brutal et transitoire	La pandémie a créé un choc ponctuel mais intense, suivi d'un retour progressif à la stabilité grâce aux mesures de soutien et à l'adaptation du secteur

Avant la crise du COVID-19, le secteur bancaire marocain présentait une contagion financière modérée, avec une interconnexion stable entre les établissements et un indice de transmission relativement faible, ce qui indiquait une capacité globale à absorber les chocs externes. Les banques ATW et BCP apparaissaient comme influentes mais leur impact sur l'ensemble du système restait limité, témoignant d'une résilience structurelle du secteur. Avec l'émergence de la pandémie en 2020, la contagion financière s'est intensifiée et l'indice de transmission a fortement augmenté, révélant une vulnérabilité temporaire mais significative du système face à des chocs exogènes majeurs. ATW et BCP ont été confirmées comme les banques les plus systémiques, jouant un rôle central dans la propagation de la volatilité. Dès 2021, les indicateurs ont commencé à se stabiliser à des niveaux plus modérés, reflétant un retour progressif à la normale grâce aux mesures de soutien et à l'adaptation du secteur bancaire à la nouvelle conjoncture économique. Cette comparaison avant et après la crise illustre clairement le caractère brutal mais transitoire du choc lié à la pandémie et met en évidence l'importance des banques systémiques dans la stabilité financière nationale.

Conclusion

Le secteur bancaire marocain a été fortement impacté par la crise du COVID-19. Nos résultats montrent que la pandémie a entraîné une intensification de la contagion financière entre les banques, mettant en évidence la vulnérabilité du système bancaire face à des chocs exogènes de grande ampleur. Nous avons pu établir que les banques ATW et BCP sont les plus systémiques, puisqu'elles présentent une connectivité élevée par rapport aux autres établissements, ce qui en fait des acteurs clés pour la stabilité financière nationale. De plus, notre analyse dynamique a révélé que l'indice de transmission a fortement augmenté en 2020, avant de revenir progressivement à des niveaux plus modérés en 2021, confirmant le caractère transitoire mais brutal du choc lié à la pandémie.

Sur le plan méthodologique, notre recherche apporte une contribution en mobilisant l'approche de Diebold et Yilmaz (2012, 2014), qui s'avère pertinente pour mesurer la contagion de la

volatilité dans un contexte de crise. Cette approche permet non seulement d'identifier les banques systémiques, mais aussi d'analyser l'évolution temporelle de la connectivité au sein du système bancaire marocain.

Cependant, cette étude présente certaines limites. Premièrement, l'échantillon se limite aux banques marocaines cotées, ce qui exclut d'autres acteurs financiers susceptibles d'influencer la transmission des chocs. Deuxièmement, l'analyse s'appuie uniquement sur la volatilité des rendements boursiers, alors que d'autres indicateurs – tels que les expositions interbancaires, les ratios de solvabilité ou les flux de liquidité – pourraient enrichir l'évaluation du risque systémique. Enfin, le modèle utilisé ne prend pas en compte l'influence des politiques monétaires et budgétaires mises en place pour amortir la crise, ce qui ouvre une piste de recherche complémentaire. En termes de perspectives, nos résultats soulignent la nécessité pour les autorités de régulation, notamment Bank Al-Maghrib, de renforcer la surveillance des banques systémiques et de mettre en place des mécanismes préventifs face aux chocs futurs. Des recherches futures pourraient approfondir l'étude de la contagion en intégrant d'autres institutions financières, ou en comparant le cas du Maroc avec d'autres économies émergentes afin d'identifier les similitudes et différences structurelles dans la propagation des crises.

En définitive, cette recherche contribue à une meilleure compréhension de la transmission de la volatilité dans le secteur bancaire marocain en période de crise, et fournit des éléments utiles pour l'élaboration de politiques publiques visant à renforcer la résilience du système financier.

Déclaration de disponibilité des données Les données étayant nos résultats sont téléchargées depuis le site web de la Bourse de Casablanca. Disponible en ligne : <https://www.casablanca-bourse.com/bourseweb/Negociation-Historique.aspx?Cat=24&IdLink=302>

(Consulté le 1er avril 2022).

Références

1. **Adam, Waldemar, Irena Bronstein, Brooks Edwards, Thomas Engel, Dirk Reinhardt, Friedemann W. Schneider, Alexei V. Trofimov, et Rostislav F. Vasil'ev.** (1996). Electron exchange luminescence of spiroadamantane-substituted dioxetanes triggered by alkaline phosphatase. Kinetics and elucidation of pH effects. *Journal of the American Chemical Society* 118: 10400–7. [Google Scholar] [CrossRef]
2. **Baig, Taimur, et Ilan Goldfajn.** (1999). Financial market contagion in the Asian crisis. *IMF Staff Papers* 46: 167–95. [Google Scholar]

3. **Calvo, Guillermo A., Leonardo Leiderman, et Carmen M. Reinhart.** (1996). Inflows of Capital to Developing Countries in the 1990s. *Revue des perspectives économiques* 10: 123–39. [Google Scholar] [CrossRef][Green Version]
4. **Demirer, Mert, Francis X. Diebold, Laura Liu, et Kamil Yilmaz.** (2018). Estimating global bank network connectedness. *Revue d'économétrie appliquée* 33: 1–15. [Google Scholar] [CrossRef]
5. **Diebold, Francis X., et Kamil Yilmaz.** (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *La Revue économique* 119: 158–71. [Google Scholar] [CrossRef][Green Version]
6. **Diebold, Francis X., et Kamil Yilmaz.** (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting* 28: 57–66. [Google Scholar] [CrossRef][Green Version]
7. **Diebold, Francis X., et Kamil Yilmaz.** (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Revue d'économétrie* 182: 119–34. [Google Scholar] [CrossRef][Green Version]
8. **Edwards, Sebastian, et Raul Susmel.** (2001). Volatility dependence and contagion in emerging equity markets. *Revue d'économie du développement* 66: 505–32. [Google Scholar] [CrossRef][Green Version]
9. **Engle, Robert.** (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Revue de statistiques commerciales et économiques* 20: 339–50. [Google Scholar]
10. **Engle, Robert F., et Kenneth F. Kroner.** (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric theory* 11: 122–50. [Google Scholar] [CrossRef]
11. **Engle, Robert F., et Kevin Sheppard.** (2001). Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH. Cambridge: NBER. [Google Scholar]