

**LA TRANSMISSION INTERNATIONALE DE LA
VOLATILITÉ DES RENDEMENTS BOURSIERS : UNE
ÉTUDE EMPIRIQUE SUR LA VOLATILITÉ REALISÉE**

Par

Khadim NIANG

Mémoire présenté au programme de Maîtrise en économique

En vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences

Sous la direction de :

Patrick Richard

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE

Faculté d'administration

Département économie

Janvier 2011

Résumé

Dans ce travail de recherche, nous étudions la transmission internationale de la volatilité réalisée entre le marché boursier des États-Unis, du Canada, du Japon et du Royaume-Uni. L'objectif de notre étude est de montrer que lorsqu'il y a un choc sur la volatilité réalisée sur un marché boursier donné, les effets de ce choc se transmettraient aux autres marchés. Pour mettre en évidence cette relation dynamique entre les marchés, nous entreprenons une étude empirique similaire à celle des auteurs Eun et Shim (1989). Ainsi, nous estimons un modèle VAR (Vector Auto Regressive) simple afin de tester au sens de Granger les liens de causalité entre les marchés boursiers, puis nous analysons les fonctions de réponse impulsionnelles aux chocs et enfin nous étudions la décomposition de la variance des erreurs de prévisions. En utilisant les rendements journaliers des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225 sur la période 1984-2008, les résultats des tests de causalité de Granger, l'étude des fonctions de réponse impulsionnelles et de la décomposition de la variance des erreurs de prévision ont montré qu'il y a un effet de transmission de la volatilité réalisée des marchés boursiers américain et anglais vers ceux du Canada et du Japon. Par contre, l'influence de ces derniers sur les marchés américains ou anglais est négligeable. Concernant la prévision, nous effectuons une analyse comparative entre les prévisions de la volatilité réalisée obtenues avec le modèle VAR et celles issues de modèles alternatifs. Contrairement aux résultats des auteurs Andersen et al. (2003), celle-ci montre qu'il n'existe pas de modèle dont les prévisions sont nettement meilleures que les autres.

Mots clés : Transmission, Volatilité réalisée, VAR, Rendement boursiers

REMERCIEMENT

Après avoir rendu grâce à Dieu, je tiens à remercier solennellement mes parents, ma famille et l'ensemble des personnes qui de près ou de loin m'ont aidé à réaliser ce projet.

J'accorde un grand merci à mon encadreur, le Professeur Adjoint Monsieur Patrick Richard pour sa disponibilité, son assistance sur tous les plans et sa contribution dans ce travail du début à la fin. Je remercie également mes deux lecteurs, les professeurs Mme. Jie He et Mr. Marcelain Joanis. Leurs pertinents commentaires ont contribué à enrichir le contenu de ce travail. J'inclue dans les remerciements les Professeurs Luc Savard et Jacques Lavallée pour leur soutien financier dans des moments difficiles. Je ne s'aurais terminé sans remercier mon compatriote, mon frère et mon mentor Mr. Jean Pierre Séne de ces conseils, de ces corrections et commentaires.

TABLE DES MATIÈRES

I. INTRODUCTION GÉNÉRALE	6
II. REVUE DE LA LITTÉRATURE	10
III. LA NOTION DE VOLATILITÉ RÉALISÉE	21
IV. LES MÉCANISMES DE TRANSMISSION DE VOLATILITÉS	24
A. La transmission par l'interdépendance entre marchés boursiers.....	25
B. La transmission par les volumes de transactions	26
C. La transmission par les fonds d'investissement à risque (Hedge Funds)	27
V. CADRE MÉTHODOLOGIQUE	29
V.1 Analyse des propriétés de la volatilité réalisée	29
1. Distribution de la volatilité réalisée	30
2. Distribution du logarithme de la volatilité réalisée	32
3. Rendement standardisé par la volatilité réalisée	34
V.2 La modélisation VAR	35
V.2.1 Présentation et justification du modèle VAR.....	35
V.2.2 Spécification du modèle VAR	36
V.2.3 Estimation du nombre de retards p.....	37
VI. ANALYSE STATISTIQUE DES DONNÉES	38
VI.1 Description des données.....	38
VI.1.1 Présentation des indices boursiers : historique et méthode de calcul.....	39
VI.1.2 Niveau, Rendement et Volatilité des indices boursiers.....	43
1) Niveau des indices	43
2) Rendement	47
3) La Volatilité réalisée des rendements des indices boursiers	48
VI.2 Statistiques descriptives et étude de la normalité des séries	51
VI.3 Les Tests	52
VI.3.1 Étude de la stationnarité	52
VI.3.2 Étude de la saisonnalité.....	54
VI.3.2.1 Les différentes étapes du test	55
VI.3.2.2 Résultats et commentaires du test de saisonnalité.....	56
VII. L'ÉTUDE DE LA TRANSMISSION DE LA VOLATILITÉ RÉALISÉE : RÉSULTATS EMPIRIQUES	57
VII.1 Test de causalité de Granger	57
VII.2 Les fonctions de réponse impulsionnelles.....	63

VII.2.1	Réponse des indices FTSE 100, SPTSX et NIKKEI 225 à un choc sur le S&P 500	63
VII.2.2	Réponse des indices, S&P 500, SPTSX et NIKKEI 225 à un choc sur le FTSE 100	66
VII.2.3	Réponse des indices, S&P 500, FTSE 100 et NIKKEI 225 à un choc sur le SPTSX	69
VII.2.4	Réponse des indices, FTSE 100, S&P 500 et SPTSX à.....	71
	un choc sur le NIKKEI 225.....	71
VII.3	Décomposition de la variance des erreurs de prévision (DVEP)	74
VII.3.1	Décomposition de la variance pour la série S&P 500.....	75
VII.3.2	Décomposition de la variance pour la série FTSE 100	75
VII.3.3	Décomposition de la variance pour la série SPTSX	76
VII.3.4	Décomposition de la variance pour la série NIKKEI 225.....	77
VIII	PRÉVISION.....	79
IX	CONCLUSION.....	85
	Annexes.....	89
	BIBLIOGRAPHIE	127

I. INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les années 1980 marquent une étape importante dans l'évolution des marchés financiers. C'est une période où il était possible d'observer un développement fulgurant des marchés des actions, une multiplication des transactions internationales stimulées par la dérégulation et la libéralisation des mouvements internationaux de capitaux. À titre d'exemple, on peut citer les politiques de dérégulation appliquées aux États-Unis respectivement sous les présidences de Ronald Reagan et Bill Clinton et celles adoptées par les pays de l'Union européenne. En effet, au début des années 1980, Ronald Reagan arrive au pouvoir aux États-Unis et fait de la dérégulation une de ces priorités. Ainsi, le marché du travail, la Bourse et tant d'autres secteurs sont déréglementés. Cette politique continue sous l'Administration Clinton avec l'abrogation en novembre 1999 du Glass Steagall Act, loi qui abolit toute distinction entre institutions financières. En Europe, la directive sur la liberté de circulation des capitaux entre en vigueur en juillet 1990 dans la Communauté économique européenne. L'Union européenne suit le mouvement en mettant en place des politiques de libéralisations économiques. (voir Ramonet Ignacio(2009)).

L'intégration des marchés financiers qui résulte de la libre circulation des capitaux, a favorisé le développement de nouveaux phénomènes jusque-là peu connus des marchés financiers comme celui de transmission de chocs. La crise financière de 1987 qui a secoué les pays émergents en particulier les pays asiatiques est une crise d'origine américaine, mais mondiale par ses effets. En effet, le 19 octobre 1987, ce fameux lundi noir, l'indice Dow Jones de la Bourse de New York a

chuté de plus de 22%¹. La crise du dollar et la hausse des taux d'intérêt à long terme (nouvelle politique de la Banque centrale américaine) sont considérées comme les principales causes de cette crise (J. Denizet 1987). Les pays développés sont affectés, particulièrement les pays qui ont une étroite relation avec les États-Unis. C'est ainsi qu'au Royaume-Uni, au Canada, en Australie ou encore à Hong Kong, etc., les places boursières ont enregistré de fortes baisses au cours de cette période. Ce qui laisse à penser qu'il s'est produit probablement un phénomène de propagation, de contagion des chocs entre marchés.

Une vaste littérature analytique et empirique a été consacrée à l'étude du phénomène de contagion. Son objectif n'est pas uniquement d'examiner les canaux de transmission, mais aussi de chercher une mesure de contagion et d'analyser son évolution à travers le temps. On peut citer par exemple les travaux des auteurs King et Wadhvani (1990) qui sont les premiers à utiliser les coefficients de corrélation pour étudier les phénomènes de contagion entre les marchés des actions.

Ainsi, depuis la crise de 1987, les chercheurs et les professionnels du monde de la finance se sont davantage intéressés à la transmission de la volatilité des marchés financiers internationaux. La volatilité qui se définit comme étant la fluctuation de la valeur d'un actif quelconque autour de la moyenne est une mesure de l'incertitude et du risque; sa transmission d'un marché à l'autre a fait l'objet de beaucoup d'études (voir section revue de la littérature).

Dans notre travail de recherche, nous examinons la dynamique des co-mouvements entre marchés boursiers en adoptant l'approche de la volatilité réalisée

¹ Source : http://archives.radio-canada.ca/economie_affaires/marches_boursiers/clips/15965/

des rendements. Plus précisément, nous étudions la transmission internationale de la volatilité réalisée des rendements boursiers entre marchés financiers des États-Unis, du Canada, du Japon et du Royaume-Uni. À cet effet, nous avons utilisé une modélisation VAR (Vector Auto Regressive) pour modéliser la volatilité réalisée obtenue à partir d'échantillons des rendements journaliers des indices boursiers représentatifs de ces différents marchés en l'occurrence le Standard and Poor's 500 (S&P500) pour les États-Unis, le Standard and Poor's /Toronto Stock Exchange (S&P/TSX) pour le Canada, le Nikkei 225 pour le Japon et le FTSE 100 pour le Royaume-Uni.

Les études portant sur la transmission de la volatilité entre marchés boursiers sont multiples. Cependant, il importe de mentionner que jusqu'ici, la question de la transmission internationale ou intranationale de la volatilité réalisée entre marchés boursiers n'a fait l'objet, à notre connaissance, d'aucune étude. Au regard de ce constat, cette étude peut être considérée comme l'une des premières à aborder la problématique de la transmission de chocs entre marchés boursiers en utilisant l'approche de la volatilité réalisée des rendements journaliers d'indices boursiers avec un modèle VAR simple.

L'utilisation de la volatilité réalisée à la place de celle dite latente² pour analyser les effets de transmission peut être due à plusieurs raisons notamment la disponibilité des données à haute fréquence des marchés boursiers, mais également les multiples avantages que cette volatilité comporte. En effet, les auteurs Andersen et Benzoni (2008) dans leur récente étude sur la volatilité réalisée ont mentionné que celle-ci est en principe sans erreur. De plus la volatilité réalisée étant observable,

² La volatilité obtenue généralement avec les modèles GARCH.

nous avons ainsi la possibilité de l'analyser, de l'optimiser et de l'utiliser pour la prévision avec des techniques beaucoup plus simples que les modèles économétriques complexes requis quand la volatilité est latente. Enfin, il est possible d'utiliser la volatilité réalisée pour estimer un modèle VAR simple ou partiellement intégré (Andersen et al(2003)). Ces modèles donnent des résultats d'estimation ou de prévision parfois plus précis que ceux obtenus avec les modèles GARCH classiques.

Notre travail de recherche s'articule autour de quatre objectifs précis; dans un premier temps, nous examinerons les mécanismes de transmission de la volatilité afin de voir comment un choc qui se produit sur l'un des marchés boursiers étudiés se transmettrait aux autres marchés et réciproquement; dans un deuxième temps, nous chercherons à mettre en évidence les liens de causalité entre les marchés; puis nous évaluerons, pour chaque marché, l'impact et la durée d'amortissement d'un choc aléatoire sur un autre marché; et enfin, nous réaliserons des prévisions sur une partie de nos séries de volatilité réalisée afin de tester les capacités prédictives du modèle VAR.

Pour atteindre ces objectifs, nous nous inspirons des travaux de Cheol S. Eun et Sangdal Shim (1989); ces auteurs ont étudié la transmission internationale des mouvements de marchés boursiers en utilisant un modèle VAR. Ainsi, notre analyse empirique s'appuiera sur un modèle VAR simple pour étudier la transmission de la volatilité réalisée. Ce modèle convient à l'analyse des liens dynamiques entre les divers marchés. Il a l'avantage d'être dynamique dans le sens où il prend en compte l'origine des chocs, leur impact, leur amplitude et leur durée d'amortissement. Toutefois, la véritable justification à l'utilisation de la méthodologie VAR pour

analyser la transmission de la volatilité réalisée repose en grande partie sur les régularités empiriques détectées par les auteurs Andersen et al (2001a) sur les données financières. Ils ont observé que d'une part les rendements standardisés par la volatilité réalisée sont approximativement gaussiens, d'autre part la distribution du logarithme de la volatilité réalisée est aussi approximativement gaussienne. Ces régularités empiriques seront vérifiées avec nos données plus loin dans l'analyse, mais nous allons au préalable explorer la littérature axée sur la transmission de la volatilité.

II. REVUE DE LA LITTÉRATURE

La problématique de la transmission internationale de la volatilité est largement abordée dans la littérature. Les premiers auteurs qui ont procédé à une analyse de transmission de la volatilité sont Engle, Ito et Lin (1990). Ceux-ci, ont utilisé un modèle GARCH pour étudier les effets de transmission de la volatilité intra-quotidienne du taux de change entre les marchés japonais et américain. Aussi, ces auteurs ont réfléchi sur la relation entre les marchés des actions américains et japonais à l'aide d'un modèle GARCH. L'effet de transmission de la volatilité est ainsi mis en évidence dans ces différentes études. En effet, ils ont abouti à la conclusion que les rendements et les volatilités de jour d'un marché sont corrélés avec les rendements et volatilités de nuit³ de l'autre marché.

Hamao et al (1990) ont exploré les relations entre les marchés boursiers de New York, Londres et Tokyo à partir de modèle de type ARCH. Ils ont étudié la

³ Il y a un grand décalage horaire entre les États-Unis et le Japon à tel point que lorsqu'un marché est ouvert l'autre est fermé.

volatilité des prix des actions dans chacun de ces marchés et leur éventuelle transmission d'un marché à l'autre. Les résultats des estimations ont mis en évidence des effets de transmission de la volatilité des prix de New York vers Tokyo et de Londres vers Tokyo, mais pas de Tokyo vers New York ou Londres.

Koutmos et Booth (1995) ont observé des effets de transmissions asymétriques de la volatilité à travers les mêmes marchés boursiers que ceux étudiés par Hamao et al (1990). Le modèle exponentiel GARCH est estimé en utilisant les données journalières recueillies aux heures d'ouverture et de fermeture des indices boursiers les plus représentatifs de ces marchés, le S&P 500 pour les États-Unis, le FTSE-100 pour le Royaume-Uni et le Nikkei 225 pour le Japon. Ils ont obtenu des résultats similaires à ceux de Hamao et *al.* Cependant, contrairement à ces derniers, ils ont pris en considération les possibilités de l'existence d'effets asymétriques dans les mécanismes de transmission de la volatilité. C'est-à-dire la possibilité que la mauvaise nouvelle sur un marché donné aurait un plus grand impact sur la volatilité des rendements de l'autre marché.

Quant à Bekaert et Harvey (1997), ces auteurs ont mis en évidence l'effet de transmission de la volatilité en étudiant la volatilité des marchés des actions des pays émergents. C'est ainsi qu'en analysant l'intégration des marchés de vingt pays émergents à l'économie mondiale, ils sont parvenus à construire un modèle GARCH multivarié dont la moyenne et la variance conditionnelle sont composées de variables lesquelles permettent de capter des chocs provenant du marché mondial et des chocs propres à chaque pays. Ils ont intégré dans leur modèle des variables macroéconomiques permettant de mesurer le degré d'intégration de chaque pays à l'économie mondiale, la part des échanges internationaux sur le PIB par exemple.

Plus un pays est intégré, plus il est exposé à subir un choc provenant de l'extérieur par les canaux de transmissions.

Concernant Ng (2000), cet auteur a également constaté un effet de transmission de la volatilité des marchés américains et japonais vers les marchés du bassin du Pacifique. Du point de vue de la méthodologie, il a utilisé le même modèle que Bekaert et Harvey (1997) c'est-à-dire un modèle GARCH multivarié. À la différence de ceux-ci, Ng spécifie clairement dans son modèle les chocs étrangers provenant de sources régionales (le Japon) et globales (les États-Unis). C'est ainsi qu'il a recours à des données hebdomadaires des rendements de l'indice composite des marchés boursiers des pays composant le bassin du pacifique (Thaïlande, Hong Kong, Corée du Sud, Taiwan...) et les indices américains et japonais respectivement Standard Poor's500 et le Tokyo Stock Price Index. Afin de différencier l'influence relative des États-Unis et celle du Japon sur les marchés du bassin du Pacifique, il a construit un modèle de transmission de volatilité univariée et a effectué pour chaque modèle un test de l'existence de l'effet de transmission. Les résultats ont révélé un effet de transmission de la volatilité significatif des marchés japonais et américain en Malaisie, Singapour, Taiwan et en Thaïlande et contrairement aux attentes, aucun effet de transmission n'est observé des États-Unis vers Hong Kong qui sont pourtant deux marchés étroitement liés.

Toujours dans la même lancée que Ng (2000), Baele (2002) a entrepris la même étude, mais en considérant les marchés des actions américains et européens. Il a cherché à mesurer l'importance et la nature des variations dans le temps de la transmission de la volatilité provenant des marchés des États-Unis (US) et des marchés agrégés de l'Union européenne (UE) vers chacun des marchés des 13 pays

d'Europe occidentale étudiés. Le modèle qu'il a proposé est une extension du modèle de Bekaert et Harvey (1997) dans le sens où il y a deux sources de chocs régionaux (US et EU) au lieu d'un choc mondial. C'est également un prolongement du modèle de Ng (2000) en prenant en compte les changements de régime dans les paramètres de transmission. Les données utilisées dans cette étude sont composées des rendements boursiers des pays membres et non membres de l'Union monétaire européenne (UME), et des marchés boursiers régionaux (US et EU). Il en découle de cette étude que la transmission des chocs de l'US et de l'UE s'est intensifiée au cours des décennies 1980 et 1990. L'augmentation de la transmission de choc de l'UE étant remarquée vers la fin de ces années, mais cette hausse n'a pas empêché aux marchés américains d'avoir la prépondérance sur les marchés européens. L'effet de contagion provenant des États-Unis sur un certain nombre de pays européens est aussi mis en évidence en période de forte volatilité des marchés des actions.

À l'instar de Baele (2002), Christiansen (2002) a analysé la transmission de la volatilité provenant des États-Unis (global) et du marché européen agrégé (régional) à l'endroit de chaque marché européen pris individuellement (local). À la différence de l'étude de Baele (2002) qui a porté sur le marché des actions, l'analyse de Christiansen s'est focalisée sur les marchés des obligations internationales. Elle a utilisé des données hebdomadaires de l'indice JP Morgan des rendements d'obligations d'États tirés de Data Stream USA, Europe pour analyser l'effet de transmission de la volatilité. Les données se sont étalées du 6 janvier 1998 au 27 novembre 2002. L'utilisation des données hebdomadaires se justifie par le fait qu'avec des données journalières, la corrélation entre marchés internationaux a tendance à être sous-estimée lorsque les marchés sont stables. Il en ressort que

l'hypothèse d'absence d'effet de transmission est souvent rejetée lorsqu'on effectue des tests de transmission. L'échantillon des pays européens est composé des pays membres de l'Union monétaire européenne (UME) et des pays non membres. Concernant la méthodologie, le modèle de transmission de volatilité est basé sur les modèles de Bekaert et Harvey (1997), Ng (2000) et Baele (2002). Ainsi, un AR-GARCH est estimé en considérant les rendements de chaque pays.

Le résultat des estimations montre que l'effet de transmission en moyenne est relativement négligeable, ce qui ne serait pas le cas pour l'effet de transmission en volatilité qui apparaît très important. Pour les pays d'UME et le Danemark, pays non membre de l'UME, les effets de transmission de la volatilité d'un choc régional ont plus d'effet que les chocs locaux et globaux qui semblent avoir très peu d'impact. Pour les pays non membres de l'UME, les effets propres à chaque pays semblent être très forts, l'effet régional est faible alors que l'effet global est relativement important.

Des auteurs comme David Laborde et Serge Rey (2001) ont analysé la transmission internationale de la volatilité des prix d'actifs financiers entre la France et les États-Unis. Ils se sont appuyés sur les travaux de Huang et al (2000) lesquels ont étudié la relation de causalité entre les cours boursiers américains et ceux de Taiwan et Hong Kong sur des données journalières. Dans leur étude, David Laborde et Serge Rey (2001) ont cherché à montrer une relation de causalité entre la volatilité des taux de changes (euro/dollar) et la volatilité du prix des actifs. Ainsi, tout en considérant les indices boursiers NYSE (New York Stock Exchange), le NASDAQ (National Association of Securities Dealers Automated Quotation) pour les États-Unis et le SBF250 pour la France, ils ont utilisé des données journalières et

hebdomadaires. La détection de l'effet ARCH tout comme la non-normalité des séries incite les auteurs à faire des tests de causalité au sens de Granger sur les variances conditionnelles. Sous ce rapport, ils ont été amenés à estimer un modèle VAR dont les variables du système sont d'abord les rendements journaliers et hebdomadaires puis les variances conditionnelles journalières et hebdomadaires. Afin de déterminer le signe des relations de causalité, le VAR est estimé en utilisant la méthode SURE. Les résultats de l'estimation montrent que pour les données journalières et hebdomadaires les taux de rendement causent les volatilités. En ce qui concerne les données journalières, la volatilité des marchés américains en l'occurrence le NYSE affecte le taux de rendement des actions français. Ce résultat n'est pas observé avec les données hebdomadaires. En effet, pour ces types de données la volatilité de l'euro cause le rendement des actions des marchés français et américains. Il ressort de ces tests de causalité d'une part que les cours boursiers causent les taux de change que ce soit pour les rendements ou les volatilités et d'autre part la relation de causalité des volatilités des cours des actions françaises et américaines est bidirectionnelle à condition que la variation des cours boursiers suive celles des prix des actions américaines. Enfin, un changement dans les volatilités a un impact plus persistant que les changements au niveau des prix.

Les travaux des auteurs Kamel Bensafta et Gervasio Semedo (2008) s'inscrivent également dans la lignée des études de transmission internationale de chocs entre marchés boursiers. Ils ont étudié l'intégration des marchés financiers, au regard du phénomène de transmission en moyenne et en variance en période normale et en période de crise financière. L'objectif de leur contribution est de proposer un cadre d'analyse pour étudier simultanément les différents aspects de la modélisation des

rendements boursiers à savoir, les modes de transmission en moyenne et en variance, l'existence de la contagion en période de crise et la dynamique de la corrélation des marchés. Dans cette optique, ils ont utilisé les rendements des indices boursiers représentatifs de douze marchés financiers à savoir S&P 500 (US) FSTE100, (UK) Nikkey2500 (Japon), CAC40 (France), SPTSX (CAN)... pour la période d'avril 1984 à décembre 2005. Ce sont des données en moyenne mobile sur deux jours pour surmonter les problèmes de non-synchronisation des marchés boursiers. Ils se sont basés sur un modèle GARCH augmenté pour examiner la dynamique dans la corrélation des marchés sous l'hypothèse de corrélations conditionnelles constantes. Il ressort de cette étude que la transmission en moyenne et en volatilité est souvent unidirectionnelle partant des marchés développés vers les marchés émergents; du point de vue de la transmission, le marché américain est le seul qui peut être assimilé au marché mondial dans la mesure où un choc sur ce marché se transmet sur les autres marchés en moyenne et en variance.

La dynamique de la corrélation croisée montre que les marchés géographiquement proches ont tendance à être plus interdépendants. En outre, l'effet de transmission n'est pas très significatif lorsque les marchés sont fortement corrélés. Dans le cas où les marchés sont fortement corrélés intégrés, l'amplitude de transmission est faible en période normale et en période de crise. Ces résultats supposent donc qu'il y a moins de transmission en moyenne ou en variance entre marchés fortement corrélés. L'étude de la contagion indique également une absence de contagion lorsque les marchés sont interdépendants.

Plus récemment, Tanizaki et ses collègues (2009) ont analysé les effets de transmission de la volatilité des cours des actions entre des pays comme le Japon, les États-Unis et le Royaume-Uni en utilisant un modèle de volatilité stochastique. Ils ont constaté que la volatilité du cours des actions du marché américain interagit avec celle du marché anglais. De même, la volatilité du cours des actions du marché japonais interagit avec celle du marché anglais. De plus, une inter-transmission entre le Japon et les États-Unis est observée au niveau des prix des actions.

Valentina Corradi et al. (2009) ont également évalué le degré de transmission de la volatilité entre marchés boursiers Chine, Japon et États-Unis. Ils ont effectué des tests d'indépendance conditionnelle avec des méthodes multivariées non paramétriques. Ils ont trouvé une faible transmission de volatilité réalisée entre le Japon et la Chine de même qu'entre la Chine et les États-Unis.

Certes, la transmission internationale de la volatilité des marchés des actions, des obligations, est largement traitée dans la littérature; cependant jusqu'ici peu d'études sont consacrées à la transmission intranationale de la volatilité, et même si elles en existent, celles-ci se limitent généralement à une seule classe d'actifs.

James M. Steeley (2005) a analysé la transmission de la volatilité entre le marché des actions et des obligations pour le Royaume-Uni. L'objectif de son étude est d'analyser la transmission intranationale de la volatilité entre les rendements sans risques à court terme, les rendements d'obligation à long terme et les rendements des actions au Royaume-Uni.

Dans un premier temps, il a étudié un modèle théorique de la relation entre la volatilité du taux d'intérêt à court terme, à long terme, et des actions. Ce modèle

s'inspire de celui développé par Merton (1974) et Shimko et al. (1993). Ces derniers ont étudié la relation entre la défaillance des primes de risques d'obligation de sociétés et le comportement stochastique de la valeur de l'entreprise. Ils ont eu recours à un modèle théorique en considérant un système de non-arbitrage tel qu'il a été défini par Black et Scholes (1973); ceux-ci ayant développé un modèle théorique pour déterminer les rendements, les prix d'une action en se basant sur la valeur nominale de l'entreprise cotée en Bourse.

Dans un second temps, James M. Steeley a utilisé un modèle GARCH avec changement de régime pour examiner l'interdépendance entre les actions, les obligations et la volatilité des taux d'intérêt. Le modèle inclut la transmission de la volatilité, l'asymétrie et une structure de corrélation variable dans le temps utilisant un processus de transition non paramétrique lisse.

Les données utilisées dans cette étude sont le prix de fermeture journalier de l'indice FTSE-100 qui représente les rendements des actions, l'indice des actions du gouvernement à long terme (FTLG) qui représente le rendement à long terme des obligations et l'indice des prix des actions du gouvernement de court terme (FTSG) représentant les actifs sans risque de court terme; la période d'étude choisie s'étalant de juin 1984 à juin 2004. Il résulte de cette étude que la corrélation entre un choc des rendements de court terme et un choc des rendements obligataires de long terme est relativement stable. Cependant, la corrélation entre chacun de ces marchés (obligation à court et long terme) et le marché des actions a des signes opposés. Cela entraîne des implications importantes concernant l'augmentation des possibilités de couverture sur les marchés des obligations. Il ressort également de l'importance de la corrélation des structures permettant d'évoluer dans les spécifications empiriques.

Quant à notre étude, elle se veut de contribuer à la littérature existante précisément sur les liens entre les marchés boursiers internationaux en examinant la transmission de la volatilité réalisée à travers les marchés boursiers des États-Unis, du Canada, du Royaume-Uni et du Japon.

Les études sur la transmission de la volatilité étant très abondantes, la plupart des auteurs utilisent cependant la volatilité latente, inobservable, obtenue avec les modèles GARCH pour étudier les phénomènes de transmission de volatilité. Pour ce qui est de notre analyse, son intérêt se fonde sur l'approche de la volatilité réalisée, c'est-à-dire la volatilité observable, obtenue à partir d'observations journalières du rendement des indices boursiers représentatifs des marchés étudiés.

L'utilisation récurrente des modèles GARCH s'explique par le fait que, les données financières sont principalement caractérisées par des distributions non conditionnelles, non normales, avec des queues de distributions épaisses. Pour bien modéliser ce type de données, il faut nécessairement utiliser un modèle capable de prendre en compte ces caractéristiques. C'est le cas des modèles de la famille GARCH, introduits initialement en 1986 par Bollerslev. Ces modèles ont l'avantage de générer une volatilité qui n'est pas constante dans le temps. Ceci est très important, puisque c'est l'une des caractéristiques essentielles des marchés. L'autre avantage de ces modèles est aussi la prise en compte des queues épaisses. Comme l'ont stipulé les auteurs Tim Bollerslev et al. (1992), la formulation GARCH (1,1), que l'on retrouve dans la plupart des études empiriques utilisant des données financières, permet d'obtenir des distributions non conditionnelles ayant des queues de distributions plus épaisses que la normale. Car, les distributions non conditionnelles des erreurs suivent une loi student. De plus, la volatilité générée par

ce modèle à une forte persistance. Toutefois, ces modèles présentent un certain nombre de limites. D'après Davidson et Mackinnon (2004), les modèles de la famille GARCH ne sont pas capables de produire des distributions non conditionnelles des rendements avec des queues de distributions aussi épaisses que ce qu'on observe dans la réalité. Ensuite, dans les modèles GARCH la variance conditionnelle est non aléatoire or, d'après les modèles théoriques financiers, la volatilité est supposée aléatoire. Enfin, les données financières suivent un processus de diffusion en temps continu alors que les modèles GARCH sont construits sur la base d'un écoulement en temps discret.

La volatilité réalisée est une alternative de la volatilité GARCH, son utilisation est récente dans la littérature. La disponibilité des données intra journalières ont fortement motivé le recours à la volatilité réalisée Les travaux des auteurs Andersen, Bollerslev, Diebold et Labys (ABDL) (1999), (ABDL) (2000), ABDL (2001), ABDL (2003) ont largement contribué au développement de la littérature sur la volatilité réalisée que l'on connaît actuellement. Plusieurs problèmes peuvent survenir lors de l'utilisation de la volatilité réalisée. La plupart sont reliés à la microstructure des marchés, c'est-à-dire au fait qu'une fréquence d'observation trop grande peut diminuer la précision de la mesure de la volatilité à cause de l'absence de transactions pendant plusieurs périodes observées. La littérature depuis ABDL s'est concentrée sur la sélection optimale de la fréquence, un point qui ne s'applique pas dans le présent mémoire puisque la seule fréquence disponible était mensuelle. Cependant, cet état d'incertitude, conjugué avec la grande popularité des modèles GARCH, peut expliquer en partie le nombre restreint d'applications de la volatilité réalisée.

III. LA NOTION DE VOLATILITÉ RÉALISÉE

Le concept de volatilité réalisée a été développé pendant les années 1990 comme indicateur de la volatilité latente. Toutefois, l'idée de la volatilité réalisée était déjà présente puisque bien avant son récent développement dans la littérature, Merton (1980) invoquait déjà la possibilité d'estimer la variance des rendements d'un actif sur une période donnée par la somme des carrés des rendements intrajournaliers. La disponibilité des données à haute fréquence est le moteur de l'évolution des études portant sur la volatilité réalisée.

Andersen et Bollerslev (1997) sont les premiers à utiliser des données intrajournalières pour estimer la volatilité réalisée. Ils ont confirmé l'idée de Merton (1980) en montrant que la volatilité journalière réalisée peut être obtenue en additionnant les rendements intrajournaliers au carré.

Aussi, il existe une profusion de travaux sur la volatilité réalisée par la suite concernant sa modélisation, sa méthode de calcul ainsi que son utilisation dans l'estimation des modèles à volatilité stochastique. En ce qui concerne la méthodologie, la somme des rendements au carré est la plus fréquemment utilisée pour calculer la volatilité réalisée.

D'après les auteurs Andersen, Bollerslev, Diebold et Ebens (2001), le modèle de rendement au carré constitue une bonne approche pour estimer la volatilité réalisée sur une période donnée, car ce modèle permet d'avoir une estimation non biaisée de la volatilité réalisée a posteriori. Toutefois, la volatilité réalisée obtenue avec ce modèle comporte beaucoup de bruits, par conséquent elle ne peut pas être une

approximation fiable de la volatilité latente sous-jacente. Cette limite pousse les auteurs à utiliser une autre approche pour mesurer la volatilité réalisée.

Ainsi, en utilisant le prix des transactions enregistrées en continu de 30 actions de l'indice Dow Jones sur un intervalle de 5-minutes, Andersen et al (2001) ont construit des modèles d'estimation de volatilités réalisées quotidiennes ex post en additionnant les carrés et les produits croisés des rendements de haute fréquence. En effet, au lieu de prendre directement la somme des carrés des rendements pour mesurer la volatilité réalisée, ces auteurs ont construit une matrice de covariance réalisée des rendements. Les éléments diagonaux de cette matrice, la variance quotidienne, sont cependant égaux à la somme des carrés des rendements journaliers. Ils constituent un estimateur sans biais et très efficace de la volatilité réalisée des rendements.

L'intérêt d'une telle approche est que les mesures de volatilité sont sans modèle et sont exemptes de l'erreur de mesure, car la fréquence de prélèvement des échantillons de rendement est proche de l'infini. Andersen, Bollerslev, Diebold et Labys (2003) ont adopté une approche similaire pour estimer la volatilité des taux de change en considérant un intervalle de 30-minutes.

La volatilité réalisée est également calculée simplement à partir des déviations des rendements quotidiens par rapport à leur moyenne (Carole Fares et Georges Azzi (2008)).

Nous adoptons, dans le cadre de notre analyse, l'approche de la somme des carrés des rendements pour mesurer la volatilité réalisée. Cette méthode même si elle est parfois critiquée par certains auteurs, domine les autres méthodes par son efficacité pour le calcul de la volatilité réalisée. Toutefois, le choix des fréquences de

prélèvement des rendements est discutable dans la littérature. Ainsi, un choix d'échantillon de hautes fréquences (secondes, minute, etc.) peut introduire un biais dans l'estimation de la volatilité réalisée. Celui-ci peut être lié aux imperfections du processus des transactions ou aux effets de microstructure des marchés (différence entre les volumes de transactions, la non-synchronisation des achats et des ventes d'actifs, etc.).

Les auteurs Andersen, Bollerslev, Diebold, et Labys (1999a), ont proposé d'utiliser une fréquence de 5-minutes pour calculer la volatilité réalisée quotidienne des rendements. Oomen (2001) en utilisant l'indice FTSE-100 sur la période 1990-2000 a montré qu'une forte fréquence de prélèvement des rendements (minute par minute) introduit un biais dans le calcul de la volatilité réalisée. Quand les fréquences sont très rapprochées, les rendements intrajournaliers sont corrélés entre eux et par conséquent la volatilité réalisée ainsi obtenue est biaisée. Cependant, plus l'intervalle d'échantillonnage augmente, plus le biais est réduit. Finalement, l'auteur suggère une fréquence optimale de 25-minutes qui ferait disparaître les corrélations et donc le biais.

Le choix de la fréquence d'échantillonnage est déterminant pour le calcul de la volatilité réalisée. Sous ce rapport, Andersen, Bollerslev, Diebold et Labys (1999) ont mis en place un outil pour fournir quelques orientations pour le choix de la fréquence d'échantillonnage optimal. Il s'agit d'un graphique mettant en relation la volatilité réalisée moyenne et les fréquences de prélèvement. La fréquence optimale est celle qui minimise la présence de biais de microstructure. Une lecture minutieuse de ce graphique laisse entrevoir qu'un intervalle de prélèvement des rendements de 20-minutes est la fréquence optimale pour le taux de change et 5-minutes pour les

indices boursiers. Notons que ces problèmes de microstructure ne se posent pas vraiment ici, car les fréquences considérées sont journalières et mensuelles. En effet, à défaut d'avoir des données intrajournalières sur une longue période, nous avons décidé d'utiliser des données journalières des rendements pour calculer la volatilité réalisée mensuelle.

IV. LES MÉCANISMES DE TRANSMISSION DE VOLATILITÉS

L'objectif dans cette section est d'identifier les facteurs pouvant expliquer la transmission de la volatilité d'un marché boursier à un autre. L'étude des mécanismes de transmission de choc est en grande partie motivée par la succession de crises financières qu'a connues le secteur financier à partir de la fin des années 1980.

En étudiant les phénomènes de transmission de la volatilité, des auteurs comme Ng (2000), Granger et al (2000), Roll et al (2002) ont mis en exergue le mécanisme de transmission de la volatilité. Parmi les facteurs souvent invoqués par les auteurs comme étant de possibles vecteurs de transmission de la volatilité, il y a entre autres l'interdépendance financière qui caractérise la plupart des marchés financiers mondiaux. Les volumes de transaction entre marchés boursiers sont également des facteurs qui peuvent être à l'origine de la transmission de la volatilité puisque ces derniers, de par leur multiplication, constituent des canaux de transmission de la volatilité entre marchés boursiers. Aussi, l'action des investisseurs institutionnels (les fonds d'investissement ou Hedge Funds) dans les marchés financiers peut dans

une certaine mesure être un moyen de véhiculer de la volatilité d'un marché à l'autre.

A. La transmission par l'interdépendance entre marchés boursiers

La relation entre interdépendance financière et transmission de la volatilité n'est plus à démontrer, particulièrement pour les marchés boursiers. Des auteurs comme Eun et Shim (1989) en examinant les fluctuations des marchés boursiers internationaux sur une longue période ont remarqué qu'il existe une interdépendance avérée entre les différents marchés boursiers internationaux étudiés.

Précisément, ce n'est que dans les périodes de grande incertitude ou de crise que l'on observe davantage le rôle de l'interdépendance des marchés dans la transmission de la volatilité ou de chocs. Comme l'ont souligné David Neto et al (2004), l'intensité de l'interdépendance entre marchés financiers est plus forte dans les périodes de crise et d'euphorie que dans les périodes de stabilité. Puisque, généralement les marchés boursiers réagissent avec exagération des bonnes ou mauvaises nouvelles. L'exemple le plus récent est la réaction des marchés boursiers européens et nord-américains suite à l'annonce d'une éventuelle faillite de la Grèce. La diffusion de cette information a entraîné en Europe tout comme aux États-Unis une baisse significative des cours boursiers.

La dépendance entre les marchés boursiers résulte en partie de l'étroite relation économique, commerciale et financière qu'entretiennent les pays, et ceci, particulièrement pour les pays développés. De ce point de vue, la transmission par l'interdépendance s'effectue à travers un canal financier, commercial, mais aussi par

l'action des gestionnaires de portefeuilles. Ces derniers, pour des raisons de rentabilité, de diversification ou un besoin pressant de liquidité, procèdent à des réallocations brutales de portefeuilles par des actions d'achat ou de vente pouvant entraîner une propagation de la volatilité d'un marché à l'autre.

Il est vrai que lorsque les marchés boursiers sont interdépendants, la probabilité qu'il y ait une transmission de la volatilité entre marchés est très élevée. C'est la raison pour laquelle l'interdépendance est considérée comme un mode de transmission de la volatilité.

B. La transmission par les volumes de transactions

La relation entre volatilité des cours et volume des transactions est largement débattue dans la littérature mettant en opposition deux courants de pensée. D'un côté, il y a des auteurs qui soutiennent l'hypothèse de l'existence d'une relation directe et positive entre ces deux variables. Epps et Epps (1976) suggèrent ainsi que cette relation est expliquée par le fait que la distribution de la volatilité des cours est fonction des volumes de transactions. Karpoff (1986, 1987) a élaboré un cadre théorique qui soutient l'hypothèse d'une relation directe entre volumes et volatilité. Ces travaux empiriques ont conduit finalement à une relation asymétrique entre ces deux variables. Lamoureux et Lastrapes (1991) ont trouvé une relation positive entre volume et volatilité.

De l'autre côté, il y a un certain nombre d'études empiriques qui fournissent la preuve d'une relation indirecte entre le volume des transactions et volatilité des cours. Brailsford (1994) trouve naïve l'idée que plus le volume des transactions

augmente, le niveau de la volatilité des cours se met aussi à croître. Car d'après lui, il peut arriver qu'un niveau haut des volumes coïncide avec un niveau bas de volatilités des cours et inversement, un faible niveau des volumes peut s'associer à une forte volatilité des cours. Ce qui met en cause cette théorie de l'existence d'une relation positive entre volume des transactions et volatilité des cours.

Toutefois, la volatilité et le volume ont en commun une variable qui est le flux d'information. Or comme on le sait, l'information boursière circule très rapidement d'un marché boursier à l'autre. Ce qui induit que la transmission de la volatilité entre deux marchés par le biais des volumes de transactions serait rendu possible par l'importance des flux d'informations qui circulent entre ces deux marchés, mais aussi de la façon dont ces informations sont exploitées par les professionnels (courtiers, gestionnaires de portefeuille, etc.). Le rôle important des courtiers dans l'augmentation de la corrélation des volumes de transactions de divers marchés boursiers est mis en évidence par Chowdhry et Nanda (1991) dans leur étude « Multimarket trading and market liquidity ».

Les volumes de transaction ont un effet non négligeable dans les relations entre marchés boursiers comme l'ont souligné les auteurs Lin et Ito (1994) qui ont montré dans leurs travaux, l'importance des volumes de transaction dans les co-mouvements entre marchés.

C. La transmission par les fonds d'investissement à risque (Hedge Funds)

Les fonds d'investissement ou Hedge funds en anglais sont des fonds privés qui utilisent des moyens financiers et techniques colossaux pour spéculer sur l'évolution

des marchés financiers ou de changes dans l'objectif de réaliser des taux de rendement largement supérieurs à la moyenne. C'est un secteur en plein essor qui attire de plus en plus des particuliers très fortunés, des fondations, des gestionnaires de patrimoine et même des investisseurs institutionnels. Les effets de cette montée en puissance des Hedges funds sur les marchés financiers sont mitigés, leur croissance recèle des avantages et des inconvénients sur ces derniers.

Les Hedges funds ont un apport positif sur les marchés financiers. Comme l'a indiqué, Hildebrand (2007) « les hedge funds ont été et demeurent une source majeure d'innovation sur les marchés grâce à leurs approches d'investissement souples et à leur utilisation intensive d'instruments financiers innovants; ils ont contribué à améliorer le processus de formation des cours sur les marchés financiers ». Les Hedges funds contribuent ainsi à l'innovation financière dans le sens où ils développent de nouveaux produits financiers et les utilisent pour les besoins de la diversification du risque. En plus de cela, ils fournissent de la liquidité aux marchés et contribuent à les rendre plus efficaces.

Malgré ces avantages, les Hedge funds comportent un certain nombre d'inconvénients. D'abord, la réglementation des Hedge funds est très peu voire inexistante. Ensuite, le recours massif des Hedges funds à l'effet de levier qui est un ratio de risque fait planer un risque sur la stabilité financière des marchés. D'autant plus qu'ils sont souvent pris pour responsable du déclenchement de nombreuses crises financières et leur propagation (crise financière asiatique de 1997, la crise des Subprimes, etc.)

Enfin, du fait de leurs poids financiers très importants, certains Hedges funds peuvent être des vecteurs de transmission de la volatilité. Ceci est possible dans le sens où en procédant fréquemment à des réallocations brutales de portefeuilles de très grandes tailles sur plusieurs marchés, les Hedges funds perturbent les structures de corrélation et de covariance entre différentes classes d'actifs. De telles actions répétitives sur les marchés boursiers favorisent l'extension de la volatilité ou des chocs boursiers d'un marché à l'autre.

V. CADRE MÉTHODOLOGIQUE

Nous avons choisi d'utiliser le modèle VAR, dans un premier temps, pour étudier la dynamique de la volatilité réalisée des rendements entre marchés boursiers, et dans un deuxième temps, pour réaliser des prévisions de l'évolution de celle-ci suivant un axe temporel. Il serait cependant plus pertinent d'analyser d'abord les propriétés de la volatilité réalisée; celles-ci seraient indispensables pour une étude qui cherche à utiliser le modèle VAR.

V.1 Analyse des propriétés de la volatilité réalisée

Andersen et al (2000a), sont les premiers à utiliser des données intrajournalières pour estimer la volatilité réalisée, ont identifié quelques caractéristiques importantes inhérentes à celle-ci. En utilisant des données de hautes fréquences de l'indice Dow

Jones, ces auteurs ont montré que la distribution non conditionnelle de la volatilité réalisée est asymétrique; la distribution non conditionnelle du logarithme de la volatilité réalisée est approximativement gaussienne et enfin les rendements standardisés par la volatilité réalisée sont aussi approximativement gaussiens. Ces régularités empiriques sont très importantes surtout pour le choix du modèle d'estimation adéquate. Par exemple pour estimer un modèle VAR, il est indispensable que les données utilisées suivent une loi normale ou très proche d'une normale. C'est la raison pour laquelle nous jugeons nécessaire, de vérifier que nos données respectent ces propriétés avant de passer à l'étape d'estimation du modèle VAR. Ainsi, nous allons étudier la normalité de la distribution des séries de la volatilité réalisée, du logarithme de la volatilité réalisée et des séries de rendements standardisés par la volatilité réalisée. Cette étude est basée sur l'analyse des coefficients de skewness, de kurtosis et du test de normalité de Jarque-Bera. L'ensemble des résultats est synthétisé dans le tableau1 (voir annexe).

1. Distribution de la volatilité réalisée

La forme fonctionnelle de la volatilité réalisée n'est pas gaussienne a priori, si on se réfère aux auteurs Andersen et al (2000a)⁴. Par ailleurs, pour nous en convaincre, nous allons étudier les coefficients de Skewness, de Kurtosis et le test de normalité de Jarque-Bera de la volatilité réalisée. Ceux-ci renseignent respectivement sur l'asymétrie, l'aplatissement et la normalité d'une distribution. Cette étude consistera à comparer les coefficients de skewness et de kurtosis des séries de volatilité réalisée

⁴ Pour les détails sur la construction des séries, voir la section VI.

à ceux d'une normale c'est-à-dire zéro (0) pour le skewness et trois (3) pour le kurtosis.

À la lecture des résultats du tableau1 (voir annexe 1), nous constatons que les coefficients de kurtosis sont très élevés, c'est-à-dire largement supérieurs à 3 (valeur du kurtosis pour la loi normale) pour toutes les séries de volatilité réalisée des indices boursiers. Cet excès de kurtosis témoigne une forte probabilité d'occurrence des points extrêmes. La queue des séries de volatilité réalisée est plus épaisse que la normale.

Les coefficients de skewness de toutes les séries de volatilité réalisée sont différents de zéro (valeur du skewness pour la loi normale) et positifs. Ceci illustre la présence d'asymétrie dans toutes nos séries. Le signe positif des coefficients skewness montre que la distribution des séries de volatilité réalisée est étalée vers la droite.

Il en découle de ces constatations que les séries de volatilité réalisée ne semblent pas gaussiennes, car leurs coefficients de skewness et de kurtosis sont très éloignés de ceux d'une normale. Or, comme on le sait, les modèles linéaires gaussiens sont impérativement symétriques.

Les tests de normalité de Jarque-Bera confirment la non-normalité de la volatilité réalisée; ces tests rejetant l'hypothèse nulle de normalité. La colonne du tableau qui rapporte les résultats du test donne les statistiques-t et les valeurs-p, valeurs entre parenthèses. Les statistiques-t sont très grandes, par exemple 69615.4 pour le S&P 500, 177498.8 pour le NIKKEI 225 et les p-values sont tout inférieures au seuil de 5 %.

De plus, les figures 1.1, 1.2, 1.3 et 1.4 (voir annexe1) qui représentent respectivement l'estimation de la densité de kernel de la volatilité réalisée des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225 mettent en évidence la non-normalité des séries. En effet, comme on peut l'observer sur ces figures, la forme fonctionnelle de nos séries de volatilité réalisée ne possède pas les caractéristiques d'une distribution normale, c'est-à-dire symétrique et en forme de cloche. Elle est au contraire asymétrique et aplatie vers la droite; donc non gaussien.

En résumé, la valeur des coefficients de skewness et de kurtosis, le test de normalité de Jarque-Bera et les graphiques ont montré clairement que nos séries de volatilité réalisée ne sont pas gaussiennes. Ce qui constitue une confirmation des résultats trouvés par les auteurs Andersen et ses collègues (2000a) concernant la normalité de la volatilité réalisée.

Nous allons effectuer la même étude dans les sous-sections suivantes en considérant les séries de logarithmes de la volatilité réalisée et les rendements standardisés par la volatilité réalisée.

2. Distribution du logarithme de la volatilité réalisée

Le logarithme de la volatilité réalisée est supposé gaussien ou approximativement gaussien d'après les auteurs Andersen et al (2000a). Il s'agira alors dans cette sous-section de vérifier cette propriété en adoptant la même démarche que précédemment.

La première remarque que l'on peut faire au regard des résultats figurant dans le tableau 1 (annexe 1) est que, pour toutes les séries de LOGVR⁵, les valeurs du skewness et du kurtosis tournent respectivement autour de 0 et 3, valeurs prises par ces coefficients pour une normale. Comme nous pouvons le constater, le coefficient de skewness est non nul pour tous les indices, mais proche de zéro. Il varie entre 0.03 et 0.95, traduisant ainsi une quasi-symétrie des séries de LOGVR.

Pour les coefficients de kurtosis, le constat est le même. Ses valeurs, variant de 3.08 à 4.39, sont légèrement supérieures à la valeur normale. Ce qui suggère donc que la distribution du LOGVR n'est pas véritablement leptokurtique et que les queues de distributions ne semblent pas être non plus très épaisses par rapport à celles d'une normale. L'analyse des coefficients de kurtosis et de skewness laisse présager que les séries de LOGVR sont approximativement gaussiennes. En revanche, le test de Jarqué-Bera rejette l'hypothèse de normalité au seuil de 5%, pour les indices S&P 500, S&P/TSX et FTSE 100, mais avec des statistiques de test pas très élevées. Toutefois, la normalité n'est pas rejetée pour l'indice NIKKEI 225.

Du point de vue de la forme, la distribution du LOGVR qui est obtenu par estimation de la densité de kernel semble avoir les mêmes caractéristiques qu'une distribution normale, c'est-à-dire symétrique et en forme de cloche comme l'illustrent les figures 2.1, 2.2, 2.3 et 2.4 (voire annexe 1).

En nous basant sur l'asymétrie et l'aplatissement de la distribution des séries de LOGVR nous pouvons dire que ces dernières seraient approximativement gaussiennes comme l'ont stipulé les auteurs Andersen et al (2000a). Ce résultat est

⁵ LOGVR : logarithme de la volatilité réalisée.

très important pour la suite de l'analyse, puisque nous allons utiliser les séries LOGVR pour l'estimation du modèle VAR. Sous ce rapport, nous rappelons que pour estimer un VAR, les données utilisées doivent être gaussien ou approximativement.

3. Rendement standardisé par la volatilité réalisée

D'après les résultats figurant dans le tableau1, nous pouvons considérer que le rendement standardisé par la volatilité réalisée (RS) est approximativement gaussien. En effet, on peut observer dans ce tableau que le test de Jarque-Bera ne rejette pas l'hypothèse nulle de normalité, car pour tous les indices, la p-value du test est supérieure à 5%. De plus, les Kurtosis tendent vers 3 et les skewness proches de 0.

En utilisant des outils statistiques (coefficient de kurtosis et de skewnes), un test de normalité (Jarque-Bera) et des graphiques, nous avons pu ainsi démontrer que les séries, LOGVR et RS sont approximativement des processus gaussiens. Concernant la série de volatilité réalisée, la normalité n'est pas vérifiée. Alors, nous pouvons dire que les données utilisées dans cette étude respectent dans une certaine mesure les propriétés de la volatilité réalisée détectées par les auteurs Andersn et al (2001a).

Après avoir effectué une étude complète des séries de LOGVR (stationnarité, normalité, saisonnalité), il nous paraît dès lors intéressant de passer à l'étape de la modélisation. Celle-ci consistera d'abord à présenter le modèle VAR, ensuite donner sa spécification et enfin déterminer le nombre de retards à utiliser.

V.2 La modélisation VAR

Le modèle VAR, qui est la généralisation d'un processus Auto Regressive (AR) au cas multivarié, a été proposé par Sims (1980) pour pallier aux défaillances des modèles macroéconométriques. Ceux-ci sont fortement mis en cause après les chocs pétroliers de 1973 et 1979 et la récession mondiale qui s'en est suivie. Les modèles macroéconométriques ou encore modèles structurels ont montré leurs limites dans la mesure où ils étaient incapables de prévoir correctement le déclenchement de ces différentes crises. Au contraire, ils sont à l'origine d'importantes erreurs de prévision qui ont précipité l'économie mondiale dans une sévère récession économique.

V.2.1 Présentation et justification du modèle VAR

Le modèle VAR est un outil économétrique suffisamment pertinent quand il s'agit d'étudier la relation dynamique entre plusieurs variables; puisqu'il permet d'avoir peu de restrictions sauf quant aux choix des variables sélectionnées et du nombre de retards. Il constitue aussi un système d'équations dans lequel chacune des variables est fonction de ses propres valeurs passées et celles des autres variables.

Le modèle VAR a l'avantage d'être à la fois un outil économétrique opérationnel très simple et dynamique. Sa simplicité s'explique par le fait qu'on ne peut relever de distinction entre variables endogènes et variables exogènes; toutes les variables étant considérées comme des endogènes.

De plus, chaque équation du système peut être estimée individuellement par les moindres carrés ordinaires (MCO); ce qui serait simple à réaliser. Pour ce qui est de son caractère dynamique, il a la capacité de capter et de mesurer l'interaction entre plusieurs variables. Cette caractéristique du modèle nous intéresse particulièrement dans notre étude. D'ailleurs, notre choix d'utiliser un modèle VAR pour analyser la transmission de la volatilité réalisée des rendements entre marchés boursiers repose en grande partie sur ces deux caractéristiques du modèle.

Toutefois, il importe de signaler que l'utilisation d'un modèle VAR pour étudier les effets de transmission de la volatilité n'est pas propre à notre étude. Après avoir procédé à une recherche exploratoire de la littérature axée sur les liens entre marchés boursiers internationaux, nous avons ainsi constaté qu'il existe un nombre important de chercheurs qui utilisent un modèle VAR pour étudier la transmission de chocs. C'est le cas par exemple des auteurs comme Cheol S. Eun et Sangdal Shim (1989), lesquels ont préféré utiliser un modèle VAR dans leur étude de la transmission internationale de mouvements boursiers. Diebold et al. (2009) ont également privilégié un modèle VAR pour procéder à une mesure des effets de transmission d'un choc sur les rendements et la volatilité d'actifs financiers.

V.2.2 Spécification du modèle VAR

Nous modélisons les liens entre le log de la volatilité réalisée mensuelle des rendements boursiers des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225 sur la période allant de janvier 1984 à août 2009. Ces séries sont respectivement notées LVSPX, LVTSX, LVUKX, LVNKY.

Soit Z_t = un vecteur ($g \times 1$) comprenant les g variables endogènes (LVSPX, LVTSX, LVUKX, LVNKY), t représente l'indice de temps et p le nombre de retards considérés. La forme générale d'un modèle VAR est donnée par l'expression suivante :

$$Z_t = \alpha + \sum_{j=1}^p Z_{t-j} \phi_j + U_t$$

U_t est un vecteur ($g \times 1$) des innovations, α vecteur ($g \times 1$) est la composante déterministe, ϕ_j représente la matrice ($g \times g$) des coefficients à estimer.

Après avoir spécifié notre modèle, l'étape suivante consiste à déterminer le nombre de retards p du processus VAR(p) à retenir. Toutefois, il est important de signaler qu'il n'existe pas de méthodes prédéfinies permettant de mesurer avec exactitude l'ordre p adéquat.

V.2.3 Estimation du nombre de retards p

Le choix du nombre de retards p est basé principalement sur trois méthodes : la méthode des innovations qui consiste à choisir le nombre de retards p qui vérifient la blancheur des résidus du modèle VAR (p), la méthode des tests de rapport de vraisemblances où p est déterminé à partir de tests de ratio de vraisemblance (LR) et enfin la méthode des critères d'informations.

Dans notre cas, nous avons privilégié les critères d'informations ainsi que le log-vraisemblance pour déterminer l'ordre p du processus VAR à retenir. Étant donné que nous travaillons avec des données mensuelles, la procédure de sélection du

nombre de retards p va consister à estimer tous les modèles VAR pour un ordre allant de 0 à 12. Le nombre de retards p retenu est celui qui minimise ou maximise les critères d'Akaike (AIC), de Schwarz (SIC), de Hannan-Qinn (HQ) et de Final Predictor Error (FPE) et le LR. Le tableau2 rapporte les résultats obtenus (cf. annexe1). Les estimations sont effectuées en utilisant la version 6.1 du logiciel Eviews.

Nous constatons que les critères AIC, FPE et le LR ont fait le choix d'un modèle à 3 retards, ceux de SIC et HQ à 1 retard. Trois des cinq critères sont en faveur d'un modèle à 3 retards, il est alors logique de choisir un VAR (3) plutôt qu'un VAR(1). Finalement, nous retenons un nombre de retards $p = 3$ pour le reste de l'analyse.

Suivant cette logique, nous utiliserons un modèle VAR (3) afin d'étudier la transmission des chocs entre marchés boursiers.

VI. ANALYSE STATISTIQUE DES DONNÉES

L'objectif dans cette partie est d'étudier les propriétés statistiques des données utilisées. Nous allons d'abord faire une brève description des données, puis étudier leurs statistiques descriptives et enfin vérifier la stationnarité et la saisonnalité à l'aide de tests.

VI.1 Description des données

Les données que nous utilisons dans cette étude sont précisément la volatilité réalisée mensuelle des rendements des quatre indices boursiers étudiés : le S&P500 pour les États-Unis, le S&P/TSX pour le Canada, le FTSE 100 pour le Royaume-Uni et le NIKKEI 225 pour le Japon.

Notre échantillon couvre la période de janvier 1984 à août 2009 soit plus de 6000 observations des rendements journaliers des indices boursiers et 308 observations des volatilités réalisées. Ces données sont obtenues à partir de la base de données Bloomberg disponible dans la salle de marché de l'Université de Sherbrooke. La volatilité réalisée est calculée en additionnant le carré des rendements journaliers des indices. Le rendement représente le taux de croissance du niveau des indices à la clôture.

VI.1.1 Présentation des indices boursiers : historique et méthode de calcul

Un indice boursier peut être défini comme un regroupement de l'ensemble des titres des sociétés qui le composent. C'est une mesure synthétique de l'évolution des cours d'un marché ou d'un secteur de marché particulier. Il permet aussi d'évaluer la performance d'une place boursière, particulièrement lorsqu'il est l'indice principal. En effet, la performance d'une bourse est fortement liée à celle de son indice représentatif. Un indice est dit représentatif d'une place boursière s'il regroupe la majorité des sociétés ou les plus importantes qui y sont inscrites.

Considéré comme un thermomètre du marché, l'indice boursier décrit l'intensité des fluctuations en hausse ou en baisse de celui-ci. Il est généralement calculé par la

méthode des moyennes (arithmétique ou géométrique) avec pondération par capitalisation boursière ou sans pondération. La méthode de pondération est celle qui est privilégiée pour calculer la valeur de la plupart des grands indices boursiers mondiaux (S&P 500, S&P/TX, etc.).

Les indices boursiers sont aussi calculés en utilisant d'autres paramètres que la capitalisation boursière. Ainsi, nous pouvons déterminer la valeur d'un indice boursier en utilisant les volumes de transactions, la valeur de l'action ou le flottant. Ce dernier représente entre autres la part d'une société cotée en bourse. L'indice Dow Jones Industrial Average est par exemple une moyenne des actions des sociétés qui le composent.

Nous procéderons par la suite à une brève description des différents indices boursiers étudiés le S&P 500, le S&P/TSX, le FTSE 100 et le NIKKEI 225 avant d'étudier graphiquement l'évolution de leurs niveaux, leurs rendements et leur volatilité réalisée des rendements, à la section b.

- L'indice S&P500

Le S&P500 est l'indice représentatif du marché financier américain. Il a été créé en 1920 par la société Standard and Poor's, société de notation financière, pour substituer le Dow Jones Industrial Average. Le S&P 500 regroupe actuellement les 500 plus grosses sociétés cotées à la bourse de New York soit plus de 70% de la capitalisation américaine. C'est le baromètre de l'économie américaine. En effet une tendance haussière du S&P 500 peut traduire une bonne santé de l'économie nationale tout comme une tendance baissière peut signifier une baisse de compétitivité de l'économie. Les opérateurs de marché lui accordent une importance

particulière et surveillent étroitement ses moindres fluctuations. La valeur de l'indice S&P 500 est calculée en tenant compte de la capitalisation boursière des 500 titres qui le composent.

La capitalisation boursière d'une société est sa valeur en bourse à un instant donné. Elle est obtenue en multipliant le nombre d'actions émises par chaque société composante de l'indice par son cours. Cette méthode consiste à additionner la capitalisation boursière de l'ensemble des sociétés qui appartiennent à l'indice puis diviser cette somme par une constante appelée base qui peut prendre la valeur 10 100 ou 1000 pour rendre plus petit l'indice.

- **L'indice S&P/TSX**

Le S&P/TSX est l'indice de référence du marché financier canadien. Il était connu sous le nom de l'indice composé TSE 300 avant de devenir S&P/TSX le 1^{er} mai 2002. Les sigles S&P et TSX font référence respectivement à Standard and Poo's, la société qui gère l'indice et Toronto Stock Exchange la bourse de Toronto. C'est le premier indice au Canada et le troisième de toute l'Amérique du Nord et aussi le septième mondial. Le S&P/TSX couvre plus de 95% des capitalisations de la bourse de Toronto. La méthode de calcul de cet indice est identique à celle du S&P 500 décrit en haut; elle est également basée sur la capitalisation boursière des compagnies incluses dans l'indice.

- **L'indice FTSE 100 ou FOOTSIÉ**

Le FTSE 100 (Financial Times Stock Exchange) plus connu sous le nom de Footsie est l'indice phare de la bourse de Londres. Créé en 1984, l'indice FTSE100 est constitué des 100 plus grosses sociétés cotées à la bourse de Londres en termes

de capitalisation boursière soit plus de 70% du marché. C'est un indicateur avéré de la performance de ses entreprises, de la bourse et de l'économie en général. Il est géré par le Group FTSE. Le niveau de l'indice est calculé dans un premier temps (1984-2001) par la méthode de la moyenne pondérée c'est-à-dire la moyenne arithmétique simple des cours des sociétés composantes de l'indice pondéré par leur capitalisation boursière. Dans un deuxième temps (2001 à nos jours), l'indice est pondéré par les flottants. La pondération par flottant prend en compte la partie de l'entreprise effectivement échangeable en bourse. Dans un tel indice, chaque valeur y ait attribué un poids correspondant à sa capitalisation boursière que multiplie une constante inférieure ou égale à 1 et tenant compte du pourcentage de titres dans le public

- **L'indice NIKKEI 225**

Le NIKKEI 225 est l'indice boursier le plus important de la bourse de Tokyo. NKKEI signifie « Nihon Keizai Shinbun », abréviation du nom du quotidien fondateur de l'indice et qui le publie également. Né en mai 1949, le NIKKEI 225 fait partie des indices boursiers mondiaux les plus anciens. Il est composé de 225 sociétés japonaises regroupées en secteurs (automobile, technologie, chimie, etc.). Les intervenants sur le marché japonais accordent une importance particulière à cet indice, car de par sa capitalisation boursière il est de loin l'indicateur le plus apte à renseigner sur la santé financière du Japon. Le niveau de l'indice est calculé par une moyenne arithmétique des cours de l'ensemble des sociétés qui le composent sans pondération par capitalisation boursière. Avec cette méthode de calcul, le poids de chaque compagnie dans l'indice équivaut à son cours c'est -à -dire les compagnies les plus cotées (cours plus élevé) sont les plus importantes dans l'indice.

VI.1.2 Niveau, Rendement et Volatilité des indices boursiers

Le niveau, le rendement et la volatilité sont des paramètres très utiles dans l'évaluation d'un indice boursier car, ils apportent d'importantes informations sur celui-ci. Ainsi, ils renseignent sur la performance, la rentabilité et le risque d'un indice boursier considéré.

1) Niveau des indices

Le niveau est la valeur de l'indice qui est affichée en bourse, il est calculé par les méthodes citées précédemment. Dans une journée boursière, c'est-à-dire de l'heure d'ouverture d'une bourse jusqu'à sa clôture, le niveau d'un indice peut varier plusieurs fois compte tenu des anticipations des investisseurs, des informations sur les sociétés composantes de l'indice, mais aussi de la conjoncture du marché. Le niveau de la plupart des grands indices boursiers est affiché toutes les 15 à 30 secondes dans les plus grandes places boursières ou dans les médias spécialisés tels que Bloomberg, Reuters, etc. Concernant nos quatre indices boursiers étudiés, l'évolution de leur niveau durant la période d'étude est représentée graphiquement (voir annexe 2).

Les figures 1.1, à 1.4 (voir annexe 2) représentent respectivement l'évolution du niveau des indices S&P 500, S&P/TSX, Nikkei 225 et FTSE 100.

En observant les figures 1.1, 1.2 et 1.4 respectivement des indices S&P 500, S&P/TSX et FTSE 100, deux phases peuvent être distinguées dans l'évolution de leur niveau. Pour la première phase qui correspond à la période 1984 à 2000, ces

figures montrent clairement une tendance haussière avec de légers bris. Concernant la deuxième phase qui couvre la période de 2000 à août 2009, on observe une succession de tendance baissière suivie de tendance haussière laissant apparaître une série de creux plus profonds et de sommets plus hauts.

Les crises financières qui se sont déroulées vers la fin des années 1980 et 1990 ont perturbé la forte progression de ces indices constatée dans la première phase de leur évolution; notamment la crise financière de 1987 qui a débuté aux États-Unis par un effondrement des marchés financiers et qui s'est propagé par la suite aux autres marchés boursiers mondiaux notamment celui de la Grande-Bretagne, du Canada et du Japon pour ne citer que ceux-là. Il y a eu aussi dans cette période la crise asiatique de 1997 et la crise russe de 1998. Toutefois, l'impact de ces deux dernières crises n'est pas très significatif aux États-Unis, au Canada et au Royaume-Uni, car comme on peut le remarquer sur les figures 1.1, 1.2 et 1.4, il n'y a pas eu de fortes baisses des marchés boursiers de ces pays.

Dans la deuxième phase (2000-2009), l'évolution du niveau des indices S&P 500, S&P/TSX et FTSE 100 est très mouvementée. On observe de 2000 à 2003 une baisse progressive du niveau des indices (figures 1.1, 1.2 et 1.4). Cette tendance baissière peut être expliquée par les différents événements qui se sont produits durant cette période. Dans un premier temps, il y a eu l'éclatement de la bulle technologique précisément le 10 mars 2000. Cette crise s'est répandue à l'ensemble des bourses et a provoqué une récession du secteur en question et de l'économie mondiale d'une manière générale. Dans un deuxième temps, le fameux 11 septembre 2001 vient porter un coup dur aux marchés boursiers. La plupart des places boursières sont fermées par crainte d'une attaque terroriste. Enfin, les menaces de

guerre en Irak ont instauré un climat d'incertitude au niveau des marchés financiers provoquant d'importantes corrections boursières en septembre 2002. Les nombreux scandales financiers (Worldcom, Enron⁶, etc.) ont contribué également à la baisse des marchés boursiers durant cette période.

La reprise de l'économie américaine au courant de l'année 2003 a apporté un vent d'espoir et propulse les marchés boursiers dans un mouvement haussier malgré l'entrée en guerre des États-Unis contre l'Irak survenue le 20 mars 2003. Cette tendance haussière se poursuit jusqu'en automne 2008, période à partir de laquelle on observe un renversement de tendance.

En effet, la crise des « Subprimes » qui a débuté en 2006 a fortement contribué au déclenchement de la crise financière 2007-2009. Une crise qui a engendré l'effondrement des marchés financiers mondiaux.

Contrairement aux autres indices étudiés, le Nikkei 225 a une particularité dans son évolution. Plus précisément, l'indice est généralement en hausse quand les autres indices mondiaux sont en baisse. Il a tendance à baisser quand c'est l'euphorie dans les autres marchés boursiers. Le calcul des coefficients de corrélations montre que le Nikkei 225 est faiblement et négativement corrélé avec les autres indices boursiers. Comme l'illustre le tableau ci-dessous, les coefficients de corrélations entre le NIKKEI 225 et le S&P 500, le S&P/TSX, le FTSE 100, est respectivement -0.475, - 0.434, -0.404. Le signe négatif des coefficients signifie que le NIKKEI 225 évolue en sens inverse des autres indices boursiers. La corrélation de 0.4 observée n'est pas si faible que ça, mais beaucoup plus faible que celle existant

⁶ Le scandale Enron est la faillite de cette multinationale américaine en décembre 2001 suite à des fraudes et des malversations.

entre les autres marchés. Ceci peut être expliqué par le fait que le NIKKEI 225 est représentatif de la zone économique Asie. Il serait donc plus probable d'avoir des relations de corrélation fortes entre le NIKKEI 225 et les indices boursiers de Hong Kong ou de Singapour par exemple qu'avec les indices boursiers occidentaux. Par contre, une corrélation forte et positive est observée entre le niveau des indices S&P 500, S&P/TSX et FTSE 100. Ces résultats singularisent davantage la particularité du marché japonais.

Tableau 2 : Corrélations simples entre niveaux des indices

	S&P 500	S&P/TSX	FTSE 100	NIKKEI 225
S&P 500	1.000	0.920	0.978	-0.475
S&P/TSX	0.920	1.00 0	0.877	-0.434
FTSE 100	0.978	0.877	1.000	-0.404
NIKKEI 225	-0.475	-0.434	-0.404	1.000

En outre, la figure 1.3 qui représente le niveau de l'indice japonais Nikkei 225 retrace son évolution de 1984 à 2009. D'après ce graphique, le niveau de l'indice passe à peu près de 40 000 points fin 1989 à 15 000 en 1992. Cette chute peut être expliquée par l'explosion de la bulle financière de 1987 qui a secoué la finance mondiale. L'éclatement de la bulle technologique a accentué la baisse de l'indice entre 2000 et 2003. Celui-ci est sous la barre des 10 000 points au début de l'année 2003. L'indice bénéficie du décollage de l'économie japonaise pour gagner plus de 1600 points en 2005. En effet, depuis les années 1990, l'économie nipponne a du mal à se relever et est restée sur une longue période de stagnation avant de connaître une phase de croissance à partir du début 2005 entraînant par la même occasion une

hausse de l'indice phare de la bourse de Tokyo, le Nikkei 225. Mais comme tous les autres marchés boursiers mondiaux, la bourse de Tokyo n'est pas épargnée par la crise des « subprimes » de 2006 et la crise financière 2007- 2009 qui s'en est suivie. C'est ce qui justifie la baisse du niveau de l'indice entre 2007 et 2008.

2) Rendement

Le rendement d'un actif financier est le gain total procuré par cet actif au cours d'une période donnée. Pour les indices boursiers, le taux de rendement est une mesure de la croissance de leur niveau. Il est obtenu en faisant la variation du niveau d'un indice donné entre l'instant t et $t+1$ telle que définie par la formule suivante :

$$R_t = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t}$$

Avec R_t , le rendement de l'indice boursier entre t et $t+1$ et P_t , le niveau de l'indice à l'instant t .

Les rendements de nos indices boursiers, S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et le NIKKEI 225 sont illustrés respectivement par les figures 2.1, 2.2, 2.3 et 2.4 (voir annexe 2). L'observation de ces figures montre un certain nombre de faits stylisés, caractéristiques des données financières. Notamment, nous remarquons des effets de regroupement de volatilité familière ou «clustering» qui sont des groupes de faible volatilité et des groupes de forte volatilité. Aussi, nous observons occasionnellement quelques grands rendements en valeur absolue qui sont généralement suivis par des rendements plus faibles. Ceci pourrait être expliqué par ce qu'on appelle l'effet de la

loi du retour à la moyenne. En effet, d'après celle-ci les variations à la hausse ou à la baisse à court terme des rendements boursiers tendent vers la moyenne. Toutefois, suite à une forte hausse ou une forte baisse, l'indice peut mettre un certain temps avant de revenir à son niveau de rendement avant le choc. Ainsi, après le krach boursier de 1987 la plupart de nos indices boursiers étudiés ont presque mis une vingtaine d'années avant de recouvrir leur situation d'avant crise et certains n'y sont jamais parvenus. C'est le cas de l'indice NIKKEI 225 qui reste toujours en dessous de ses performances des années 1980. Pour plus de détail sur les faits stylisés des données financières, voir A. Pagan (1996).

3) La Volatilité réalisée des rendements des indices boursiers

La volatilité qui est considérée comme une mesure du risque d'un actif est un élément très important pour plusieurs raisons.

D'abord, la volatilité informe sur la psychologie du marché. Une forte volatilité traduit un contexte de turbulence et d'incertitude qui fait naître auprès des investisseurs un sentiment de méfiance à l'égard des marchés boursiers. En revanche, une faible volatilité est synonyme de stabilité des marchés. Elle peut témoigner la confiance des investisseurs vis-à-vis du marché, mais aussi un environnement propice à la croissance. Les périodes de forte volatilité sont des périodes où le risque est plus élevé, mais le gain également.

Ensuite, la volatilité occupe une place non négligeable dans le choix d'investissement d'un titre. La prise en compte de la volatilité du titre en question est essentielle dans la mesure où le niveau de risque que l'investisseur souhaite

supporter est intimement lié à celui de la volatilité du titre. Les investisseurs risquophobes ont tendance à investir sur des actifs moins volatiles donc moins risqués et les risquophiles investissent plus sur des actifs très volatils, très risqués. De plus, la volatilité du marché n'est pas constante et n'est pas directement observable; souvent, c'est un modèle GARCH qui est utilisé pour l'estimer. Mais dans cette étude, nous utilisons plutôt la volatilité réalisée, observable au lieu de la volatilité estimée des GARCH.

Enfin, la volatilité réalisée qui est une mesure de la variabilité, du risque d'un marché, est construite à partir de variables réellement observées. Ce qui fait qu'elle n'est pas une approximation de l'incertitude qui prévaut dans les marchés, mais traduit plutôt ce qui s'est réellement advenu dans le passé. Elle est de ce fait une indicatrice fiable pour étudier l'évolution future d'un indice ou d'un cours boursier.

Comme nous nous intéressons à la volatilité réalisée des rendements boursiers, nous avons représenté graphiquement la volatilité réalisée de nos indices boursiers. Ainsi, les figures 3.1, à 3.4 (voir annexe 2), sont respectivement les illustrations de la volatilité réalisée du S&P 500, du S&P/TSX, du FTSE 100 et du NIKKEI 225.

De 1984 à 1987, le niveau de la volatilité réalisée de nos indices est relativement faible. Cependant, la crise boursière de 1987 qui a entraîné la chute des marchés boursiers mondiaux a fait croître fortement le niveau de la volatilité des indices phares. Ainsi, comme l'illustre la figure 3.1, l'amplitude de la variation de l'indice S&P 500 atteint un niveau record en 1987. Ceci est également vrai pour les autres indices boursiers qui ont tous un pic de volatilité très significatif à cette même période. En revanche, le niveau de la volatilité est relativement bas durant la

première période après la crise de 1987, augurant ainsi une stabilité des marchés financiers. Cette stabilité est de courtes périodes puisque la décennie 1990 est marquée par une succession de crises économiques et financières qui n'épargneront pas les marchés boursiers mondiaux. Ainsi, de la crise japonaise de 1990 à l'éclatement de la bulle technologique de l'an 2000 sans oublier la crise asiatique de 1997 et la crise russe de 1998, il y a toujours eu une réaction du marché boursier relativement à ces chocs.

L'ampleur de la réaction diffère toutefois d'une place boursière à l'autre en fonction de la nature et de l'intensité du choc. Par exemple, le niveau de la volatilité réalisée de l'indice Nikkei 225 a connu une croissance dans les années 1990 contrairement à ce que l'on observe pour les autres indices qui ont un niveau faible de volatilité à cette même période.

Par ailleurs, en 2000 au moment où tous les indices boursiers affichaient un niveau de volatilité plus ou moins élevé, l'indice Nikkei 225 était moins volatil. La crise de 2007-2009 crée un pic de volatilité comparable à celui observé lors de la crise de 1987 et ceci pour tous les indices des marchés boursiers étudiés.

L'importance des pics de volatilité dans les périodes de crise (1987 et 2008) des indices boursiers peut être expliquée d'une part par le fait que les crises sont souvent à l'origine de périodes de forte volatilité. Ceci représente l'incertitude après un krach, on observe régulièrement des épisodes de hausses importantes suivies d'épisodes de baisse importante.

Comme on peut le relever, la volatilité évolue en sens inverse des cours. En effet, le niveau de la volatilité est relativement faible lors des tendances haussières, élevé

lors des tendances baissières. Or en période de crise, il s'avère que les marchés boursiers sont en chute libre. L'observation minutieuse des graphiques met en évidence le caractère marquant des pics de volatilité de 1987 et de 2008 lesquels correspondent également aux krachs boursiers les plus sévères.

VI.2 Statistiques descriptives et étude de la normalité des séries

Le tableau I ci-dessus rapporte un certain nombre de statistiques descriptives des séries de volatilité réalisée (moyenne, médiane, maximum, minimum et écart type). Ces statistiques suscitent des commentaires.

Tableau I : Statistiques descriptives

	S&P 500	S&P/TSX	FTSE 100	NIKKEI 225
Moyenne	0.00286	0.002098	0.00267	0.00439
Médiane	0.00145	0.00008	0.00146	0.002838
Maximum	0.07089	0.05496	0.051629	0.102775
Minimum	0.00020	0.000016	0.000308	0.000263
Écart type	0.0062	0.004796	0.00473	0.007163

Nous constatons que la moyenne, la médiane, le minimum et le maximum des séries de volatilités réalisées sont à peu près identiques. Cela signifie que nos quatre séries de volatilité réalisée ont pratiquement les mêmes propriétés statistiques et possèdent des caractéristiques similaires permettant de les étudier ensemble et de pouvoir les comparer les unes des autres.

L'étude de la normalité concerne les séries de LOGVR des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225. Les résultats des coefficients de skewness, de kurtosis et du test de Jarque-Bera, sur lesquels sont basés cette étude, sont reportés dans le tableau1 (annexe 1). Nous avons déjà analysé et interprété les résultats de ces coefficients et test (voir section V.1, sous section 2 page 29).

VI.3 Les Tests

Avant de passer à l'étape d'estimation, nous comptons dans un premier temps effectuer les différents tests de stationnarité pour voir si nos séries sont stationnaires; et dans un deuxième temps, nous cherchons à voir s'il en existe des effets saisonniers.

VI.3.1 Étude de la stationnarité

Pour vérifier que toutes nos séries sont stationnaires, nous effectuons les différents tests suivants : le test de Dickey-Fuller Augmenté (ADF); le test de Phillips et Perron (PP) et enfin le test de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, et Shin (KPSS). Ces tests détectent la présence de racine unitaire, synonyme de non-stationnarité dans nos séries.

Il importe de tester l'hypothèse nulle de racine unitaire, c'est-à-dire que nos séries sont intégrées d'ordre 1, donc non-stationnaire contre l'hypothèse alternative d'absence de racine unitaire, c'est-à-dire elles sont intégrées d'ordre 0 par

conséquent stationnaire. Précisons que pour le test de KPSS, l'hypothèse nulle est la stationnarité. Les résultats de ces tests sont récapitulés dans le tableau ci-dessous.

Tableau II : test de stationnarité

Tests	S&P 500	S&P/TSX	FTSE 100	NIKKEI 225
ADF	- 4.872619 (0.0001)	-5.014416 (0.000)	-5.746651 (0.000)	-6.166536 (0.000)
PP	-7.545869 (0.000)	-7.733319 (0.000)	-8.141594 (0.000)	-7.990964 (0.000)
KPSS	0.107563 (0.146)	0.112020 (0.146)	0.082417 (0.146)	0.143276 (0.146)

La valeur entre parenthèses de la première et quatrième ligne en dessous des statistiques de test représente les valeurs-p à 5 % et celle de la dernière ligne est la valeur critique du test KPSS au seuil statistique 5 %.

Pour le test ADF, de nos quatre séries, nous avons estimé un modèle avec constante sans tendance déterministe, car celle-ci n'est pas significativement différente de zéro. Le nombre de retards utilisés pour l'estimation est $P=1$. Avec ce nombre de retards, nous observons sur le corrélogramme des résidus de régression des tests (ADF) que les P-values des Q-statistiques sont toutes supérieures à 5%, donc on ne rejette pas l'hypothèse nulle qui est l'absence d'autocorrélation des résidus (voir annexe 2 tableau 1).

Les résultats du test ADF figurant dans le tableau II ci-dessus indiquent que nos séries sont stationnaires. En effet, la valeur estimée de la statistique ADF est - 4.872619 pour le S&P 500, -5.014416 pour le S&P/TSX, -5.746651 pour le FTSE 100 et -6.166536 pour le NIKKEI 225. Ces valeurs critiques sont toutes inférieures à

-2.87 (valeur critique à 5 % du test DF pour un modèle avec constante). Nous rejetons en conséquence l'hypothèse nulle de racine unitaire : les séries de logarithmes de la volatilité réalisée des indices boursiers sont intégrées d'ordre 0; elles sont donc stationnaires.

Les résultats du test PP en utilisant les mêmes modèles que le test ADF, rejettent l'hypothèse de présence de racine unitaire dans nos séries. En effet, les valeurs calculées de la statistique Phillips-Perron des séries S&P 500 (-7.545869), S&P/TSX (-7.733319), FTSE 100 (-8.141594) et NIKKEI 225 (-7.990964) sont inférieures à la valeur critique -2.87 (même valeur critique que le test DF).

Le test KPSS confirme l'hypothèse de stationnarité de nos quatre séries. Puisqu'on remarque que les valeurs calculées de la statistique de test KPSS sont toutes inférieures à la valeur critique 1.46 (valeur critique à 5% du test KPSS pour un modèle avec constante et tendance) ; on accepte alors l'hypothèse nulle de stationnarité.

Étant donné que toutes nos séries sont stationnaires, donc intégrées d'ordre zéro, la possibilité qu'il existe une quelconque cointégration entre les séries de volatilité réalisées est écartée. C'est la raison pour laquelle on n'effectue pas les tests de cointégration.

VI.3.2 Étude de la saisonnalité

L'étude de la saisonnalité permet de déceler si nos indices boursiers ont un comportement qui a tendance à se répéter dans le temps et à la même période. En d'autres termes, on cherchera à savoir si les tendances haussières ou les tendances baissières et même les périodes de stabilité des indices sont observables à des

périodes précises pour chaque année. Pour cette raison, nous avons effectué pour chacune de nos variables un test de saisonnalité. Ce test permettra de détecter la présence ou non d'effets saisonniers dans les mouvements de nos séries de volatilité réalisée.

L'étude de la saisonnalité des séries est très importante particulièrement pour le choix du modèle d'estimation. En effet, si les résultats des tests montrent qu'il y a un effet saisonnier, il devient indispensable de choisir un modèle d'estimation permettant de capter ces effets saisonniers, d'où l'intérêt d'effectuer ce test.

VI.3.2.1 Les différentes étapes du test

Dans un premier temps, on crée à l'aide du logiciel Eviews.6 douze variables dummy, notées S01 jusqu'à S012, afin de capter la saisonnalité mensuelle des séries. Rappelons que nous travaillons avec des volatilités réalisées mensuelles. Par exemple, la variable S01 vaut 1 si le mois est janvier et 0 pour les autres mois, de même la variable S012 vaut 1 si le mois est décembre et 0 sinon.

Dans un deuxième temps, on régresse par la méthode des moindres carrés ordinaires les variables LOGVR de chacun des indices boursiers sur une constante (modèle contraint) et sur les dummy sans la constante (modèle non contraint) puis on construit notre statistique de test Fisher qui est donné par la relation suivante :

$$F = \frac{(SCR_c - SCR_{nc}) / r}{SCR_{NC} / n - k} \quad \text{avec}$$

SCR_c : la somme des carrés des résidus du modèle contraint

SCR_{nc} : la somme des carrés des résidus du modèle non contraint

r : le nombre de restrictions; n : le nombre d'observations; k : nombre de paramètres estimés dans le modèle non contraint.

VI.3.2.2 Résultats et commentaires du test de saisonnalité

Les résultats de ce test à savoir, la statistique-F et la valeur-P associées sont reportés dans le tableau ci-dessous.

Tableau III : test de la saisonnalité

LOGVR	F-Statistique	P-Value
S&P 500	0.54063	0.8717
S&P/TSX	0.598303	0.8299
FTSE 100	0.539548	0.8757
NIKKEI 225	0.765966	0.6740

L'observation du tableau III montre que toutes les valeurs-P (probabilités critiques) de nos statistiques-F sont supérieures au seuil critique de 5 %. Ce qui signifie donc que la saisonnalité n'est pas significative pour l'ensemble des mois de l'année. On en déduit par conséquent qu'aucune variation de nos indices boursiers ne peut être expliquée par un facteur saisonnier. Ainsi, les tendances haussières ou baissières observées dans l'évolution du niveau de nos indices boursiers, il importe de mentionner que celles-ci ne sont pas dues à des événements périodiques, mais plutôt à des circonstances ponctuelles (crise, choc, etc.) lesquelles peuvent survenir à n'importe quel moment de l'année.

Après avoir effectué une étude complète des séries de LOGVR (stationnarité, normalité, saisonnalité), nous passons à l'étape de l'analyse de la transmission de la volatilité réalisée avec la modélisation VAR (3).

VII. L'ÉTUDE DE LA TRANSMISSION DE LA VOLATILITÉ RÉALISÉE : RÉSULTATS EMPIRIQUES

Pour étudier la transmission d'un choc sur la volatilité réalisée d'un marché donné aux autres marchés, nous allons d'abord estimer un modèle VAR (3) linéaire quadrivarié incluant les variables LVSPX, LVTSX, LVUKX, LVNKY, ensuite nous effectuons les tests de causalité au sens de Granger, puis nous analysons les fonctions de réponses impulsionnelles et enfin nous étudions la décomposition de la variance des erreurs de prévision.

VII.1 Test de causalité de Granger

Nous effectuons les tests de causalité de Granger. Ces tests permettent de savoir le mouvement de la volatilité de tel marché boursier précède celui d'un autre marché à la suite d'un choc aléatoire et positif sur un marché donné. Le concept de causalité a été proposé par Granger (1969). D'après cet auteur, une variable Y cause une variable X si la prédictibilité de X est améliorée lorsque l'information relative à Y

est prise en compte dans l'analyse. En d'autres termes, connaître les valeurs passées de Y permet de mieux prévoir la valeur courante de X.

Le fait d'observer une relation de causalité significative entre deux marchés boursiers, ne permet pas de conclure à l'existence d'un effet de transmission de la volatilité entre ces deux marchés. Elle permet toutefois de savoir lequel des marchés est susceptible d'influencer davantage l'autre. C'est également un indicateur de l'ordre des variables dans le VAR.

Supposons que la volatilité réalisée du marché Y cause au sens de Granger la volatilité réalisée du marché X, cela signifie que les valeurs passées de la volatilité réalisée de Y possèdent un pouvoir explicatif significatif permettant de mieux prévoir la volatilité réalisée du marché X. Cette relation a tendance à être considérée comme une forme de transmission de volatilité entre marchés boursiers dans la mesure où, nous avons d'un côté un marché qui transmet les informations et de l'autre un marché qui les reçoit.

Le test de causalité de Granger repose sur les hypothèses suivantes :

H_0 : Y ne cause pas X et H_1 : Y cause X.

Les résultats de ces tests sont reportés dans le tableau ci-dessous. Toutefois, pour simplifier la lecture des résultats du test, nous adoptons les notations « + » et « - »⁷.

La notation « + » signifie qu'une variable Y (ligne) cause au sens de Granger une variable X (colonne) et la notation « - » signifie que Y ne cause pas X au sens de

⁷ Le signe « + » signifie que le test de causalité est significatif au seuil de 5 %, « +* » au seuil de 10 % et la notation « - » signifie que le test n'est pas significatif.

Granger. Le tableau contenant les résultats numériques du test est reporté en annexe (tableau2 annexe 2).

Tableau IV: récapitulatif des tests de causalité au sens de Granger

→ cause au sens de Granger ↓	S&P500	S&P/TSX	FTSE 100	NIKKEI 225
S&P500		+	+	-
S&P/TSX	-		+*	-
FTSE 100	+	+		+
NIKKEI 225	-	-	-	

Si nous considérons dans un premier temps l'indice S&P 500, nous constatons que l'hypothèse nulle selon laquelle le S&P 500⁸ ne cause pas au sens de Granger les indices SPTSX et FTSE 100 est rejetée pour un nombre de retards $p=2$ et $p=3$. Par exemple pour $p=3$ les probabilités associées sont respectivement 0.0002 et 0.0058. Elles sont inférieures au seuil statistique de 5 %. Le S&P 500 cause au sens de Granger le SPTSX et le FTSE 100. Par contre, l'hypothèse nulle selon laquelle S&P 500 ne cause pas NIKKEI 225 n'est pas rejetée, car les p-values qui sont égales à 0.1438 ($p=2$) et 0.1006 ($p=3$) sont supérieures au seuil de 5 %. Donc, le S&P 500 ne cause pas au sens de Granger le NIKKEI 225.

Le S&P 500 cause le SPTSX et le FTSE 100, mais ne cause pas le NIKKEI 225, c'est un résultat attendu puisque le marché boursier américain a un statut de leader; par conséquent, il a une grande influence sur l'activité des marchés boursiers des

⁸ Il importe de rappeler que nous pensons ici en termes de volatilité réalisée de l'indice boursier. L'appellation indice S&P500 cause l'indice SPTSX par exemple signifie que la volatilité réalisée de l'indice S&P500 cause la volatilité réalisée de l'indice SPTSX.

autres pays notamment le Royaume-Uni et le Canada. L'explication qu'on peut donner à la non-causalité entre le marché américain et le marché japonais; ce dernier ayant une particularité. Il a tendance à évoluer en sens inverse des autres marchés boursiers mondiaux, c'est-à-dire qu'il est souvent en baisse quand les marchés mondiaux sont en hausse et vice-versa. Il est difficile ainsi de capter un lien de causalité entre ce marché et les autres.

Prenons maintenant l'indice SPTSX, on constate que l'hypothèse nulle selon laquelle le SPTSX ne cause pas le S&P 500 et le NIKKEI 225 n'est pas rejetée, car les probabilités associées, 0.4848 ($p=3$) et 0.1505 ($p=3$), sont supérieures au seuil de 5 %. En revanche, le test rejette l'hypothèse nulle d'absence de causalité entre SPTSX et FTSE 100 au seuil statistique de 10 %, car les probabilités associées sont 0.0161 ($p=2$) et 0.0574 ($p=3$).

Le SPTSX ne cause pas au sens de Granger le S&P 500 et le NIKKEI 225. Ce résultat confirme une fois de plus la prépondérance du marché américain et l'insensibilité du marché japonais par rapport aux autres marchés du point de vue de leurs évolutions dans le temps. En effet, comme le marché américain est par hypothèse le marché dominant, il est tout à fait normal qu'il ne puisse pas être influencé par le marché canadien supposé dominer par celui-ci. De même, il n'y a pas non plus de corrélation au sens de Granger entre le marché japonais et le marché canadien. Par contre, une relation de causalité existe entre le marché canadien et le marché anglais. Ce qui signifie que le fait d'utiliser la volatilité réalisée passée du SPTSX aide à mieux prévoir la volatilité réalisée présente du FTSE 100.

Concernant l'indice FTSE 100, les résultats du test montrent qu'il cause au sens de Granger les indices S&P 500, SPTSX et NIKKEI 225. En effet, les valeurs-p qui sont égales respectivement à 7.E-09, 0.0001 et 0.0004 pour un ordre $p=3$, sont inférieures au seuil de 5 %. On observe alors une relation de causalité bidirectionnelle entre le FTSE 100 et le S&P 500 et entre le FTSE 100 et le SPTSX. Ce qui suppose que l'information circule parfaitement entre les trois marchés occidentaux. La relation de causalité observée entre l'indice FTSE 100 et l'indice NIKKEI 225 est un résultat très important dans la mesure où il permet de voir que, même si les tests montrent qu'il n'y a pas de relation causale directe entre le marché japonais et le marché américain ou le marché canadien, il n'est pas exclu que ces derniers influencent indirectement le marché japonais via le marché anglais.

Enfin, l'indice NIKKEI 225 ne cause pas au sens de Granger ni le S&P 500, ni le SPTSX, ni le FTSE 100 d'après le résultat du tableau IV. Comme nous le constatons, les probabilités associées du test de causalité entre le NIKKEI 225 et ces indices sont toutes supérieures au seuil de 5 %. Ce qui signifie donc que le marché japonais n'a pas une influence directe sur les autres marchés boursiers. Toutefois, cela ne veut pas dire que c'est un marché moins important que les autres, mais peut être moins influent.

L'étude de la causalité au sens de Granger est importante dans la mesure où cette étude a mis en évidence l'existence d'une corrélation dynamique entre les différents marchés boursiers étudiés. Cependant, si on prenait en compte uniquement ou exclusivement les tests, on ne pourrait connaître le signe de ces corrélations ni même de déterminer le degré d'intégration des marchés. Nous poussons plus loin notre analyse en examinant d'abord les fonctions de réponses impulsionnelles qui

permettent de cerner pour chaque marché l'impact d'un choc sur la volatilité réalisée et la durée de réaction. Ensuite, nous examinerons la décomposition de la variance des erreurs de prévision qui nous permettra de déterminer pour chaque marché boursier donné; les fluctuations de sa volatilité réalisée qui lui sont propres et celles qui sont dues aux innovations des autres marchés.

L'étude des chocs par les fonctions de réponses impulsionnelles et ou par la décomposition de la variance des erreurs de prévision, est basée sur les innovations du modèle VAR estimé. Les valeurs estimées ainsi que les innovations sont différentes selon l'ordre dans lequel les variables sont placées dans un VAR. Prenons un exemple, supposons que nous choisissons d'estimer notre modèle VAR (3) en mettant dans le VAR l'ordre des variables suivantes : LVSPX, LVTSX, LVUKX, LVNKY.

Dans cet ordre des variables, la spécification du VAR signifie qu'un choc sur l'indice S&P 500 a un impact sur les indices S&P/TSX, FTSE100 et NIKKEI 225 et non pas l'inverse. Il est donc important de bien choisir l'ordre adéquat des variables à mettre dans le VAR. Nous avons utilisé différents ordres des variables, mais les résultats sont restés semblables. En nous référant au test de causalité de Granger nous optons pour le reste de l'analyse l'ordre suivant : LVSPX, LVUKX, LVTSX, LVNKY.

VII.2 Les fonctions de réponse impulsionnelles

Les tests de causalité de Granger ont montré un lien de causalité direct ou indirect entre les quatre marchés boursiers. Ce résultat suppose qu'il existerait probablement une interaction dynamique entre les places boursières au point que chaque marché pourrait réagir à un choc sur un autre marché donné. La question maintenant est de savoir quelle serait l'amplitude des réactions aux chocs et combien de temps un marché mettra pour amortir l'effet d'un choc aléatoire. L'étude des fonctions de réponse impulsionnelles nous permettra d'y apporter des éléments de réponses.

VII.2.1 Réponse des indices FTSE 100, SPTSX et NIKKEI

225 à un choc sur le S&P 500

Les figures 4.1a, 4.1b, 4.1c, et 4.1d ci-dessous, représentent respectivement les fonctions de réponse impulsionnelles⁹ du S&P 500, du FTSE 100, du SPTSX, et du NIKKEI 225 à un choc positif sur le S&P 500 pour une période allant de 0 à 24 mois. Autrement dit, ces figures montrent les réactions des marchés boursiers de New York, Londres, Toronto et Tokyo à un choc sur le marché boursier américain.

L'analyse de ces fonctions de réponse montre que le S&P 500 réagit de façon instantanée et positive à son propre choc; toutefois, les effets causés par ce choc s'estompent au bout de 11 mois.

⁹ Dans la représentation graphique des fonctions de réponse impulsionnelles nous avons en bleu la réponse aux chocs et en rouge les intervalles de confiances. Leurs valeurs numériques sont rapportées respectivement dans les tableaux 3.1 à 3.4 et les tableaux 3.1.1 à 3.4.4 de l'annexe 2.

Figures 4.1 : Réponses aux chocs sur le S&P 500

Figure 4.1a

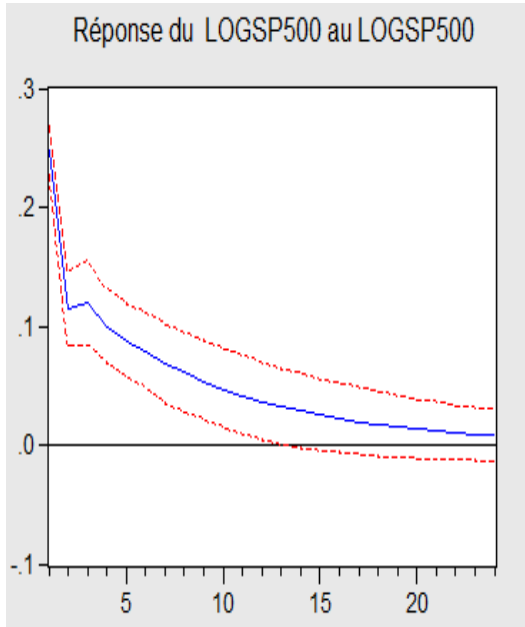


Figure 4.1 b

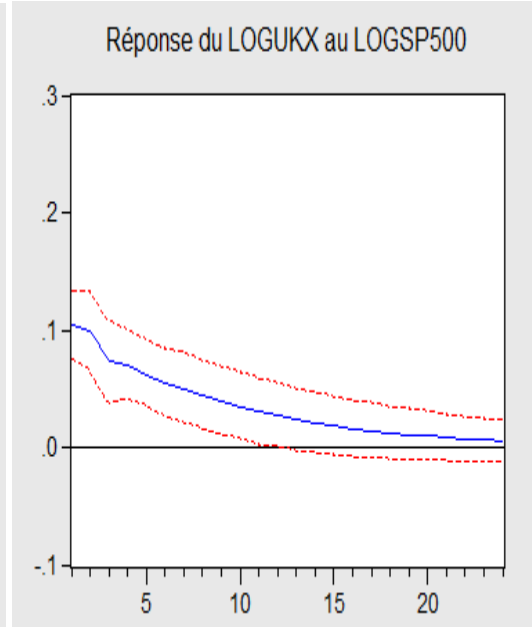


Figure 4.1c

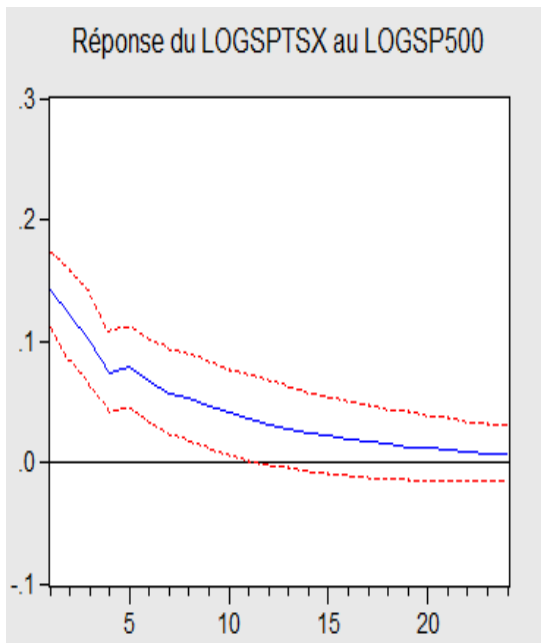
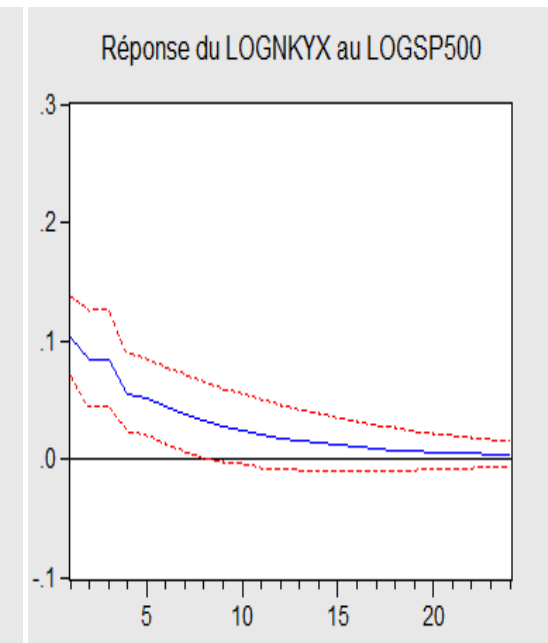


Figure 4.1d



Aussi, les marchés boursiers de Londres, Tokyo et Toronto ont réagi positivement au choc sur le marché américain. L'amplitude de la réaction du SPTSX au choc est

cependant plus importante que celle des indices FTSE 100 et NIKKEI 225 et les effets sont dissipés seulement 11 mois après le choc (voir figure 4.1c).

Concernant les indices FTSE 100 et NIKKEI 225, qui ont un comportement de réaction assez similaire, l'impact du choc est moins important, mais la durée d'amortissement est relativement longue pour le FTSE 100 qui met 11 mois pour amortir le choc. Pour le NIKKEI 225, les effets du choc s'estompent seulement au bout de 5 mois (figure 4.1 b, 4.1d). À l'issue de cette analyse, deux constats peuvent être faits :

Premièrement, nous avons remarqué que tous les indices boursiers ont réagi positivement à un choc sur la volatilité réalisée de l'indice américain. Ce qui signifie que les innovations de la volatilité réalisée du S&P 500 se sont propagées vers les indices SPTSX, FTSE 100 et NIKKEI 225. Ce résultat confirme d'une part, l'existence d'un effet de transmission de la volatilité réalisée du marché boursier américain vers ceux de Londres, Tokyo et Toronto et d'autre part, l'influence significative qu'exerce le marché boursier américain sur les autres marchés.

Deuxièmement, les indices FTSE 100 et NIKKEI 225 ont certes réagi positivement au choc sur l'indice S&P 500, mais la réaction du SPTSX est de loin beaucoup plus importante en termes d'amplitude. Cette forte réaction du SPTSX traduit le degré d'intégration de ces deux marchés et l'influence significative du marché boursier américain sur son voisin du Canada. En effet, le Canada et les États-Unis entretiennent d'étroites relations notamment sur le plan politique, économique, social et particulièrement sur le plan financier. La signature de l'accord

« Multijurisdictional Disclosure System » en juillet 1991 a contribué fortement au renforcement des relations entre ces deux pays dans le domaine financier.

Cet accord a permis d'éliminer des barrières à l'investissement en permettant aux investisseurs américains d'accéder au marché boursier canadien sans beaucoup de contraintes et vice-versa. Ainsi, en imposant moins de restriction, l'accord visait à libéraliser les flux de capitaux, stimuler les transactions et favoriser une intégration financière croissante entre les deux pays. Cet objectif peut être considéré comme atteint puisque les marchés boursiers canadien et américain sont de plus en plus intégrés. Toutefois, dans cette relation, c'est le marché boursier américain qui influence davantage le marché canadien plutôt que l'inverse. Ce qui fait que la moindre perturbation de la bourse de New York se répercute dans les heures, les minutes qui suivent sur la bourse de Toronto. Il est donc logique de voir que le SPTSX réagisse plus vigoureusement que les autres indices, en l'occurrence le FTSE 100 et le NIKKEI 225, au choc positif sur le S&P 500.

Examinons maintenant la réaction des marchés boursiers New York, Toronto et Tokyo suite à un choc positif sur le marché de Londres.

VII.2.2 Réponse des indices, S&P 500, SPTSX et NIKKEI 225 à un choc sur le FTSE 100

Les figures 4.2a, 4.2b, 4.2c et 4.2d ci-dessous montrent les fonctions de réponse impulsionnelles à un choc sur le FTSE 100.

Nous constatons que c'est le FTSE 100 qui réagit avec le plus d'amplitude, ce qui est tout à fait normal dans la mesure où, il réagit à son propre choc. Ensuite, c'est le S&P 500 qui réagit avec le plus d'amplitude. Toutefois, la courbe de réaction part de l'origine pour la simple raison que selon la disposition des variables dans le VAR, il est supposé qu'un choc sur le FTSE 100 n'a pas d'influence instantanée sur le S&P 500. En fin, le SPTSX et le NIKKEI 225 ont réagi instantanément au choc avec quasiment la même amplitude de réaction. Les conséquences du choc ne durent pas longtemps pour les indices SPTSX et NIKKEI 225, elles s'estompent au bout de 6 mois. Par contre, les indices FTSE 100 et S&P 500 mettent un peu plus de temps pour amortir le choc; environ 11 mois. Il résulte de cette étude des fonctions de réponse impulsionnelles que tous les marchés boursiers sont affectés par un choc positif sur le marché anglais. Leur réaction est positive et instantanée.

Cependant, l'ampleur de la réaction des marchés à ce choc est moins importante à ce qu'on observait d'un choc émanant du marché américain, mais tout de même, elle est suffisante pour constater un effet de transmission de choc financier du FTSE 100 vers le S&P 500, le SPTSX et le NIKKEI 225. Cette réaction des marchés américain, canadien et japonais au choc sur le marché anglais, traduit qu'une hausse de la volatilité réalisée du marché anglais s'accompagne d'une hausse de la volatilité réalisée des autres marchés boursiers. Ce qui signifie qu'il existe des canaux de transmission permettant au marché anglais de transmettre positivement de la volatilité vers les autres marchés boursiers. Ceci consolide les résultats des tests de causalité de Granger puisque nous avons trouvé des liens de causalité bidirectionnelle entre FTSE 100 et S&P 500 et FTSE 100 et SPTSX, et un lien unidirectionnel du FTSE 100 vers le NIKKEI 225.

Figures 4.2 : Réponses aux chocs sur le FTSE 100

Figure 4.2a

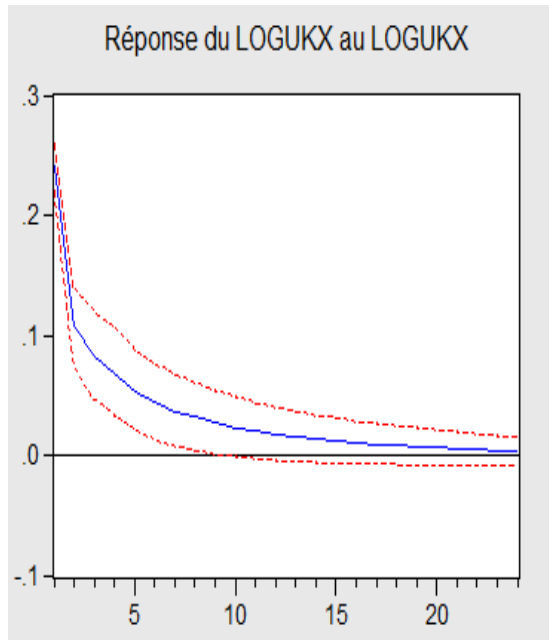


Figure 4.2

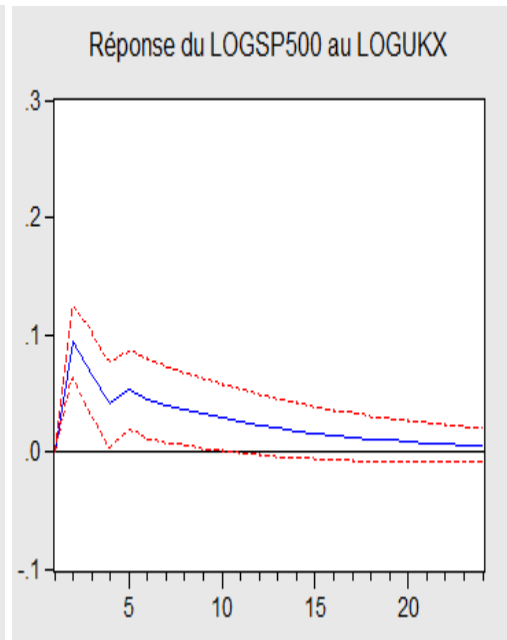


Figure 4.2c

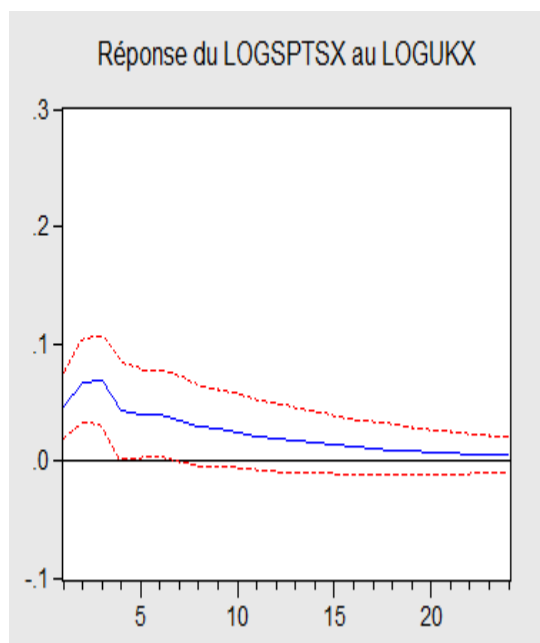
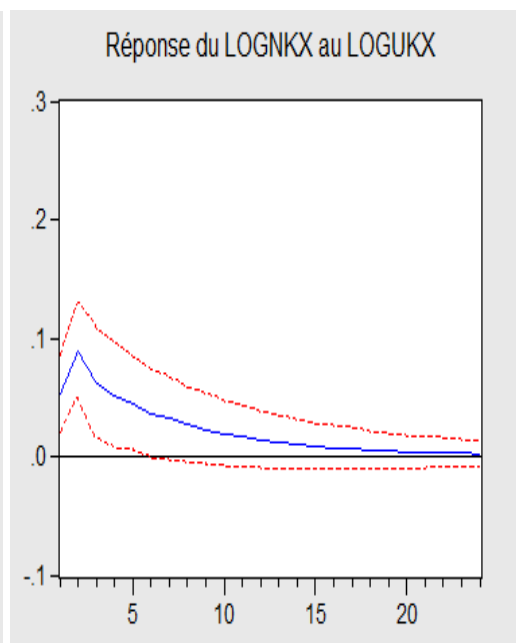


Figure 4.2d



En résumé, le marché boursier anglais est un marché influent, car une hausse de sa volatilité augmente l'incertitude dans les autres marchés. Cependant, par rapport

au marché américain, son influence reste limitée et brève. Cela peut être expliqué par le décalage horaire très important entre les marchés boursiers puisque, comme on le sait, Londres se trouve dans une zone horaire différente que New York et Tokyo. Lorsque la bourse de Londres est fermée, les autres marchés boursiers continuent à fonctionner, intégrant l'information provenant de Londres et générant de l'information future qui sera à son tour intégrée par la bourse de Londres à son ouverture, au moment où les autres bourses sont fermées. Ainsi, l'effet temps peut contribuer à atténuer les chocs et réduire l'influence du marché anglais.

Regardons maintenant si le marché canadien est aussi influent que les marchés américain et anglais. Pour cela, nous procédons à l'analyse de la réponse des indices S&P 500, FTSE 100, et NIKKEI 225 suite à un choc positif sur le SPTSX.

VII.2.3 Réponse des indices, S&P 500, FTSE 100 et NIKKEI 225 à un choc sur le SPTSX

Les figures 4.3a, 4.3 b, 4.3c et 4.3d retracent la réaction des indices S&P 500, SPTSX, FTSE 100 et NIKKEI 225 à un choc sur le SPTSX. Nous observons qu'un choc sur le SPTSX n'a d'impact significatif et positif que sur le SPTSX. Les effets engendrés par ce choc s'estompent au bout de 10 mois. La réaction des indices, S&P 500, FTSE 100 et NIKKEI 225 à ce choc n'est pas significative quelque soit la période considérée. Cela signifie que les innovations de la volatilité réalisée de l'indice SPTSX n'ont aucune influence sur les autres indices boursiers. Ce résultat n'est pas surprenant dans le sens où, en se référant au test de causalité de Granger, on peut s'apercevoir que le SPTSX ne cause pas le S&P 500 ni le NIKKEI 225 et cause le FTSE 100 seulement au seuil de significativité de 10 %.

Figures 4.3 : Réponses à un choc sur le SPTSX

Figure 4.3a

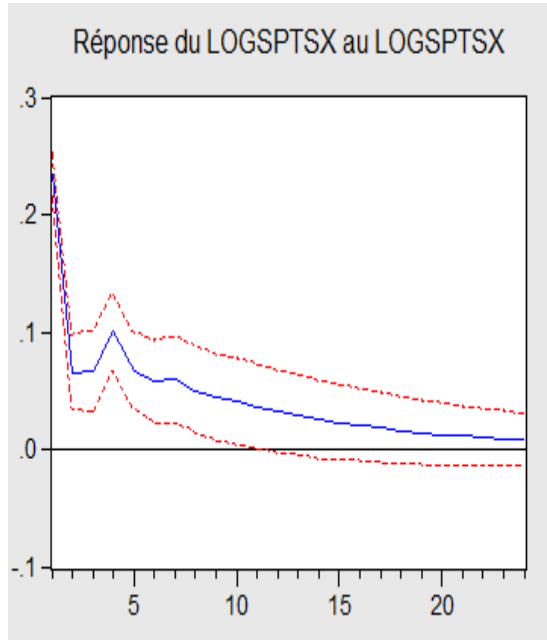


Figure 4.3b

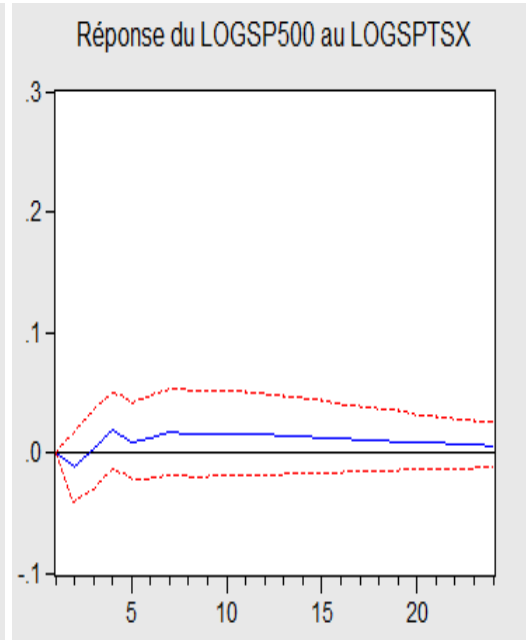


Figure 4.3c

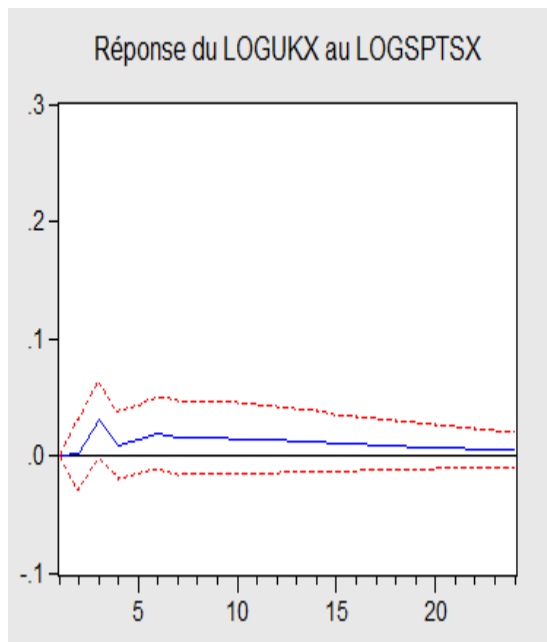
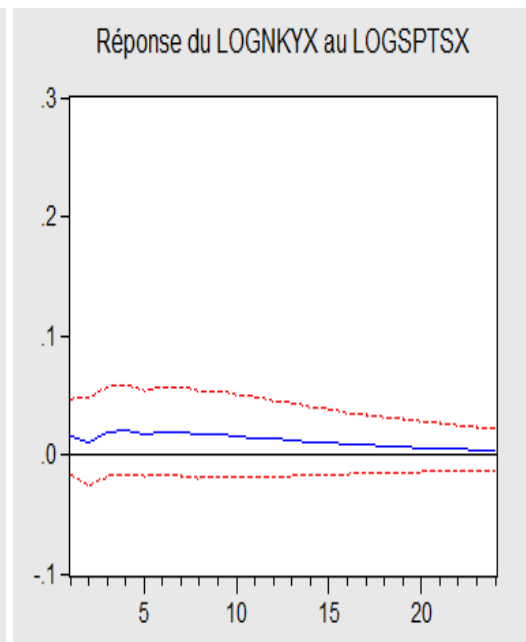


Figure 4.3d



Le marché boursier canadien est en fait un marché relativement petit par rapport au marché américain ou anglais. Il n'a pas suffisamment de poids pour pouvoir

influencer les autres marchés afin de les transmettre de la volatilité. C'est la raison pour laquelle il n'y a pas eu de propagation de ses innovations vers les marchés boursiers de Londres, New York et Tokyo. Celui-ci semble davantage subir les mouvements de la volatilité réalisée dans les autres marchés plutôt que de les influencer. C'est donc normal de constater que le choc positif sur ce marché n'a pas occasionné de perturbations dans l'évolution de la volatilité réalisée des marchés boursiers américains, anglais et japonais.

Après avoir analysé la réaction des quatre marchés boursiers étudiés suite à un choc sur le S&P 500, le FTSE 100 et le SPTSX, nous allons examiner à présent comment ces derniers réagissent à un choc sur le NIKKEI 225.

VII.2.4 Réponse des indices, FTSE 100, S&P 500 et SPTSX à un choc sur le NIKKEI 225

Les figures ci-dessous illustrent la réaction des indices S&P 500, FTSE 100, et SPTSX à un choc sur l'indice NIKKEI 225. À la lecture de ces figures, nous constatons que seul le NIKKEI 225 répond positivement et significativement au choc sur le NIKKEI 225 avec une durée d'amortissement relativement longue, environ 7 mois. L'impact du choc sur l'indice SPTSX n'est pas significatif sur toutes les périodes. Par contre, la réaction du S&P 500 au choc est significative, mais négative de 0 à 4 mois puis non significative pour toutes les périodes restantes. Pour l'indice FTSE 100, sa réponse au choc est non significative sur toute la période sauf l'intervalle de temps entre le deuxième et le quatrième mois où, elle est significative, mais également négative (voir fig.4.4c).

Figures 4.4 : Réponses aux chocs sur le NIKKEI 225

Figure 4.4a

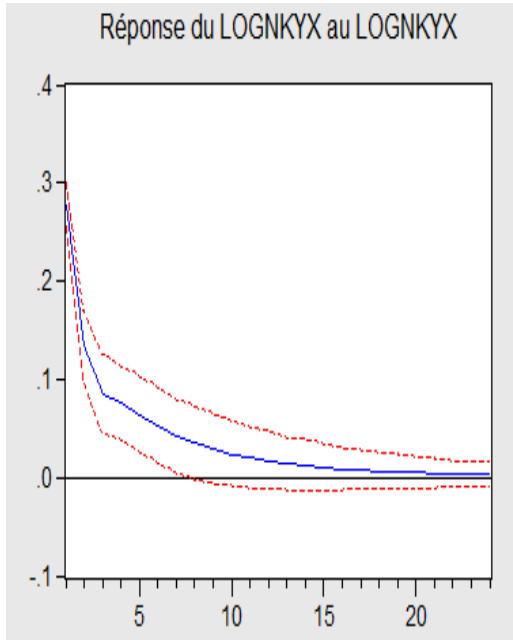


Figure 4.4b

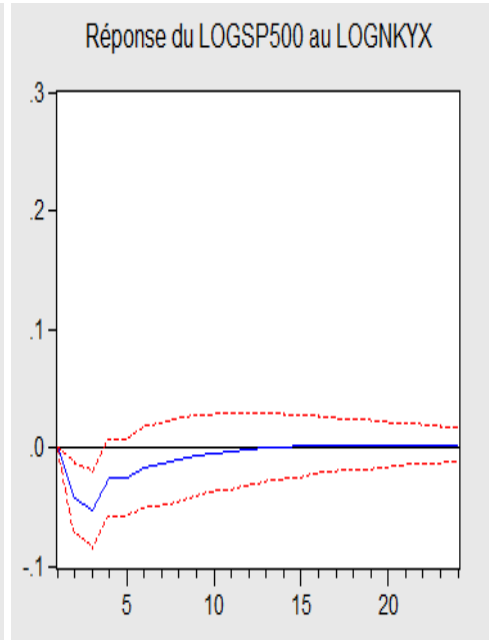


Figure 4.4c

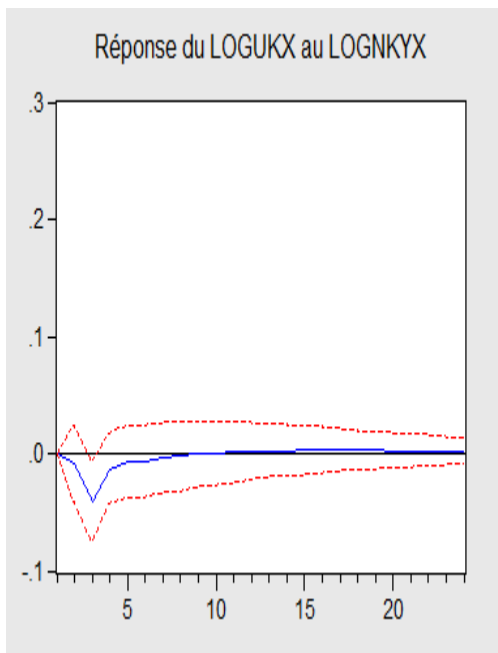
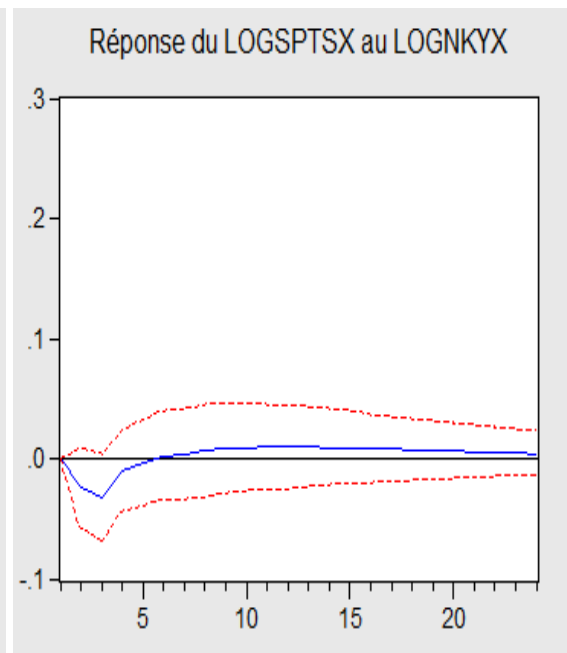


Figure 4.4d



Globalement, la réponse des marchés boursiers américain, anglais et canadien au choc sur le marché japonais, est pour la plupart du temps non significative et même

si ce n'est pas le cas c'est-à-dire s'ils réagissent de façon significative au choc, leur réaction est éphémère et négative. À l'image du marché boursier canadien, le marché japonais ne semble pas avoir beaucoup d'influence pour que ses innovations puissent perturber les mouvements de la volatilité réalisée des autres marchés boursiers.

Aussi, l'analyse de ces fonctions de réponse impulsionnelles a permis de voir un élément important propre au marché japonais, identifié par la littérature antérieure sur son évolution. En fait, comme nous l'avons souligné plus haut, le marché japonais a tendance à évoluer en sens inverse des autres marchés. Ce constat semble être mis en évidence par les fonctions de réaction ci-dessus. En effet, quand le marché japonais subit un choc positif c'est-à-dire une hausse de sa volatilité réalisée, soit les autres marchés ne réagissent pas soit ils réagissent brièvement par une baisse de leur volatilité réalisée. Nous retrouvons donc avec les fonctions de réponse impulsionnelles cette particularité du marché japonais par rapport aux autres marchés du point de vue de l'évolution de leurs volatilités réalisées.

Afin de mieux appréhender l'interaction dynamique qui caractérise les relations entre les marchés boursiers étudiés, nous allons compléter cette étude des fonctions de réponse impulsionnelles par l'analyse de la décomposition de la variance des erreurs de prévision. L'objectif sera de mesurer pour chaque marché boursier la proportion de ses innovations dues aux innovations des autres marchés.

VII.3 Décomposition de la variance des erreurs de prévision (DVEP)

Nous avons montré, avec les fonctions de réponse impulsionnelles, qu'un choc aléatoire sur un marché boursier entraîne des perturbations sur les fluctuations de la volatilité réalisée de ce marché et sur celle des autres marchés. Toutefois, en nous limitant simplement aux fonctions de réaction, nous ne serons pas à mesure d'évaluer la capacité de chaque marché boursier à générer d'une part ses propres fluctuations, d'autre part des fluctuations dans d'autres marchés. Nous complétons aussi cette étude des fonctions de réponse impulsionnelles en procédant à une décomposition de la variance des erreurs de prévision.

La décomposition de la variance des erreurs de prévision est une technique qui nous permet de mesurer pour un marché donné, sur un horizon donné, la part de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité réalisée de ce marché qui est expliquée par les innovations d'un autre marché. Ainsi, pour chacun de nos indices boursiers, nous avons effectué ce calcul en considérant un horizon de 24 mois. Les tableaux 4.1, 4.2, 4.3 et 4.4 représentent respectivement les résultats de la décomposition de la variance des erreurs de prévision de l'indice S&P 500, FTSE 100, SPTSX et NIKKEI 225 (voir annexe 2).

VII.3.1 Décomposition de la variance pour la série S&P 500

Le tableau 4.1 (voir annexe 2) rapporte les résultats de la décomposition de la variance des erreurs de prévision de l'indice S&P 500 suite à un choc aléatoire sur sa volatilité réalisée, pour un horizon de 24 mois.

À la lecture des résultats de ce tableau, nous constatons que, pour n'importe quelle période de prévision, les innovations du S&P 500 expliquent plus de 78 % des fluctuations inattendues de la volatilité réalisée du marché américain. En effet, elles expliquent 100 % des fluctuations à la première période, 87.40 % à la sixième et 78.27 % à la vingt-quatrième période. La part des fluctuations de la volatilité réalisée du S&P 500 attribuable aux innovations des autres indices boursiers est négligeable.

Ces résultats montrent que le marché boursier américain est un marché très autonome, indépendant des innovations des autres marchés. Par conséquent, les éléments explicatifs aux fluctuations de la volatilité réalisée du S&P 500 suite à un choc sur lui-même ne sauraient provenir qu'à l'intérieur du marché américain et non pas à l'extérieur.

VII.3.2 Décomposition de la variance pour la série FTSE 100

Le tableau 4.2 (voir annexe 2) montre les résultats de la DVEP en réponse à un choc aléatoire de la volatilité réalisée de l'indice FTSE 100 pour un horizon de 24 mois. La variance de l'erreur de prévision du FTSE 100 est due à plus de 62 % à ses

propres innovations et environ 32 % à celles du S&P 500. Les indices SPTSX et NIKKEI 225 ont un pouvoir explicatif très faible. La part de la variance des erreurs de prévision du FTSE 100 qui leur est attribuée est entre 0 et 2.52 % pour le SPTSX, entre 0 et 1.46 % pour le NIKKEI 225.

Ainsi, ces résultats nous indiquent, qu'un choc aléatoire sur le FTSE 100 est en grande partie attribuable aux innovations du FTSE 100, ce qui est tout à fait logique. Mais, une bonne partie est aussi expliquée par les innovations du marché américain. Les marchés canadien et japonais influencent très peu le marché anglais. L'importance relative du marché américain dans l'explication des fluctuations du marché anglais montre clairement qu'il y a effectivement une transmission de la volatilité réalisée entre ces deux marchés. Ceci n'est guère surprenant puisque les tests de causalité et les fonctions de réactions aux chocs ont fait apparaître des liens entre ces deux marchés pouvant entraîner une possible propagation d'un marché vers l'autre.

VII.3.3 Décomposition de la variance pour la série SPTSX

Les résultats figurant dans le tableau 4.3 (cf. annexe 2) indiquent la décomposition de la variance des erreurs de prévisions de l'indice SPTSX suite à un choc aléatoire sur lui-même. La variance des erreurs de prévision de l'indice canadien est principalement expliquée à 38 % par les innovations du S&P 500, à peu près 50% par les innovations du SPTSX. Le FTSE 100 explique environ 10 % de la variance des erreurs de prévision du SPTSX. Le NIKKEI 225 quant à lui, n'explique que 1.3 % des fluctuations du SPTSX.

En dehors du marché canadien, c'est le marché américain qui contribue le plus à l'explication des fluctuations de la volatilité réalisée du marché canadien. Cette contribution augmente au fil du temps, elle passe de 26.04 % au premier mois après le choc à 38.60 % au treizième mois. Au même moment, la part de la variance des erreurs de prévision du SPTSX due à ses propres innovations diminuait progressivement. Ainsi, entre la première période et la dernière période, le pouvoir explicatif de l'indice SPTSX est passé de 71.10 % à 49.13 %.

L'influence du marché anglais est relativement importante avec une variabilité très faible. Le fait que nous avons observé un accroissement du pouvoir explicatif de l'indice FTSE 100 et particulièrement celui du S&P 500, montre à quel point le SPTSX est sensible aux perturbations sur le marché américain et dans une moindre mesure les perturbations du marché anglais. Par contre, il reste insensible à des perturbations du marché japonais. Ce qui veut dire que même s'il y a un effet de transmission de la volatilité entre ces marchés, il est plus dans le sens des grandes bourses (New York et Londres) vers la bourse de Toronto. Nous pouvons en déduire que l'interaction dynamique entre les marchés boursiers occidentaux est plus forte. Leur relation avec le marché japonais est moins importante. La décomposition de la variance des erreurs de prévision de l'indice NIKKEI 225 devrait confirmer ces constats.

VII.3.4 Décomposition de la variance pour la série NIKKEI

225

Au regard du tableau 4.4 (cf. annexe 2) qui récapitule les résultats de la décomposition de la variance des erreurs de prévision de l'indice NIKKEI 225, nous

constatons que la variance de l'erreur de prévision du NIKKEI 225 est principalement expliquée par l'indice japonais. En effet, à la période1 (voir annexe), 85.06 % des fluctuations de la volatilité réalisée de l'indice japonais proviennent de ses propres innovations, 11.68 % par les innovations du S&P 500, 3 % par les innovations du FTSE 100 et seulement 0.23 % par celles du SPTSX. Sur toutes les périodes restantes, environ 65 % de la variance de l'erreur de prévision du NIKKEI 225 est attribuable à ses propres innovations. L'influence des marchés anglais et américain augmente avec le temps. Ainsi, le pouvoir explicatif du FTSE 100 a presque triplé entre la période1 (3 %) et la période2 (8.67 %). Celui-ci progresse pendant les périodes suivantes pour finalement atteindre 12.87 % à la période24. Nous faisons le même constat pour le S&P 500 dont les innovations contribuent à hauteur de 20.39 % à la période24 alors que sa contribution n'était que 11.68 % à la période1. Concernant l'indice SPTSX, son pouvoir explicatif reste toujours faible quelque soit l'horizon.

Ces résultats démontrent que le marché boursier japonais est peu sensible des perturbations des marchés boursiers occidentaux. Néanmoins, l'influence des marchés boursiers anglais et américains n'est pas négligeable par rapport à celle du marché canadien qui est inexistante. C'est normal que le marché anglais influence le marché japonais, même si c'est avec une proportion pas très élevée (12 % en moyenne), puisque nous avons observé avec les tests de causalité de Granger que seul le FTSE 100 causait le NIKKEI 225. La relation de causalité bidirectionnelle qui existe entre le FTSE 100 et le S&P 500 pourrait expliquer l'influence des innovations du marché américain sur le marché japonais; car à travers les innovations du marché anglais, les innovations du marché américain peuvent

affecter celles du marché japonais. Il faut signaler que même s'il y a une possible transmission de volatilité réalisée des marchés américains et anglais vers le marché japonais, elle est relativement faible. Ceci est cohérent avec les résultats antérieurs concernant l'évolution de la volatilité réalisée du marché japonais qui a fait preuve d'une certaine insensibilité à une influence externe.

VIII PRÉVISION

Nous effectuons dans cette partie la prévision de chacune de nos séries de volatilité réalisée sur une période donnée. L'objectif est de vérifier la capacité du modèle VAR à prévoir l'évolution de la volatilité réalisée dans le temps. Il s'agit dans un premier temps d'estimer notre modèle VAR en utilisant pour chaque série de logarithmes de la volatilité réalisée un sous-échantillon contenant une partie de l'échantillon original, dans un deuxième temps faire la prévision de la partie omise et enfin comparer la valeur prédite à la valeur observée.

Plus précisément, nous estimons notre modèle VAR en considérant la période qui va de janvier 1984 à décembre 2006 puis nous prévoyons la volatilité réalisée sur les 32 périodes (T) suivantes c'est-à-dire de janvier 2007 à août 2009. C'est une prévision à long terme puisque nous nous basons sur l'information passée pour prévoir l'évolution de la série sur plusieurs mois. La prévision est effectuée à l'aide du logiciel Eviews 6.1. Les figures VII.1 à VII.4 (voir annexe 2) représentent la

prévision de chaque série sur un horizon T (en rouge) et sa valeur réellement observée sur la même période (en bleu).

Nous avons également effectué la prévision à court terme c'est-à-dire la prévision mois par mois. Celle-ci consiste à utiliser toute l'information passée de la série jusqu'au mois précédent dans l'optique de prévoir son évolution pour le mois suivant.

La différence entre ces deux types de prévisions est que, la prévision à long terme utilise toute l'information disponible pour prévoir l'évolution de la série sur plusieurs mois. Tandis qu'avec des prévisions de court terme, on utilise toute l'information passée jusqu'à l'instant T pour prévoir l'évolution de la série à l'instant T+1. Le risque d'avoir des erreurs de prévision très élevées est un inconvénient majeur des prévisions de long terme. En effet, lorsqu'on a un horizon de prévision relativement éloigné (plusieurs périodes), la probabilité de perdre de l'information devient grande et par conséquent, la probabilité d'avoir des prévisions moins précises augmente. Les prévisions de court terme ont l'avantage d'être plus précises par rapport aux prévisions de long terme¹⁰. Car, en réduisant l'horizon de prévision, la perte d'information est moindre, entraînant ainsi une réduction des erreurs de prévision et une augmentation de la précision des prévisions. Elles sont représentées dans les figures VII.1.1 – VII.1.4 (voir annexe 2).

Après avoir effectué la prévision à long terme (sur l'horizon T) et celle à court terme (mois par mois), nous nous intéressons par la suite aux performances des prévisions du modèle VAR.

¹⁰ Les prévisions de long terme perdent de la précision au fur et à mesure que l'horizon de prévision augmente.

Il existe plusieurs méthodes statistiques pour évaluer la qualité des prévisions d'un modèle donné. Nous avons l'indicateur de Theil¹¹ qui est une mesure de la précision des prévisions. Cette méthode est basée sur les erreurs quadratiques moyennes de deux modèles, le modèle de base et un modèle alternatif. Une erreur quadratique moyenne petite signifie que la variance de l'erreur de prévision est faible et l'erreur moyenne réduite. L'indicateur de Theil est donné par le ratio entre la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne du modèle considérée, le modèle VAR dans notre cas, et celle obtenue avec un modèle alternatif (GARCH (1,1)). Lorsque ce ratio est inférieur à 1, les prévisions du modèle VAR sont plus précises que les prévisions du modèle GARCH. Par contre, s'il est supérieur à 1, les prévisions du GARCH sont meilleures que celles obtenues avec le modèle VAR.

Il y a aussi les tests de la qualité des prévisions. Comme son nom l'indique, ce sont des tests qui permettent d'apprécier la qualité des prévisions d'un modèle. La plupart de ces tests sont conditionnés par des hypothèses difficilement satisfaites par les données par exemple l'absence d'autocorrélation des erreurs de prévisions, la moyenne nulle et la distribution normale de ces mêmes erreurs de prévisions, etc.

Aussi, le test de Diebold et Mariano ne nécessite pas d'hypothèses irréalisables en pratique; il constitue en revanche le test de précision le plus utilisé et est précisément basé sur la différence entre l'erreur quadratique moyenne de deux modèles c'est-à-dire le modèle de base et un modèle alternatif.

Nous avons ainsi utilisé l'indicateur de Theil pour évaluer la précision des prévisions de la volatilité réalisée obtenues avec le modèle VAR, en considérant

¹¹ Theil (1958 - 1966) est le premier à avoir construit un outil statistique permettant de calculer la précision d'une prévision.

comme modèle alternatif un GARCH (1,1). Les résultats obtenus avec ce modèle ne sont pas concluants, puisque les prévisions du modèle GARCH (1,1) sont basées sur la volatilité générée par le GARCH, différente de la volatilité réalisée, laquelle est utilisée avec le VAR pour faire la prévision. C'est l'une des raisons pour lesquelles l'utilisation de l'indicateur de Theil dans le cadre de notre étude n'a pas abouti à des résultats escomptés (voir annexe 2 tableau 5). Ceci nous a amenés à considérer la méthode des régressions laquelle est utilisée par des auteurs comme Andersen et al (2003).

Ces auteurs, pour évaluer la performance des prévisions de la volatilité réalisée avec le modèle VAR, comparent les prévisions du VAR à celles obtenues avec six modèles différents, un VAR au cinquième ordre, un modèle autorégressif univarié au cinquième ordre (AR), un GARCH (1,1), le J. P. Morgan's (1997) Risk Metrics, puis un FIEGARCH (1, d , 0) et enfin un FIEGARCH dessaisonnalisé et filtré.

La comparaison est basée sur les R-carrés des régressions. On régresse V_{t+1} (la volatilité réalisée réellement observée au temps $t+1$) d'abord, sur les prévisions obtenues avec le modèle VAR, ensuite sur les prévisions de la volatilité issues de chaque modèle alternatif et enfin sur la combinaison des prévisions du modèle VAR et celles d'un modèle alternatif. Le modèle où le R-carré de la régression est le plus élevé, donne des prévisions plus précises; les régressions s'effectuant sur des variables en racines carrées et des prévisions à l'intérieur et hors échantillon.

Nous avons utilisé cette méthodologie pour vérifier la performance des prévisions obtenues avec le modèle VAR. Au lieu de prendre six modèles alternatifs comme l'ont fait les auteurs Andersen et al (2003), nous nous limitons simplement à

trois modèles à savoir le modèle AR-RV, dont le nombre de retards sera déterminé suivant la méthode de Box and Jenkins, le GARCH (1,1) qui est le modèle phare dans la modélisation financière; le J. P. Morgan's (1997) Risk Metrics, modèle le plus utilisé par les praticiens et qui est donné par la relation :

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{j=1}^m \lambda^{j-1} r_{t-j}^2$$

Avec σ_t^2 , la prévision de la volatilité à l' instant t, λ est fixée à 0.94, $m=T$ et r , le rendement.

L'équation de la régression d'évaluation des prévisions telle que définie par les auteurs Andersen et al (2003) est la suivante :

$$[(V_{t+1})_i]^{1/2} = \alpha + \beta[(V_{t+1/t}, VAR - RV)_i]^{1/2} + \gamma[(V_{t+1/t}, Modèles)_i]^{1/2} + U_{t+1}, i$$

avec

$$Modèles = \begin{cases} AR - RV \\ J..P..Morgan'sRiskMetrics \\ GARCH(1,1) \end{cases}$$

$(V_{t+1}, Modèle)$: sont les prévisions obtenues avec le modèle considéré.

À l'image des auteurs Andersen et al (2003), nous nous appuyons également sur les R^2 des régressions pour évaluer la performance des prévisions du modèle VAR par rapport aux prévisions des modèles alternatifs (AR, GARCH(1,1) et RiskMetric). Nous faisons une comparaison du R^2 de la régression simple sur les prévisions du VAR, noté R^2_{var} , par rapport au R^2 de toutes les autres régressions. Les

régressions multiples permettent d'évaluer l'apport des prévisions des autres modèles au R^2_{var} . Si l'ajout des prévisions d'un modèle alternatif dans la régression simple sur le VAR augmente significativement le R^2 de la régression multiple alors, il y a de fortes chances que la meilleure prévision soit celle du modèle alternatif et si l'augmentation est faible, dans ce cas les prévisions du VAR l'emporteraient sur celles des autres modèles.

Le R^2 des régressions est reporté dans la dernière colonne des tableaux A et B (voir annexe 2). Ces tableaux résument les principaux résultats des régressions de V_{t+1} respectivement sur les prévisions à l'horizon T (tableau A) et les prévisions mois par mois (tableau B) des différents modèles.

En effectuant une étude comparative des R^2_{var} et les R^2 des régressions simples des modèles alternatifs, noté R^2_s , nous constatons que pour la plupart des séries, le R^2_{var} est supérieur aux R^2_s . Ce qui veut dire que, les prévisions du modèle VAR semblent être plus performantes que les prévisions des autres modèles. Ceci est valable pour les prévisions à l'horizon T (tableau A) et les prévisions mois par mois (tableau B). C'est uniquement pour la série SPTSX (tableau A et B) où nous avons constaté que les prévisions du GARCH (1,1) dominent celles du VAR, puisque le R de la régression sur les prévisions de ce modèle est plus grand que le R^2_{var} .

Si nous comparons le R^2 des régressions multiples noté R^2_m et le R^2_{var} , nous constatons que la différence entre la valeur de ces deux R^2 est faible. C'est-à-dire que l'apport des modèles alternatifs sur le R^2_{var} est négligeable. Cela atteste la robustesse des R^2_{var} et donc la supériorité des prévisions du modèle VAR par apport aux autres modèles. Excepté la série SPTSX, nous retrouvons les résultats de comparaisons de prévisions des auteurs Andersen et al (2003).

En résumé, nous retenons de cette étude comparative de la performance des prévisions du modèle VAR par rapport aux prévisions des modèles alternatifs que les prévisions du modèle VAR dominant dans la majorité des cas les prévisions issues des modèles alternatifs. Cependant, il peut arriver que le modèle VAR donne des prévisions moins performantes que les autres modèles, particulièrement le modèle GARCH (1,1). Ceci n'apparaît pas tout à fait conforme aux résultats obtenus par des auteurs comme Andersen et al. (2003) étant donné que ces derniers ont pu démontrer dans leurs travaux que les prévisions du modèle VAR sont nettement supérieures à celles des modèles alternatifs quelle que soit la série de volatilité utilisée.

Cette différence peut résulter de la nature des données utilisées. Pour notre étude, nous avons utilisé des données journalières alors que ces auteurs ont utilisé des données intrajournalières qui reflètent mieux la volatilité des marchés financiers.

IX CONCLUSION

Dans cette étude nous avons analysé la transmission de chocs entre les marchés boursiers des États-Unis, du Canada, du Royaume-Uni et du Japon en utilisant les données mensuelles de la volatilité réalisée des rendements quotidiens des indices S&P 500, SPTSX, FTSE 100 et NIKKEI 225 pour la période 1984-2009. Un modèle VAR (3) quadrivarié est utilisé pour les besoins de l'analyse empirique.

Notre travail de recherche avait pour objectif d'étudier l'interaction dynamique entre marchés boursiers. Autrement dit, nous avons voulu montrer que lorsqu'il y a

un choc sur la volatilité réalisée sur un marché boursier donné, les effets de ce choc se transmettraient aux autres marchés.

Pour démontrer ces effets de transmission de la volatilité, nous avons entrepris une étude empirique qui s'apparente à celle des auteurs Eun et Shim (1989). Celle-ci consiste d'abord, à tester au sens de Granger les liens de causalité entre les marchés boursiers, puis à analyser les fonctions de réponse impulsionnelles aux chocs et enfin à étudier la décomposition de la variance des erreurs de prévisions.

Au terme de cette analyse empirique, nous pouvons dire que les marchés boursiers américains et anglais sont les deux marchés les plus importants et les plus influents. Les innovations du marché américain affectent aussi bien le marché anglais que les marchés canadiens et japonais. Ceci est également vrai pour le marché anglais dont les innovations ont une influence sur tous les autres marchés y compris le marché américain. Contrairement aux marchés américain et anglais, les marchés boursiers canadiens et japonais sont moins importants et peu influents, car un choc positif sur ces marchés n'a de conséquences significatives que sur leur propre volatilité réalisée. Les effets sur les autres marchés sont négligeables, voire inexistants. En fin de compte, cette étude des fonctions de réponse impulsionnelles, de la décomposition de la variance des erreurs de prévision ainsi que les tests de causalité de Granger ont permis de voir qu'il y a effectivement un effet de transmissions de chocs entre les différents marchés boursiers étudiés, mais cette transmission de volatilité s'effectue plus des marchés boursiers américain et anglais vers ceux du Canada et du Japon. Ces derniers quant à eux influencent très peu le marché américain.

Nous avons aussi, dans le deuxième volet de notre travail de recherche, utilisé le modèle VAR pour prévoir l'évolution de la volatilité réalisée sur un horizon de 32 mois et sur un horizon à plus court terme (1 mois). En s'appuyant sur le modèle de comparaison de prévisions des auteurs Andersen et al. (2003), les prévisions obtenues avec le VAR, sont comparées à celles issues de modèles alternatifs (AR-RV, GARCH(1,1) et Risk Metric). Il en résulte que, contrairement aux attentes, les prévisions du modèle VAR ne sont pas toujours meilleures que celles des modèles alternatifs. Une possible explication est le type de données utilisées. Puisque, avec des données intrajournalières les auteurs Andersen et al. (2003) ont montré la supériorité des prévisions du VAR par rapport à celles de ces mêmes modèles alternatifs.

Au regard de ce bilan de l'analyse empirique, que pouvons-nous dire par rapport aux objectifs de notre étude. D'un côté, nous estimons que les résultats empiriques ont permis de constater les effets escomptés dans le sens où, nous avons pu mettre en évidence des effets de transmission de la volatilité en nous basant sur une approche méthodologique très simple. De plus, les conclusions auxquelles nous sommes aboutis sont sensiblement les mêmes que celles d'un bon nombre d'études utilisant des modèles paramétriques et non paramétriques très complexes. D'un autre côté, nous n'avons pas observé les résultats attendus concernant les prévisions. Car, nous espérons obtenir, à l'image des auteurs Andersen et al. (2003), des prévisions du modèle VAR plus performantes que celles des modèles alternatifs. Mais, l'analyse comparative a montré qu'il n'existe pas de modèle dont les prévisions sont nettement meilleures que les autres.

Ceci nous amène à examiner les limites de cette analyse. Notre étude présente certaines limites qui se rapportent principalement aux données utilisées et dans une moindre mesure au modèle estimé.

Premièrement, le fait que nous avons utilisé des données journalières à la place de données intrajournalières, faute de leur disponibilité sur une longue période, constitue un écueil majeur de notre analyse. Les données intrajournalières permettent de mieux représenter la dynamique des marchés boursiers, car elles intègrent les informations au fur et à mesure qu'elles arrivent sur le marché. Ce qui veut dire que l'information est partiellement intégrée. Ce qui n'est pas le cas des données journalières où on a une intégration totale de toute l'information disponible au cours d'une journée boursière. De plus, dans les études sur les marchés boursiers, ce sont les données intrajournalières qui sont généralement utilisées par les auteurs.

Deuxièmement, il est vrai que le modèle VAR est très adapté pour étudier la dynamique entre plusieurs variables. Toutefois, l'utilisation d'un modèle VAR intégré serait aussi intéressante pour examiner la dynamique des co-mouvements entre marchés boursiers comme l'ont fait les auteurs Andersen et al (2003).

En perspective, il serait intéressant pour les études ultérieures sur la transmission de la volatilité entre marchés boursiers, d'utiliser des données de hautes fréquences et un modèle d'estimation plus adapté à ce type de données, un VAR intégré par exemple. Il serait également pertinent de voir quelle serait la dynamique des relations entre ces mêmes marchés si on considère des sous indices boursiers à la place des grands indices que nous avons choisis dans cette étude.

Annexes

ANNEXE 1

I. Figure de la distribution des séries de volatilité réalisée des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225.

Figure 1.1 : distribution de la volatilité réalisée du S&P 500

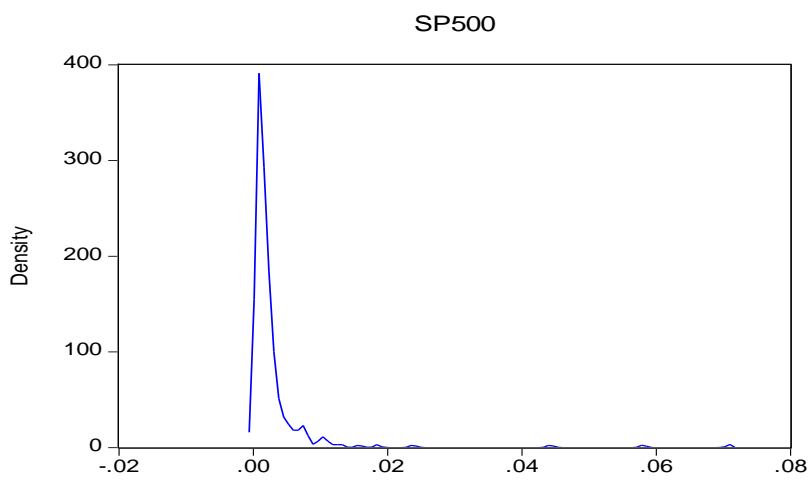


Figure 1.2 : distribution de la volatilité réalisée du S&P/TSX

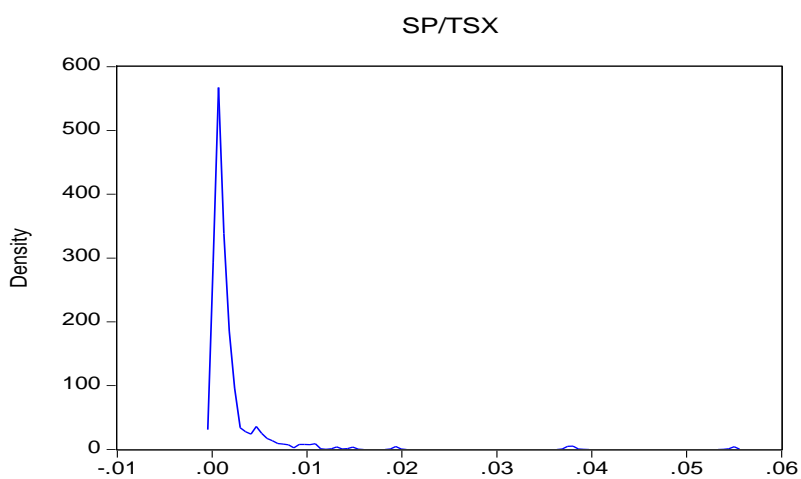


Figure 1.3 : distribution de la volatilité réalisée du FTSE 100 (UKX)

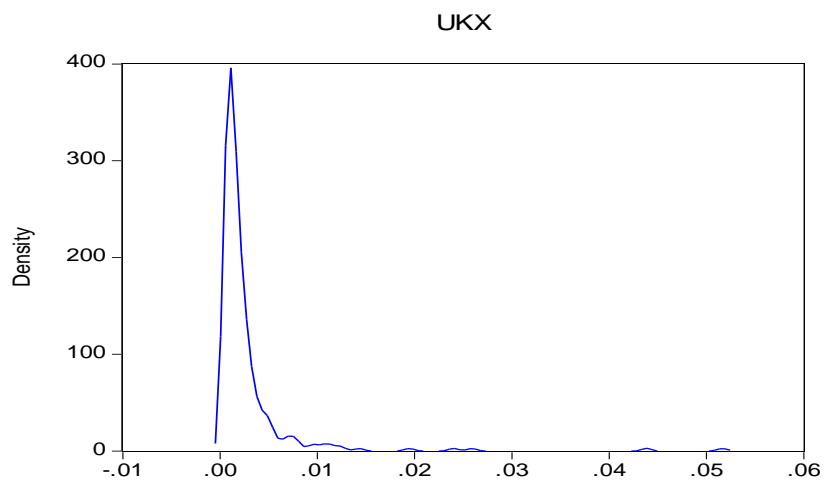
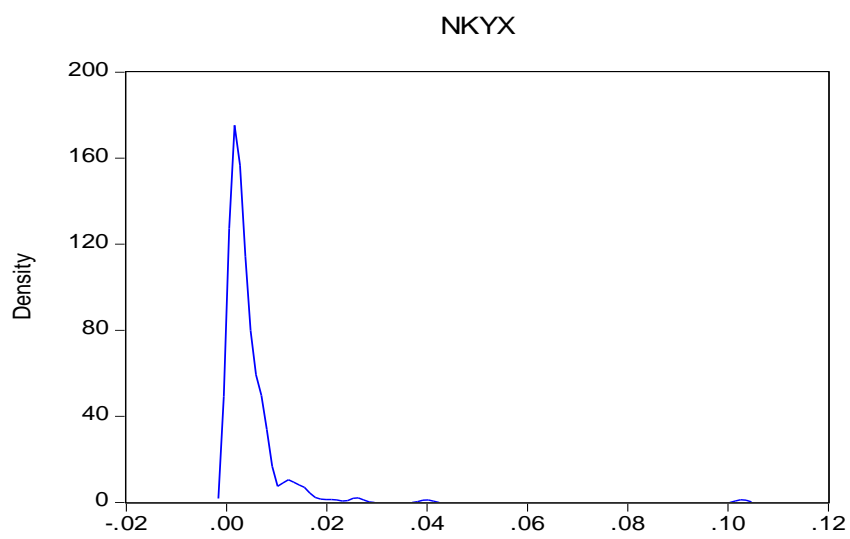


Figure 1.4: distribution de la volatilité réalisée du Nikkei 225 (NKYX)



II. Figures de la distribution des séries de logarithmes de la volatilité réalisée des indices S&P 500, S&P/TSX, FTSE 100 et NIKKEI 225.

Figure 2.1 : distribution de LOGVR du S&P 500

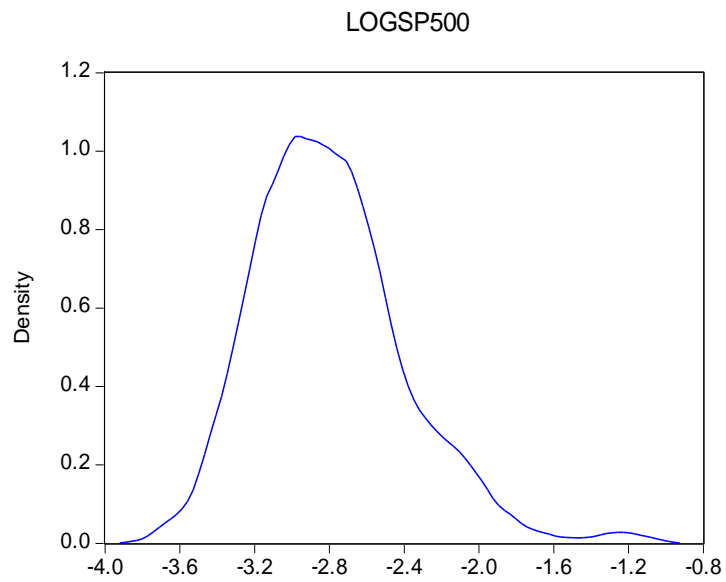


Figure 2.2 : distribution de LOGVR du S&P/TSX

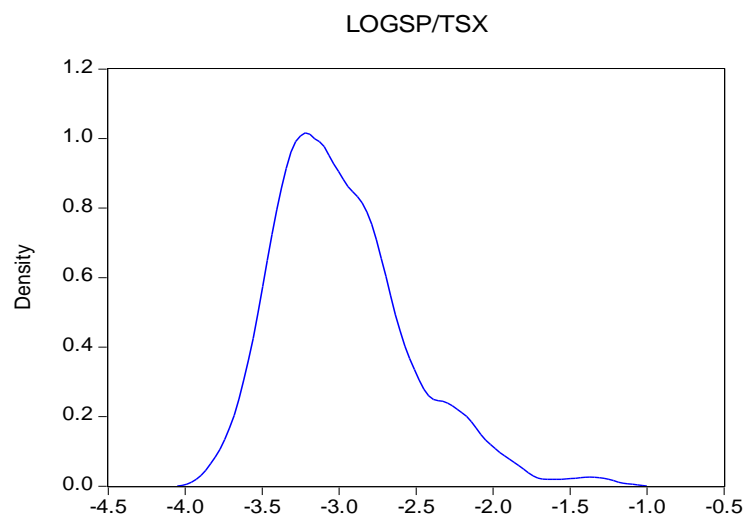


Figure 2.3 : distribution de LOGVR du FTSE 100

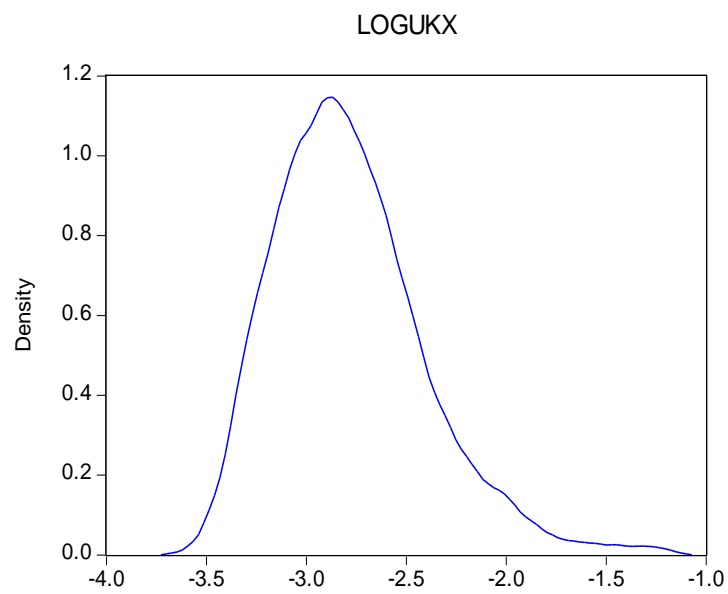


Figure 2.4 : distribution de LOGVR du NIKKEI 225

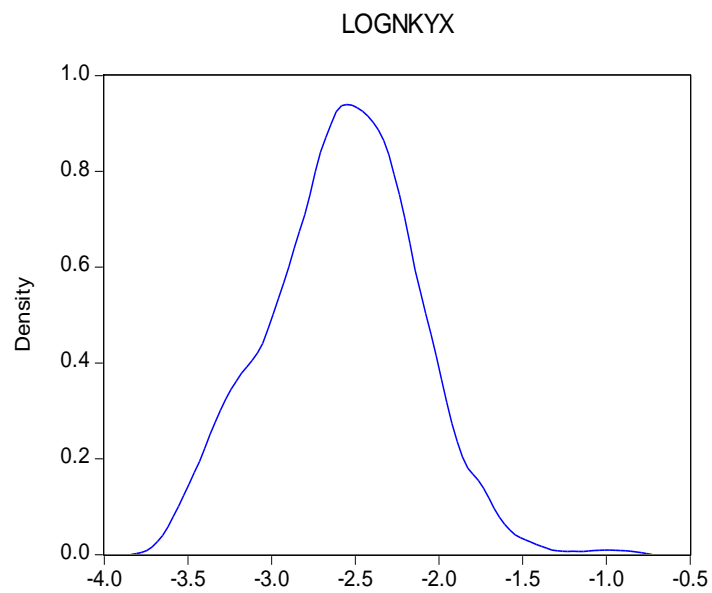


Tableau1 : Synthèses des résultats de l'étude de la normalité des séries

Séries	Volatilité réalisée			Logarithme de la volatilité réalisée (LOGVR)			Rendement standardisé par la volatilité réalisée		
	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera
S&P 500	7.83	74.96	69615.4 (0.00)	0.83	4.39	64.39 (0.00)	0.04	2.49	3.37 (0.18)
SPTSX	7.41	69.29	592328.1 (0.00)	0.95	4.17	64.37 (0.00)	-0.01	2.44	3.95 (0.13)
FTSE 100	6.77	60.21	44360.27 (0.00)	0.90	4.27	62.65 (0.00)	-0.04	2.43	4.17 (0.12)
NIKKEI 225	9.19	119.15	177498.8 (0.00)	0.03	3.08	0.14 (0.92)	0.15	2.30	7.40 (0.02)

Tableau 2 : critères d'informations

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-348.7200	NA	0.000127	2.383243	2.433113	2.403210
1	-60.61196	566.4826	2.03e-05	0.544675	0.794024*	0.644510*
2	-34.38372	50.86153	1.89e-05	0.475566	0.924393	0.655267
3	-11.05614	44.60611*	1.80e-05*	0.426055*	1.074361	0.685624
4	1.862785	24.35392	1.84e-05	0.446873	1.294658	0.786310
5	8.936945	13.14455	1.95e-05	0.507183	1.554447	0.926487
6	13.41764	8.204522	2.11e-05	0.585016	1.831759	1.084187
7	20.78229	13.28622	2.24e-05	0.643363	2.089585	1.222402
8	26.11569	9.477592	2.41e-05	0.715435	2.361135	1.374341
9	34.75206	15.11366	2.54e-05	0.765189	2.610368	1.503962
10	39.80485	8.705812	2.74e-05	0.839156	2.883815	1.657797
11	48.54169	14.81722	2.88e-05	0.888232	3.132369	1.786740
12	61.26161	21.22851	2.96e-05	0.910395	3.354011	1.888770

(*) Désigne le nombre de retards p retenu en fonction du critère choisi

ANNEXE 2

1) Représentation graphique du niveau des indices boursiers étudiés : S&P500,

S&P/TSX, NIKKEI 225 et le FTSE 100 de 1984 à 2009

Figure1.1 : Évolution de l'indice S&P500

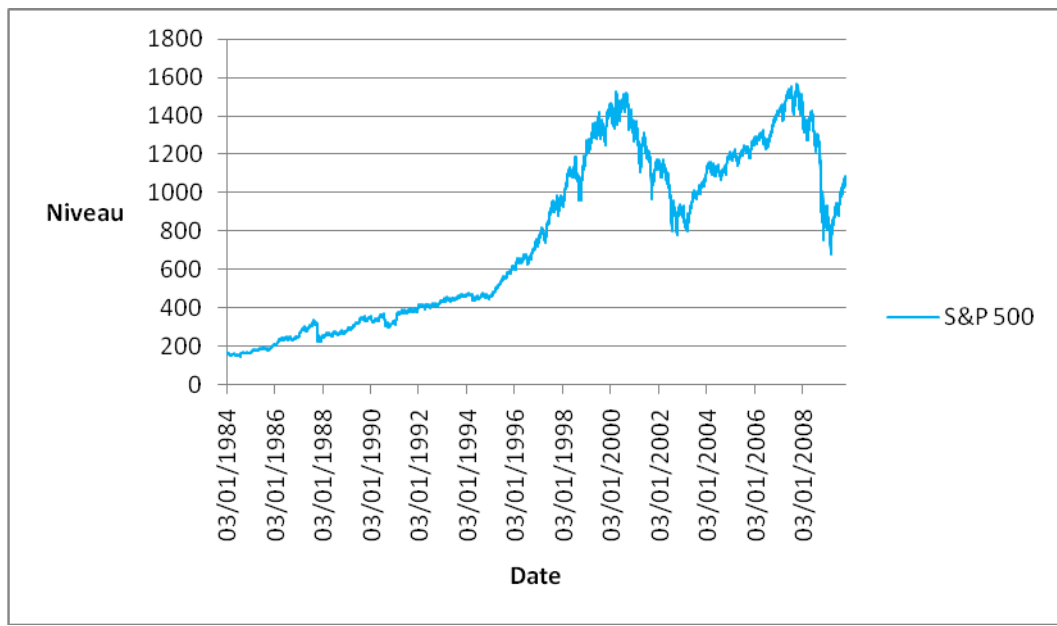


Figure 1.2 : Évolution de l'indice S&P/TSX

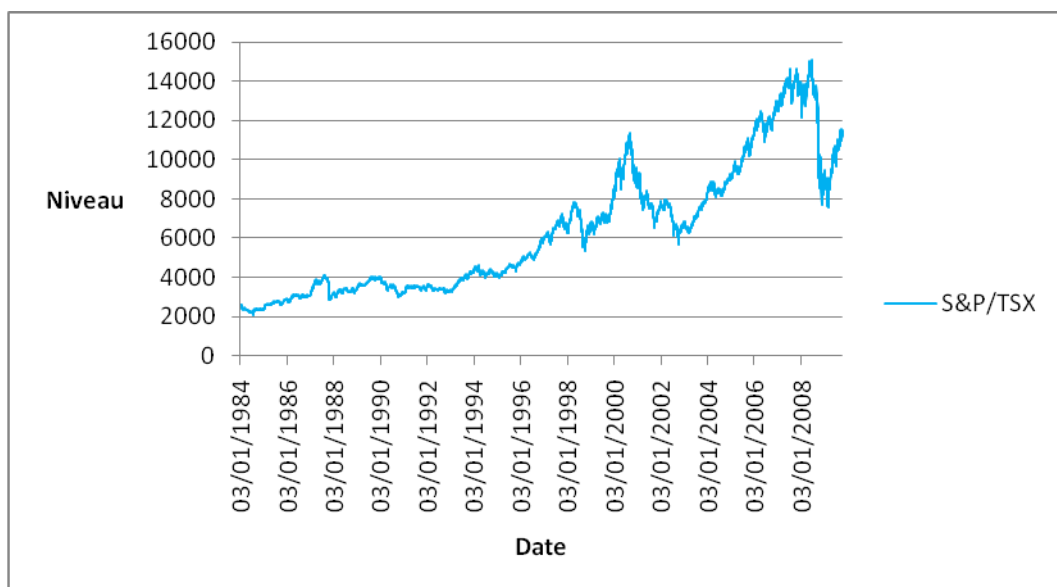


Figure 1.3 : Évolution de l'indice NIKKEI 225

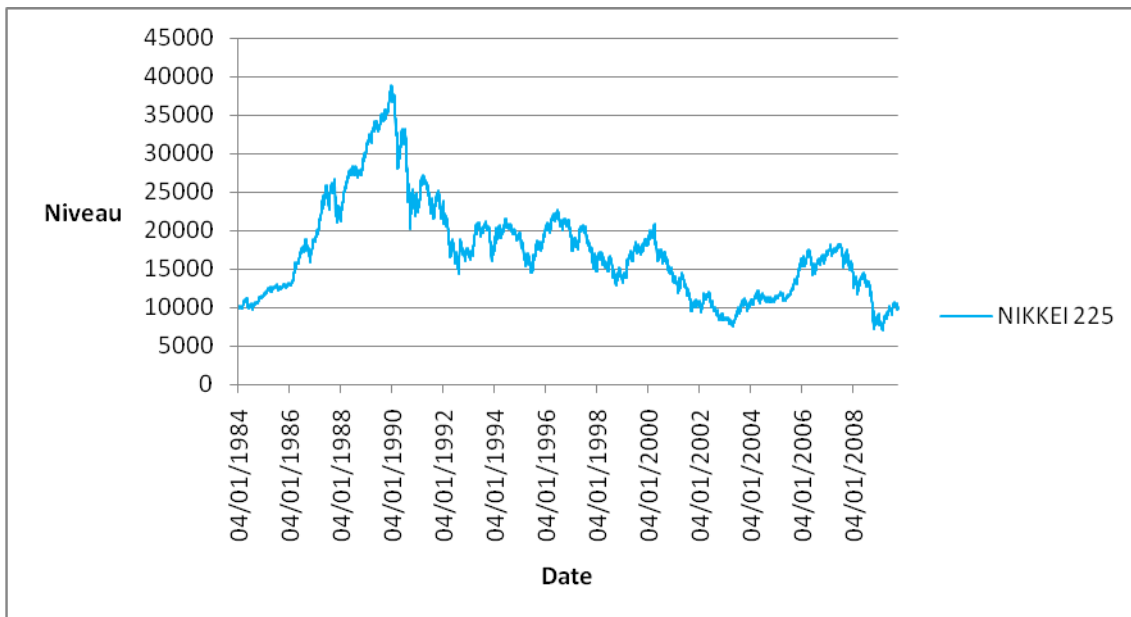
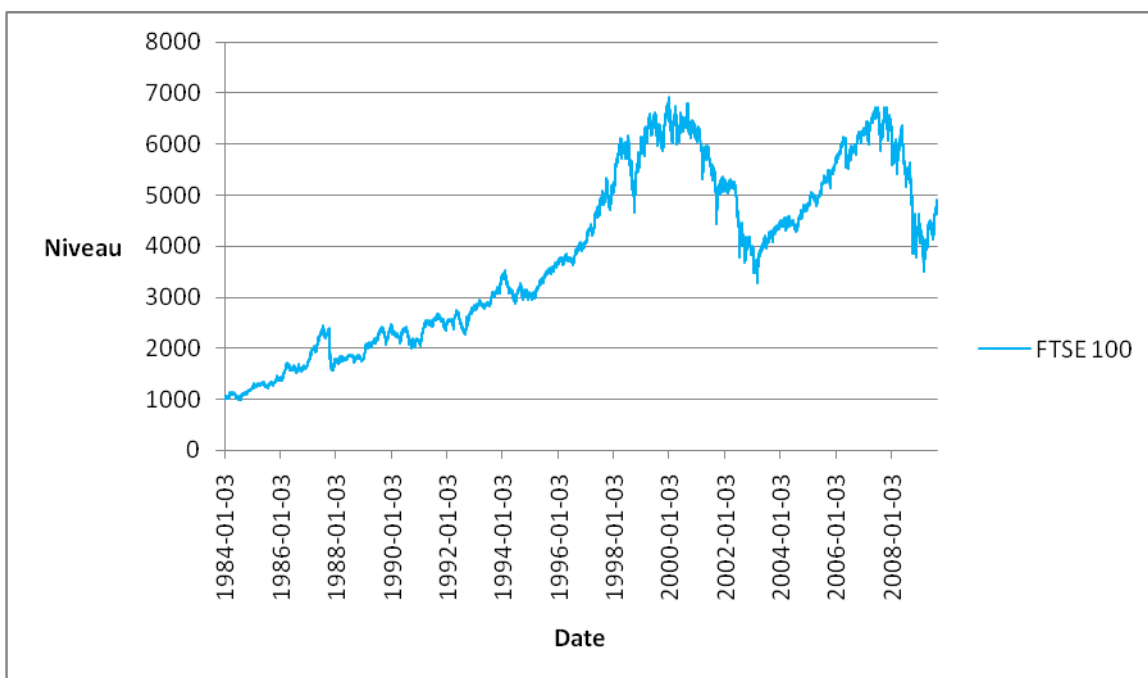


Figure 1.4 : Évolution de l'indice FTSE 100



2) Représentation graphique des rendements journaliers des indices boursiers

étudiés : S&P500, S&P/TSX, NIKKEI 225 et le FTSE 100 de 1984 à 2009

Figure 2.1 : S&P 500

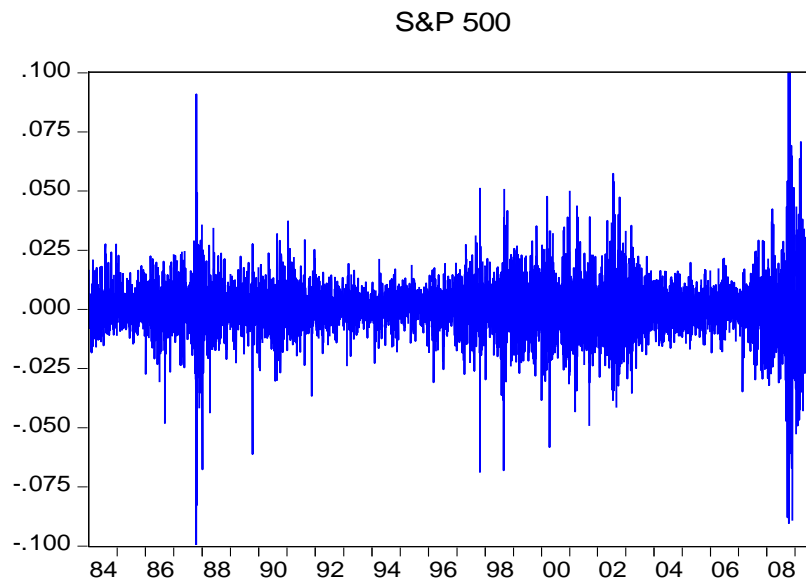


Figure 2.2 : S&P/TSX

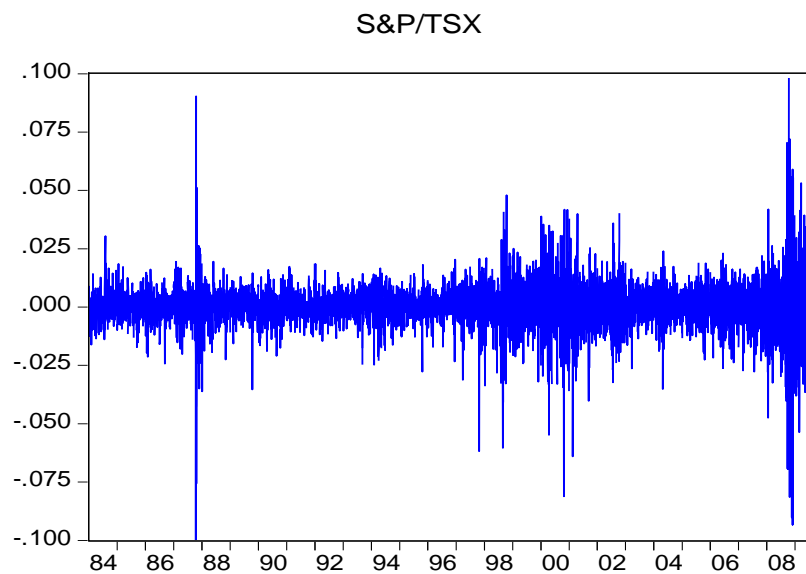


Figure 2.3 : FTSE 100

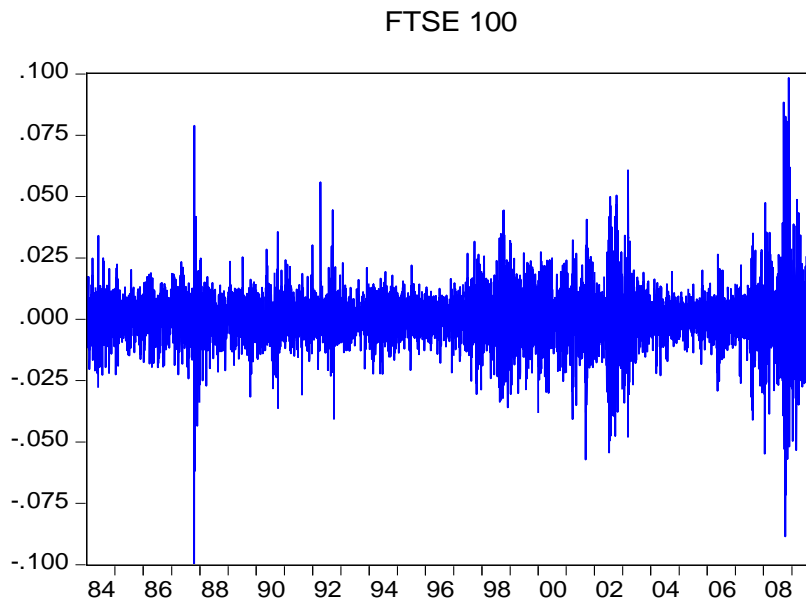
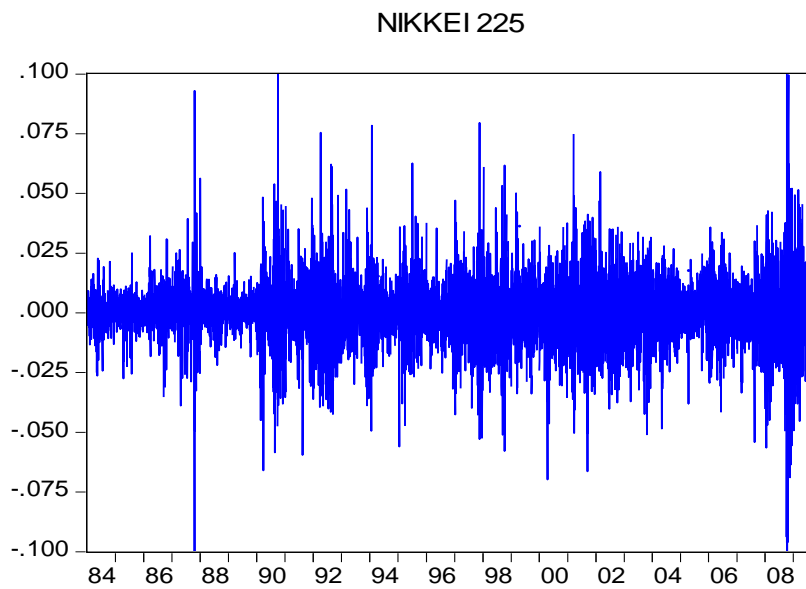


Figure 2.4 : Nikkei 225



3) Représentation graphique de la volatilité réalisée des indices boursiers

étudiés : S&P500, S&P/TSX, NIKKEI 225 et le FTSE 100 de 1984 à 2009

Figure 3.1 : S&P 500

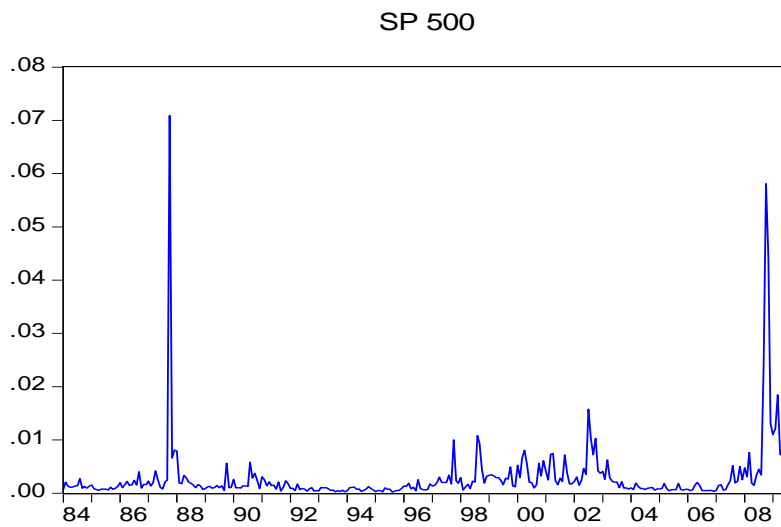


Figure 3.2 : S&P/TSX

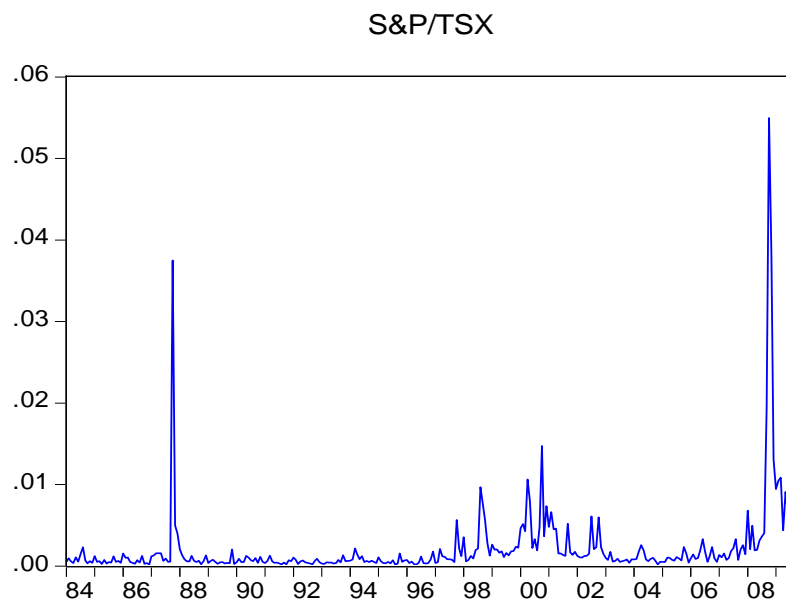


Figure 3.3 : FTSE 100

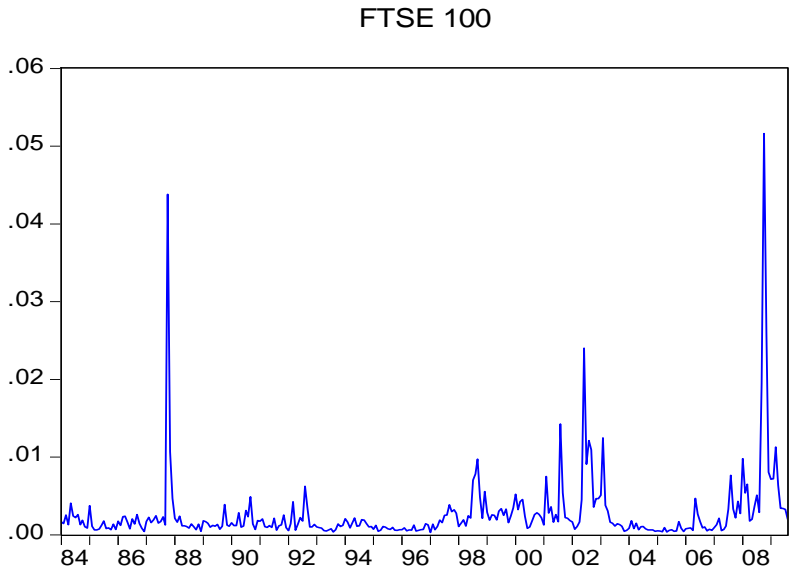


Figure 3.4 : Nikkei 225

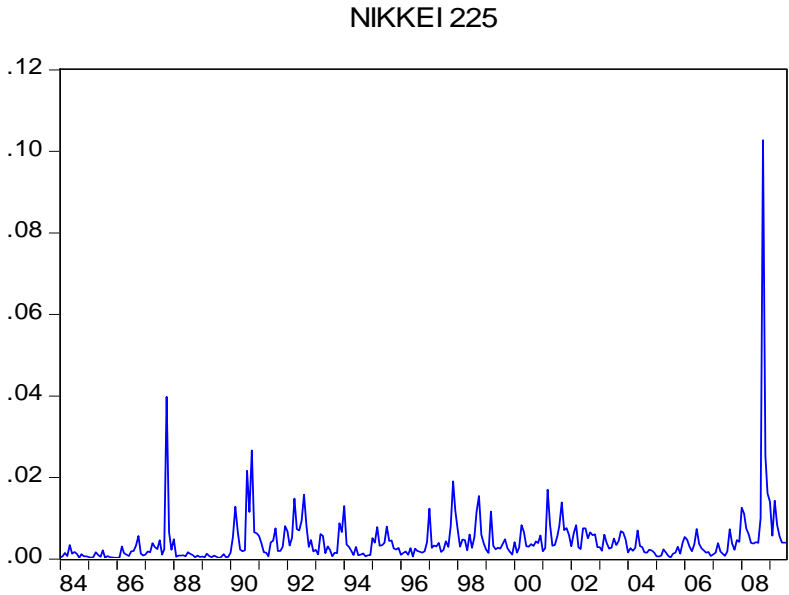


Tableau 1 : Corrélogramme des résidus de régression du test (ADF) pour la série S&P 500, FTSE 100, SPTSX et NIKKEI 225.









































- La série S&P 500

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.022	-0.022	0.1525	0.696
		2	-0.064	-0.064	1.4179	0.492
		3	-0.016	-0.019	1.4950	0.683
		4	-0.078	-0.084	3.4156	0.491
		5	0.067	0.062	4.8274	0.437
		6	0.082	0.075	6.9176	0.329
		7	0.022	0.032	7.0716	0.421
		8	0.049	0.058	7.8380	0.449
		9	0.066	0.087	9.2075	0.418
		10	0.034	0.056	9.5649	0.479
		11	-0.072	-0.065	11.205	0.426
		12	0.065	0.070	12.575	0.401
		13	0.033	0.031	12.933	0.453
		14	0.004	-0.001	12.938	0.531
		15	0.092	0.071	15.708	0.402
		16	-0.008	0.005	15.730	0.472
		17	-0.003	0.005	15.732	0.543
		18	0.065	0.049	17.119	0.515
		19	0.055	0.068	18.126	0.514
		20	0.033	0.034	18.480	0.556

- La série FTSE 100

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.091	-0.091	2.5420	0.111
		2	0.022	0.014	2.6952	0.260
		3	0.035	0.039	3.0875	0.378
		4	0.014	0.020	3.1451	0.534
		5	0.112	0.114	7.0567	0.216
		6	0.115	0.137	11.242	0.081
		7	0.020	0.041	11.366	0.123
		8	0.049	0.045	12.128	0.146
		9	0.018	0.014	12.227	0.201
		10	0.075	0.060	14.029	0.172
		11	0.022	0.003	14.181	0.223
		12	0.060	0.038	15.357	0.223
		13	-0.093	-0.111	18.177	0.151
		14	0.075	0.034	19.993	0.130
		15	0.057	0.046	21.066	0.135
		16	-0.040	-0.051	21.575	0.157
		17	0.018	-0.014	21.682	0.197
		18	-0.003	-0.003	21.684	0.246
		19	0.080	0.091	23.766	0.205
		20	0.016	0.007	23.850	0.249

- La série SPTSX

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.044	-0.044	0.6007	0.438
		2 -0.127	-0.129	5.6238	0.060
		3 0.048	0.036	6.3344	0.096
		4 -0.014	-0.027	6.3952	0.172
		5 0.041	0.051	6.9197	0.227
		6 0.037	0.035	7.3591	0.289
		7 0.024	0.042	7.5470	0.374
		8 0.147	0.159	14.411	0.072
		9 0.029	0.053	14.670	0.100
		10 0.052	0.099	15.528	0.114
		11 -0.022	-0.018	15.685	0.153
		12 0.028	0.046	15.932	0.194
		13 0.008	-0.017	15.950	0.252
		14 0.080	0.080	18.011	0.206
		15 -0.026	-0.047	18.225	0.251
		16 0.026	0.016	18.438	0.299
		17 0.068	0.036	19.940	0.277
		18 0.044	0.038	20.564	0.302
		19 -0.028	-0.020	20.824	0.347
		20 0.058	0.049	21.947	0.343

- La série NIKKEI 225









































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.091	-0.091	2.5420	0.111
		2 0.022	0.014	2.6952	0.260
		3 0.035	0.039	3.0875	0.378
		4 0.014	0.020	3.1451	0.534
		5 0.112	0.114	7.0567	0.216
		6 0.115	0.137	11.242	0.081
		7 0.020	0.041	11.366	0.123
		8 0.049	0.045	12.128	0.146
		9 0.018	0.014	12.227	0.201
		10 0.075	0.060	14.029	0.172
		11 0.022	0.003	14.181	0.223
		12 0.060	0.038	15.357	0.223
		13 -0.093	-0.111	18.177	0.151
		14 0.075	0.034	19.993	0.130
		15 0.057	0.046	21.066	0.135
		16 -0.040	-0.051	21.575	0.157
		17 0.018	-0.014	21.682	0.197
		18 -0.003	-0.003	21.684	0.246
		19 0.080	0.091	23.766	0.205
		20 0.016	0.007	23.850	0.249

Tableau 2 : Test de causalité de Granger

Hypothèse nulle	P=2		p=3	
P-value	F-statistique	P-value	F-statistique	P-value
sp500 ne cause pas sptsx	7.004	0.0011	6.76479	0.0002
sptsx ne cause pas sp500	1.2361	0.2920	1.83080	0.4848
sp500 ne cause pas nky	1.951	0.1438	2.09735	0.1006
nky ne cause pas sp500	0.836	0.4344	1.93610	0.1238
sp500 ne cause pas ukx	7.320	0.0008	4.25187	0.0058
ukx ne cause pas sp500	20.2957	5.E-09	14.5651	7.E-09
sptsx ne cause pas nky	2.656	0.071	1.78239	0.1505
nky ne cause pas sptsx	0.178	0.8363	0.37428	0.7716
sptsx ne cause pas ukx	4.188	0.0161*	2.53002	0.0574*
ukx ne cause pas sptsx	28.606	0.0002	7.03395	0.0001
nky ne cause pas ukx	0.251	0.777	1.83080	0.1416
ukx ne cause pas nky	8.592	0.0002	6.23788	0.0004

Tableau 3.1 : Fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le S&P 500

Period	LOGSP500	LOGUKX	LOGSPTSX	LOGNKYX
1	0,247644	0	0	0
2	0,113832	0,093283	-0,011813	-0,043159
3	0,11938	0,065433	0,002766	-0,052642
4	0,099464	0,040174	0,018093	-0,025361
5	0,087404	0,052839	0,008915	-0,025135
6	0,079419	0,044628	0,012029	-0,01665
7	0,067689	0,039522	0,017417	-0,01441
8	0,061023	0,035881	0,015005	-0,010623
9	0,053359	0,032121	0,015421	-0,007302
10	0,046865	0,028515	0,016079	-0,005256
11	0,041573	0,025186	0,015226	-0,003254
12	0,036533	0,022469	0,014669	-0,001777
13	0,032181	0,01986	0,01413	-0,000621
14	0,028384	0,017533	0,013332	0,000293
15	0,02499	0,015529	0,01252	0,000971
16	0,022003	0,013712	0,011726	0,001475
17	0,019375	0,0121	0,010907	0,001832
18	0,017053	0,010683	0,010096	0,002074
19	0,015004	0,009423	0,009318	0,002223
20	0,013199	0,008308	0,008568	0,002298
21	0,011608	0,007324	0,007853	0,002317
22	0,010206	0,006454	0,007179	0,002293
23	0,008971	0,005685	0,006547	0,002235
24	0,007884	0,005007	0,005956	0,002154

Tableau 3.1.1 : Intervalles de confiance des fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le S&P 500

IC SP500		IC ukx		IC SPTSX		IC NKYX	
Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup
-0,01717493	0,02214267	0	0	0	0	0	0
-0,02964946	0,03330574	-0,02805676	0,03086084	-0,02792087	0,02758633	-0,02836473	0,02783253
-0,03243172	0,03663868	-0,0326055	0,0348577	-0,03102216	0,03110984	-0,03190038	0,03217713
-0,02855923	0,03161277	-0,03448007	0,03592313	-0,0293228	0,0298692	-0,02997895	0,03041253
-0,02792041	0,03052679	-0,03085786	0,03256774	-0,02918823	0,02945497	-0,02969762	0,03064826
-0,02914901	0,03161099	-0,03079918	0,03223442	-0,03114806	0,03153274	-0,03160663	0,03239564
-0,02987959	0,03201721	-0,02970979	0,03093261	-0,03222745	0,03280535	-0,03275546	0,03254972
-0,03030767	0,03225553	-0,02838076	0,02943924	-0,03242307	0,03292333	-0,03285029	0,03247662
-0,03027746	0,03197214	-0,0268168	0,0277104	-0,03214389	0,03265371	-0,0325195	0,03169229
-0,02986404	0,03132716	-0,02516725	0,02591035	-0,03145264	0,03197296	-0,03179784	0,03043536
-0,02925601	0,03052399	-0,02360473	0,02421927	-0,03049406	0,03097154	-0,03078382	0,02894027
-0,0283519	0,0294289	-0,0220491	0,0225605	-0,02923832	0,02967928	-0,02948551	0,02723888
-0,0273172	0,0282292	-0,02054608	0,02096672	-0,0278454	0,0282498	-0,02805649	0,02547193
-0,02613476	0,02690284	-0,0191333	0,0194787	-0,02637735	0,02673865	-0,02655403	0,02366074
-0,02488423	0,02552697	-0,01779191	0,01807609	-0,02484984	0,02516936	-0,02499721	0,02188444
-0,02356604	0,02410116	-0,01650452	0,01673708	-0,02332084	0,02360156	-0,02344354	0,02016396
-0,02223956	0,02268364	-0,01531049	0,01550071	-0,02179086	0,02203474	-0,02189232	0,01851969
-0,02088668	0,02125332	-0,01419103	0,01434657	-0,020318	0,0205284	-0,02040159	0,01697194
-0,01956666	0,01986854	-0,01312738	0,01325422	-0,0188826	0,019063	-0,01895128	0,01550156
-0,01828046	0,01852834	-0,01212001	0,01222319	-0,01750435	0,01765805	-0,01756059	0,01414817
-0,01702895	0,01723185	-0,01118883	0,01127277	-0,01620282	0,01633318	-0,01624877	0,0128728
-0,01581283	0,01597837	-0,01031472	0,01038288	-0,01495861	0,01506859	-0,01499604	0,01171489
-0,01465223	0,01478697	-0,00949797	0,00955323	-0,01379138	0,01388382	-0,01382182	0,01063531
-0,01354769	0,01365711	-0,00871927	0,00876393	-0,01270129	0,01277871	-0,012726	0,0096538

IC : intervalles de confiances ; Borneinf : borne inferieure ; Bornesup : borne supérieure

Tableau 3.2 : Fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le FTSE 100

Period	LOGSP500	LOGUKX	LOGSPTSX	LOGNKYX
1	0,104034	0,240504	0	0
2	0,099478	0,107065	0,001211	-0,008715
3	0,07314	0,081396	0,030063	-0,041074
4	0,069843	0,068666	0,008081	-0,013029
5	0,061891	0,05382	0,013896	-0,007313
6	0,055274	0,043646	0,019283	-0,006719
7	0,05041	0,036723	0,014783	-0,003795
8	0,043915	0,031629	0,015267	-0,001975
9	0,03879	0,026673	0,015777	-0,000653
10	0,034561	0,022941	0,014484	0,000471
11	0,03037	0,020109	0,013777	0,001223
12	0,026756	0,017447	0,013186	0,001768
13	0,023616	0,015214	0,012292	0,00217
14	0,020781	0,013366	0,011439	0,002432
15	0,018284	0,011715	0,010649	0,002592
16	0,016093	0,010277	0,009838	0,002672
17	0,014153	0,009036	0,009052	0,00269
18	0,012443	0,007942	0,008313	0,00266
19	0,010938	0,006981	0,007609	0,002593
20	0,009613	0,006139	0,006943	0,002501
21	0,008445	0,005399	0,006322	0,002389
22	0,007418	0,004747	0,005744	0,002265
23	0,006514	0,004174	0,005208	0,002134
24	0,005719	0,003669	0,004714	0,001999

Tableau 3.2.1 : Intervalles de confiance des fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le FTSE 100

IC SP 500		IC UKX		IC SPTSX		IC NKYX	
Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup
-0,02672591	0,02972209	-0,01674789	0,02143291	0	0	0	0
-0,03110793	0,03443447	-0,02922078	0,03259762	-0,02889214	0,02892786	-0,03004259	0,02977661
-0,03358611	0,03618989	-0,03338279	0,03627561	-0,03112988	0,03209972	-0,03457856	0,03315904
-0,02748288	0,02951392	-0,03360901	0,03604939	-0,0283809	0,0286159	-0,02971382	0,02932138
-0,02651658	0,02824582	-0,02914549	0,03079131	-0,02796551	0,02836489	-0,03029662	0,03007138
-0,02718044	0,02875796	-0,02782546	0,02909294	-0,0286838	0,0292538	-0,03034647	0,03013913
-0,02713527	0,02856793	-0,02634889	0,02735511	-0,02929497	0,02974023	-0,02971222	0,02959738
-0,02695932	0,02819508	-0,02435533	0,02515427	-0,02862647	0,02907593	-0,02872331	0,02866549
-0,0265127	0,0275833	-0,02260059	0,02322421	-0,02780239	0,02825361	-0,02737072	0,02735248
-0,02576237	0,02668723	-0,02097835	0,02147525	-0,02692594	0,02732686	-0,025807	0,0258194
-0,02493082	0,02571558	-0,01945711	0,01986049	-0,02570961	0,02607359	-0,02413213	0,02416227
-0,02391423	0,02457617	-0,01802689	0,01835071	-0,02437411	0,02470429	-0,02242176	0,02246224
-0,0228106	0,023367	-0,01670571	0,01696709	-0,02304139	0,02333221	-0,02073342	0,02077938
-0,02168047	0,02214513	-0,01549521	0,01570799	-0,021668	0,0219224	-0,01910586	0,01915334
-0,0204851	0,0208709	-0,01433938	0,01451182	-0,02027325	0,02049475	-0,01753838	0,01758482
-0,019303	0,0196226	-0,01327761	0,01341759	-0,01891657	0,01910743	-0,01606966	0,01611354
-0,01811584	0,01837936	-0,01227156	0,01238524	-0,01761706	0,01778054	-0,01467983	0,01472018
-0,01694375	0,01716025	-0,01134146	0,01143374	-0,01635514	0,01649446	-0,01338821	0,01342459
-0,01580689	0,01598431	-0,01046818	0,01054302	-0,01513103	0,01524897	-0,01219465	0,01222695
-0,01470592	0,01485088	-0,00965207	0,00971273	-0,01400342	0,01410298	-0,01109902	0,01112738
-0,01366089	0,01377912	-0,00889343	0,00894257	-0,01291381	0,01299739	-0,0100817	0,0101063
-0,01265273	0,01274887	-0,00817296	0,00821264	-0,01190142	0,01197138	-0,00914262	0,00916378
-0,01170138	0,01177942	-0,00751037	0,00754243	-0,01094684	0,01100516	-0,00830135	0,00831945
-0,01078763	0,01085077	-0,00690585	0,00693175	-0,01005017	0,01009863	-0,00751872	0,00753408

IC : intervalles de confiances ; Borneinf : borne inferieure ; Bornesup : borne supérieure

Tableau 3.3 : Fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le SPTSX

Period	LOGSP500	LOGUKX	LOGSPTSX	LOGNKYX
1	0,141982	0,046961	0,234611	0
2	0,120765	0,067163	0,065145	-0,023944
3	0,09978	0,067769	0,065904	-0,033326
4	0,073867	0,041892	0,100275	-0,010215
5	0,078003	0,038864	0,066792	-0,003899
6	0,067372	0,039784	0,057798	0,002346
7	0,057132	0,034404	0,059301	0,003726
8	0,052798	0,029098	0,050138	0,006543
9	0,046029	0,027331	0,043893	0,008211
10	0,040362	0,024265	0,040388	0,008963
11	0,035883	0,021201	0,035897	0,00947
12	0,031567	0,01911	0,031791	0,009567
13	0,027745	0,016968	0,028537	0,009452
14	0,024438	0,014975	0,025494	0,009159
15	0,021496	0,013297	0,022681	0,008754
16	0,01888	0,011772	0,020239	0,008278
17	0,016585	0,010392	0,018051	0,007756
18	0,014564	0,009178	0,016068	0,007217
19	0,012779	0,008099	0,014307	0,006675
20	0,011209	0,007137	0,012735	0,006142
21	0,009829	0,006286	0,011326	0,005628
22	0,008615	0,005533	0,010069	0,005137
23	0,007549	0,004867	0,008948	0,004674
24	0,006612	0,004278	0,007947	0,004241

Tableau 3.3.1 : Intervalles de confiance des fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le SPTSX

IC SP 500		IC ukx		IC SPTSX		IC NKYX	
Borneinf	Icsup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup
-0,02701575	0,03123545	-0,02595994	0,02723446	-0,0163912	0,0208488	0	0
-0,03231536	0,03655904	-0,03179966	0,03405634	-0,03018504	0,03226056	-0,03219941	0,03142219
-0,03543719	0,03923881	-0,03585778	0,03842622	-0,03267316	0,03494684	-0,03647787	0,03525813
-0,03123436	0,03368084	-0,03807444	0,03973756	-0,0304065	0,0336855	-0,03233123	0,03199597
-0,03028133	0,03279147	-0,0336583	0,0350201	-0,03112434	0,03332046	-0,0334452	0,0333124
-0,03179615	0,03405985	-0,03335415	0,03473625	-0,03319342	0,03521058	-0,03486582	0,03494938
-0,0325771	0,0345333	-0,03271588	0,03388492	-0,03438364	0,03652916	-0,03519337	0,03532743
-0,0327848	0,0346	-0,03075927	0,03168633	-0,03433932	0,03614228	-0,03486921	0,03510279
-0,0328246	0,0344034	-0,02902869	0,02984971	-0,03416419	0,03572941	-0,03396113	0,03424687
-0,03242269	0,03378611	-0,02744872	0,02813688	-0,03368919	0,03510681	-0,03267987	0,03298013
-0,03174793	0,03293207	-0,02572786	0,02629054	-0,03265203	0,03387037	-0,03109145	0,03139335
-0,03081636	0,03182524	-0,02402822	0,02450138	-0,03139124	0,03242636	-0,0292955	0,0295829
-0,02969876	0,03055164	-0,02246145	0,02285375	-0,03005356	0,03094164	-0,02744421	0,02771019
-0,02847212	0,02919108	-0,02094792	0,02127048	-0,02853396	0,02928604	-0,02555602	0,02579598
-0,02713906	0,02774094	-0,0194865	0,0197527	-0,02694811	0,02757909	-0,02368813	0,02390067
-0,02573925	0,02623995	-0,01809904	0,01831776	-0,02535268	0,02588172	-0,0218788	0,0220644
-0,02431212	0,02472708	-0,01680562	0,01698478	-0,02375004	0,02419156	-0,02012764	0,02028756
-0,02287833	0,02322087	-0,01556756	0,01571404	-0,02216082	0,02252718	-0,0184538	0,0185902
-0,0214389	0,0217203	-0,01440503	0,01452457	-0,02062435	0,02092765	-0,01689626	0,01701174
-0,02003357	0,02026403	-0,013299	0,0133962	-0,01916109	0,01941171	-0,01541594	0,01551286
-0,01868264	0,01887096	-0,01226932	0,01234828	-0,01773293	0,01793907	-0,01405193	0,01413287
-0,01736733	0,01752067	-0,01129682	0,01136078	-0,01639892	0,01656828	-0,0127848	0,012852
-0,0160882	0,0162126	-0,01040131	0,01045309	-0,01512065	0,01525935	-0,01161464	0,01167016
-0,01488482	0,01498558	-0,00956348	0,00960532	-0,01391814	0,01403146	-0,01052198	0,01056762

IC : intervalles de confiances ; Borneinf : borne inferieure ; Bornesup : borne supérieure

Tableau 3.4 : Fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le NIKKEI 225

Period	LOGSP500	LOGUKX	LOGSPTSX	LOGNKYX
1	0,102873	0,052168	0,014668	0,277513
2	0,084565	0,089551	0,01066	0,133972
3	0,084378	0,061322	0,01841	0,085119
4	0,055468	0,051209	0,020234	0,0755
5	0,05129	0,044517	0,017582	0,062651
6	0,044228	0,036066	0,01925	0,052902
7	0,037421	0,031924	0,018491	0,041793
8	0,032592	0,026669	0,01704	0,034764
9	0,027667	0,022618	0,016561	0,028719
10	0,023976	0,019231	0,015363	0,023863
11	0,020714	0,016347	0,014162	0,01999
12	0,017861	0,013966	0,013121	0,016749
13	0,015481	0,011901	0,012011	0,014138
14	0,013409	0,010187	0,010948	0,011982
15	0,011625	0,008733	0,009959	0,010196
16	0,010091	0,007492	0,009023	0,008715
17	0,008764	0,006443	0,00815	0,007477
18	0,007617	0,005548	0,007345	0,006438
19	0,006623	0,004783	0,006606	0,005562
20	0,005762	0,004129	0,005928	0,00482
21	0,005015	0,00357	0,005311	0,004188
22	0,004366	0,003089	0,004751	0,003648
23	0,003803	0,002675	0,004244	0,003185
24	0,003313	0,002319	0,003786	0,002786

Tableau 3.4.1 : Intervalles de confiance des fonctions de réponses impulsionnelles aux chocs sur le NIKKEI 225

IC SP 500		IC UKX		IC SPTSX		IC NKYX	
Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup	Borneinf	Bornesup
-0,03105116	0,03449124	-0,0306207	0,0322953	-0,03093078	0,03139722	-0,01891115	0,02514965
-0,03726489	0,04062551	-0,0362306	0,0396998	-0,03623823	0,03663457	-0,03348935	0,03840345
-0,03895667	0,04246173	-0,03975832	0,04232648	-0,03745327	0,03816353	-0,03836007	0,04184313
-0,03243418	0,03432342	-0,04018005	0,04233595	-0,03388771	0,03459469	-0,03369486	0,03639474
-0,03086384	0,03252256	-0,0346894	0,0363018	-0,03302111	0,03361889	-0,0342851	0,0365493
-0,03151445	0,03296955	-0,03241829	0,03363371	-0,03343912	0,03410248	-0,03427055	0,03617185
-0,03133804	0,03255796	-0,03030935	0,03131305	-0,03380167	0,03444553	-0,03341517	0,03487123
-0,03089635	0,03194125	-0,02782063	0,02858817	-0,03287488	0,03345152	-0,0322092	0,0333724
-0,03010575	0,03096785	-0,0253797	0,0259723	-0,03152258	0,03205982	-0,03047561	0,03138199
-0,0289242	0,0296406	-0,02315337	0,02361223	-0,03008353	0,03055887	-0,02840313	0,02910327
-0,02765422	0,02824498	-0,02112751	0,02148289	-0,02837032	0,02878328	-0,02620954	0,02674966
-0,02619946	0,02668134	-0,01924628	0,01952252	-0,02653596	0,02689364	-0,02399915	0,02441285
-0,02467595	0,02506885	-0,01757185	0,01778655	-0,0247005	0,0250051	-0,02185203	0,02216957
-0,02314497	0,02346383	-0,01604696	0,01621464	-0,02290136	0,02315864	-0,01981134	0,02005506
-0,02160748	0,02186532	-0,01467353	0,01480487	-0,02113844	0,02135436	-0,0178992	0,0180864
-0,02008406	0,02029194	-0,0133942	0,013497	-0,01945124	0,01963116	-0,01611761	0,01626159
-0,01861479	0,01878201	-0,0122488	0,0123296	-0,01787895	0,01802825	-0,01450725	0,01461835
-0,01720049	0,01733471	-0,01117947	0,01124293	-0,01638278	0,01650602	-0,01303026	0,01311614
-0,01586142	0,01596898	-0,01020623	0,01025617	-0,01498253	0,01508387	-0,01168754	0,01175406
-0,01459816	0,01468424	-0,00930995	0,00934925	-0,0136785	0,0137615	-0,01047976	0,01053144
-0,01339165	0,01346035	-0,00849091	0,00852189	-0,01249046	0,01255834	-0,0093879	0,0094281
-0,01226183	0,01231657	-0,00774937	0,00777383	-0,01137955	0,01143485	-0,00841231	0,00844369
-0,01122857	0,01127223	-0,00704637	0,00706563	-0,01036551	0,01041049	-0,00753374	0,00755826
-0,01025304	0,01028776	-0,00642119	0,00643641	-0,00942895	0,00946545	-0,00673282	0,00675198

IC : intervalles de confiances; Borneinf : borne inférieure; Bornesup : borne supérieure

Tableau 4.1 : Décomposition de la variance pour la série S&P 500

Période	S.E	S&P 500	FTSE 100	S&P/TSX	NIKKEI 225
1	0.247644	100.0000	0.000000	0.000000	0.000000
2	0.291529	87.40553	10.23857	0.164194	2.191700
3	0.326038	83.28871	12.21358	0.138473	4.359234
4	0.344642	82.86832	12.28935	0.399540	4.442784
5	0.360446	81.64120	13.38435	0.426449	4.548008
6	0.372346	81.05517	13.97897	0.503990	4.461878
7	0.381178	80.49612	14.41376	0.689696	4.400421
8	0.388131	80.10969	14.75657	0.814663	4.319075
9	0.393467	79.79097	15.02553	0.946321	4.237181
10	0.397632	79.51694	15.22662	1.090112	4.166336
11	0.400895	79.30342	15.37450	1.216691	4.105393
12	0.403453	79.12078	15.49030	1.333495	4.055430
13	0.405468	78.96622	15.57662	1.441710	4.015455
14	0.407057	78.83723	15.64080	1.537752	3.984223
15	0.408312	78.72790	15.68943	1.622335	3.960332
16	0.409305	78.63538	15.72563	1.696544	3.942439
17	0.410091	78.55742	15.75246	1.760780	3.929336
18	0.410714	78.49177	15.77238	1.815872	3.919978
19	0.411207	78.43659	15.78705	1.862863	3.913495
20	0.411599	78.39037	15.79780	1.902658	3.909176
21	0.411909	78.35177	15.80563	1.936142	3.906455
22	0.412155	78.31964	15.81130	1.964172	3.904890
23	0.412350	78.29297	15.81537	1.987521	3.904140
24	0.412504	78.27091	15.81826	2.006880	3.903946

Tableau 4.2 : Décomposition de la variance pour la série FTSE 100

Période	S.E	S&P 500	FTSE 100	S&P/TSX	NIKKEI 225
1	0.247644	15.76202	84.23798	0.000000	0.000000
2	0.291529	22.99511	76.91896	0.001627	0.084302
3	0.326038	24.90604	72.54463	0.864878	1.684449
4	0.344642	27.02863	70.43559	0.847669	1.688118
5	0.360446	28.63033	68.77648	0.957967	1.635224
6	0.372346	29.82522	67.36277	1.210509	1.601499
7	0.381178	30.82665	66.27200	1.339265	1.562079
8	0.388131	31.53684	65.45362	1.481420	1.528120
9	0.393467	32.06916	64.79308	1.636903	1.500852
10	0.397632	32.48444	64.26993	1.765535	1.480094
11	0.400895	32.79091	63.86204	1.881931	1.465119
12	0.403453	33.01980	63.53621	1.989076	1.454913
13	0.405468	33.19258	63.27675	2.082119	1.448555
14	0.407057	33.32116	63.07094	2.162777	1.445121
15	0.408312	33.41673	62.90656	2.232870	1.443847
16	0.409305	33.48784	62.77523	2.292824	1.444107
17	0.410091	33.54051	62.67040	2.343685	1.445406
18	0.410714	33.57934	62.58661	2.386693	1.447357
19	0.411207	33.60792	62.51960	2.422808	1.449671
20	0.411599	33.62886	62.46605	2.452951	1.452137
21	0.411909	33.64412	62.42326	2.478005	1.454607
22	0.412155	33.65520	62.38908	2.498737	1.456980
23	0.412350	33.66320	62.36179	2.515817	1.459193
24	0.412504	33.66893	62.34002	2.529837	1.461213

Tableau 4.3 : Décomposition de la variance pour la série SPTSX

Période	S.E	S&P 500	FTSE 100	S&P/TSX	NIKKEI 225
1	0.247644	26.04298	2.849038	71.10798	0.000000
2	0.291529	34.29089	6.628791	58.51446	0.565854
3	0.326038	36.84362	9.321440	52.44697	1.387975
4	0.344642	36.16319	9.419333	53.12811	1.289375
5	0.360446	37.30348	9.667016	51.83329	1.196221
6	0.372346	37.93203	10.08360	50.85539	1.128973
7	0.381178	38.07338	10.30900	50.53394	1.083677
8	0.388131	38.32025	10.42855	50.18144	1.069758
9	0.393467	38.46330	10.56254	49.89579	1.078367
10	0.397632	38.52756	10.65740	49.71596	1.099086
11	0.400895	38.57442	10.72045	49.57628	1.128847
12	0.403453	38.59883	10.77398	49.46459	1.162598
13	0.405468	38.60548	10.81415	49.38289	1.197482
14	0.407057	38.60381	10.84330	49.32147	1.231424
15	0.408312	38.59723	10.86575	49.27383	1.263196
16	0.409305	38.58738	10.88262	49.23789	1.292112
17	0.410091	38.57628	10.89506	49.21083	1.317833
18	0.410714	38.56510	10.90432	49.19024	1.340342
19	0.411207	38.55435	10.91118	49.17470	1.359770
20	0.411599	38.54444	10.91619	49.16303	1.376344
21	0.411909	38.53555	10.91983	49.15426	1.390351
22	0.412155	38.52774	10.92248	49.14769	1.402091
23	0.412350	38.52097	10.92437	49.14279	1.411862
24	0.412504	38.51519	10.92572	49.13915	1.419944

Tableau 4.4 : Décomposition de la variance pour la série NIKKEI 225

Période	S.E	S&P 500	FTSE 100	S&P/TSX	NIKKEI 225
1	0.247644	11.68940	3.006091	0.237633	85.06688
2	0.291529	14.32873	8.678327	0.265641	76.72730
3	0.326038	17.47435	10.19555	0.469459	71.86063
4	0.344642	18.13212	11.11637	0.699246	70.05226
5	0.360446	18.76236	11.72929	0.851042	68.65731
6	0.372346	19.20557	12.05239	1.037608	67.70443
7	0.381178	19.51308	12.32614	1.207395	66.95338
8	0.388131	19.75234	12.49998	1.349053	66.39862
9	0.393467	19.91733	12.61953	1.484021	65.97911
10	0.397632	20.04218	12.70173	1.599931	65.65615
11	0.400895	20.13489	12.75793	1.698448	65.40873
12	0.403453	20.20268	12.79701	1.783326	65.21698
13	0.405468	20.25322	12.82350	1.854619	65.06866
14	0.407057	20.29058	12.84170	1.914004	64.95372
15	0.408312	20.31813	12.85414	1.963282	64.86445
16	0.409305	20.33849	12.86255	2.003841	64.79512
17	0.410091	20.35350	12.86823	2.037010	64.74126
18	0.410714	20.36454	12.87204	2.064013	64.69941
19	0.411207	20.37265	12.87455	2.085899	64.66690
20	0.411599	20.37859	12.87620	2.103560	64.64165
21	0.411909	20.38294	12.87726	2.117761	64.62203
22	0.412155	20.38612	12.87792	2.129143	64.60681
23	0.412350	20.38844	12.87833	2.138240	64.59500
24	0.412504	20.39012	12.87856	2.145490	64.58584

Tableau 5 : Comparaison des prévisions des modèles VAR et GARCH(1,1) par la méthode de Theil

Séries	VAR(3)		GARCH(1,1)		Indicateur de Theil
	MSE	RMSE	MSE	RMSE	
SP500	0,00566912	0,07529355	6,081E-05	0,00779807	9,65541253
FTSE 100	0,00414672	0,06439501	2,8885E-05	0,00537447	11,9816513
SPTSX	0,00559065	0,07477065	4,1887E-05	0,00647204	11,5528785
NIKKEI 225	0,00503218	0,07093789	1,601E-05	0,00400125	17,7289491

Figure VII.1 : Prédiction de la série S&P500 sur l'horizon T

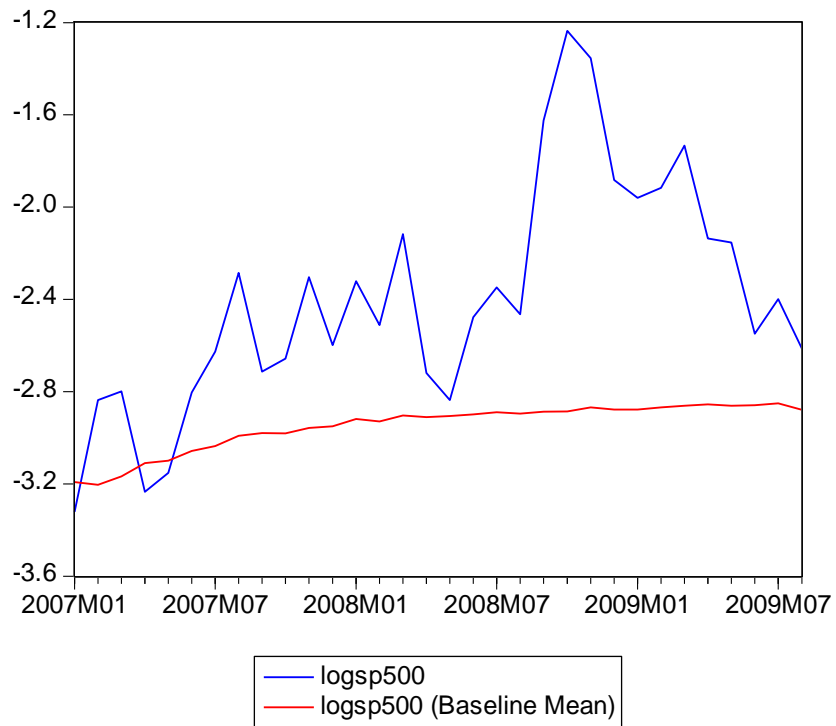


Figure VII.2 : Prédiction de la série FTSE100 sur l'horizon T

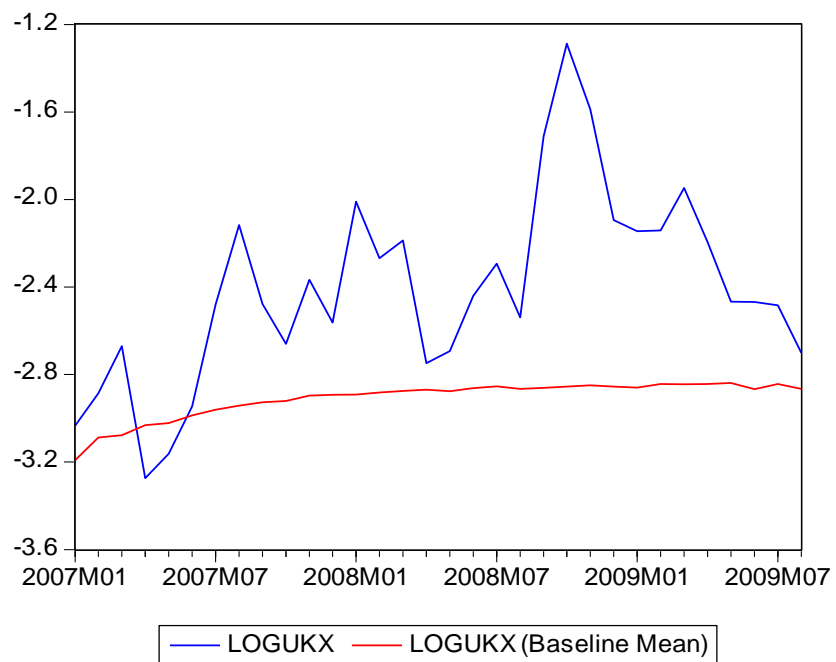


Figure VII.3 : Prédiction de la série SPTSX sur l'horizon T

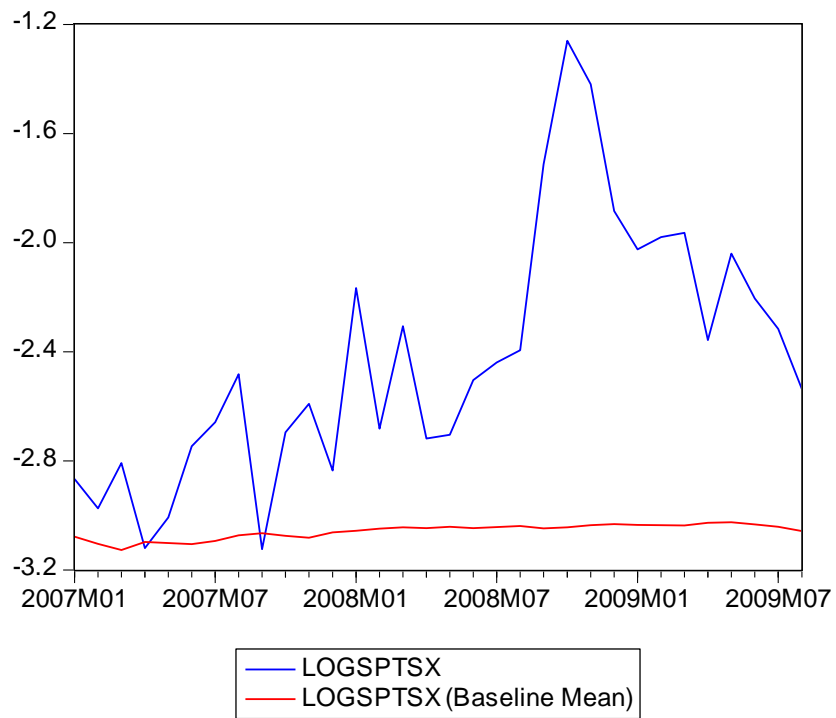


Figure VII.4 : Prédiction de la série NIKKEI 225 sur l'horizon T

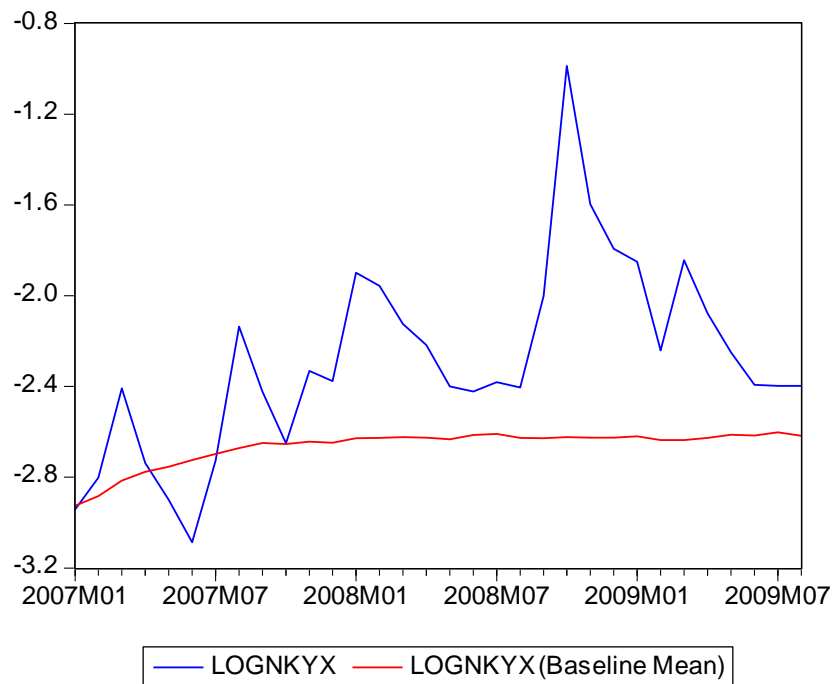


Tableau A : récapitulatif du résultat des régressions d'évaluation de prévisions sur l'horizon T des séries S&P 500, FTSE 100, SPTSX et NIKKEI 225.

	α	β	γ	R ²
S&P 500				
VAR-RV	-0.439 (0.107)	2.241 (0.492)	___	0.269
AR(1)-RV	-0.736 (0.163)	___	17.112 (3.586)	0.047
GARCH(1,1)	-0.128 (0.047)	___	7.039 (1.846)	0.262
RISK METRIC	0.038 (0.011)	___	1.324 (0.447)	0.146
VAR-RV+ AR(1)-RV	-0.277 (0.095)	2.347 (0.576)	-3.938 (3.422)	0.271
VAR-RV + GARCH(1,1)	-0.331 (0.186)	1.422 (1.400)	2.769 (5.125)	0.274
VAR-RV + RISK METRIC	-0.535 (0.239)	2.715 (1.158)	-0.463 (0.848)	0.275
FTSE 100				
VAR-RV	-0.392 (0.119)	1.980 (0.528)	___	0.224
AR(1)-RV	-0.336 (0.112)	___	8.738 (2.478)	0.058
GARCH(1,1)	-0.083 (0.0463)	___	3.808 (1.256)	0.179
RISK METRIC	0.040 (0.008)	___	1.255 (0.436)	0.147
VAR-RV+ AR(1)-RV	-0.197 (0.045)	2.561 (0.761)	-7.090 (3.627)	0.243
VAR-RV + GARCH(1,1)	-0.417 (0.191)	2.163 (1.202)	-0.431 (2.581)	0.225
VAR-RV + RISK METRIC	-0.512 (0.271)	2.546 (1.254)	-0.503 (0.868)	0.230
SPTSX				
VAR-RV	-1.993 (0.444)	9.520 (2.071)	___	0.242
AR(1)-RV	-0.420 (0.165)	___	12.733 (4.387)	0.034
GARCH(1,1)	-0.414 (0.112)	___	11.659 (2.813)	0.262
RISK METRIC	0.031 (0.008)	___	1.575 (0.397)	0.227

VAR-RV+ AR(1)-RV	-2.196 (0.478)	9.174 (2.061)	7.200 (2.288)	0.252
VAR-RV + GARCH(1,1)	-1.145 (0.464)	84.153 (2.535)	7.596 (3.526)	0.276
VAR-RV + RISK METRIC	-1.236 (0.689)	5.937 (3.248)	0.776 (0.594)	0.262
NIKKEI 225				
VAR-RV	-0.411 (0.124)	1.870 (0.496)	—	0.170
AR(1)-RV	-0.298 (0.107)	—	6.207 (1.839)	0.052
GARCH(1,1)	-0.312 (0.156)	—	6.448 (2.556)	0.175
RISK METRIC	0.044 (0.007)	—	1.263 (0.385)	0.157
VAR-RV+ AR(1)-RV	-0.300 (0.0844)	2.304 (0.739)	-3.673 (2.384)	0.179
VAR-RV + GARCH(1,1)	-0.285 (0.167)	-0.480 (2.991)	8.067 (10.883)	0.175
VAR-RV + RISK METRIC	-0.270 (0.186)	1.281 (0.776)	0.472 (0.621)	0.175

α, β, γ , paramètres estimés de la régression par MCO de la volatilité réalisée au temps $t+1$ sur une constante et les prévisions de différents modèles avec l'option White heteroscedastic Standard-Error entre parenthèses.

Figure VII.1.1 : Prédiction moi par moi de la série S&P500

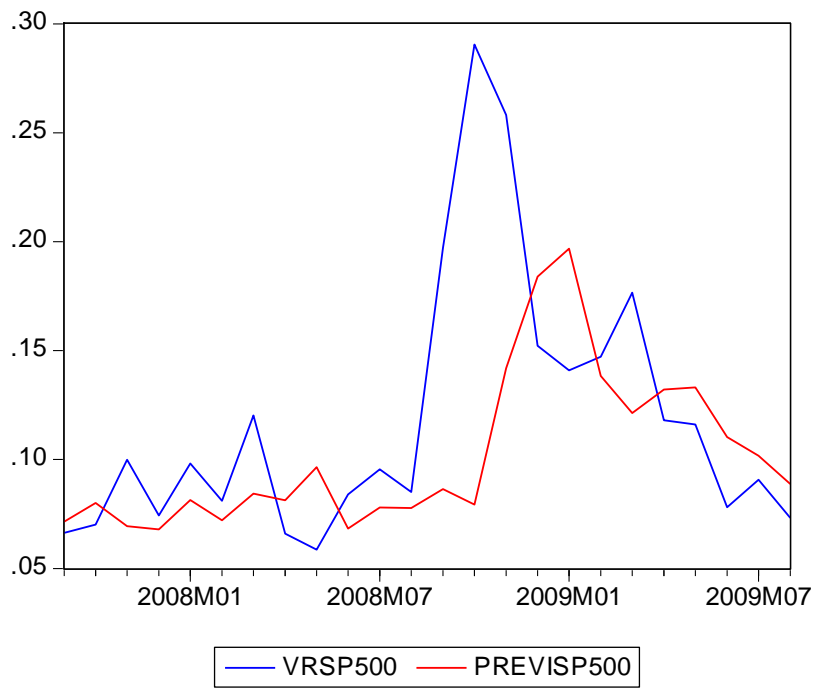


Figure VII.1.2 : Prédiction moi par moi de la série FTSE100

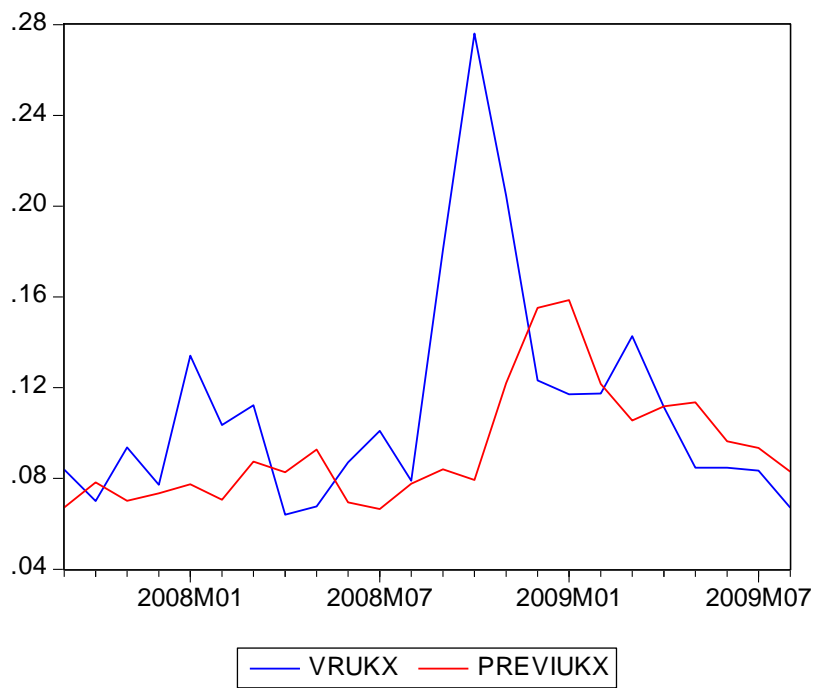


Figure.VII.1.3 : Pr vision moi par moi de la s rie SPTSX

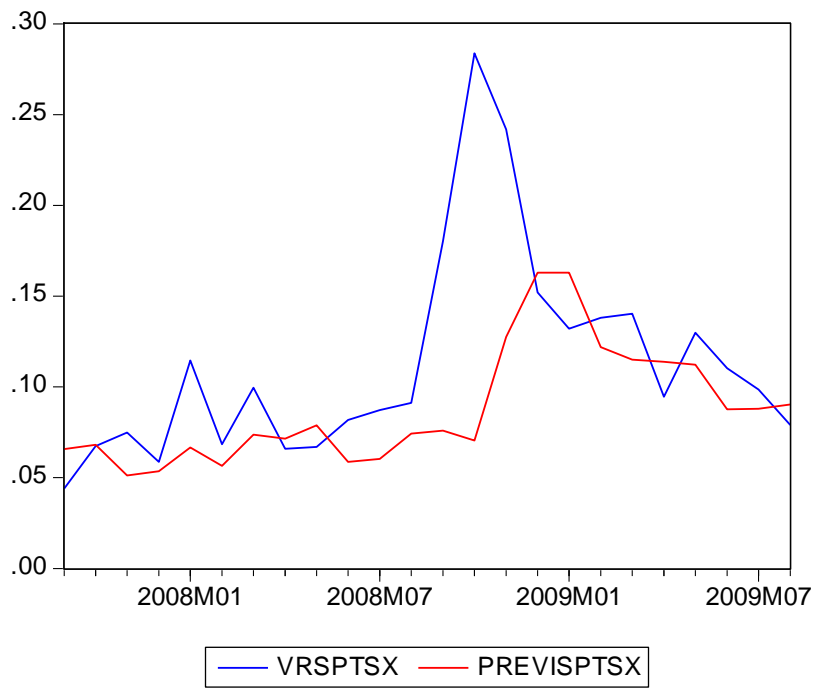


Figure VII.1.4 : Pr vision moi par moi de la s rie NIKKEI 225

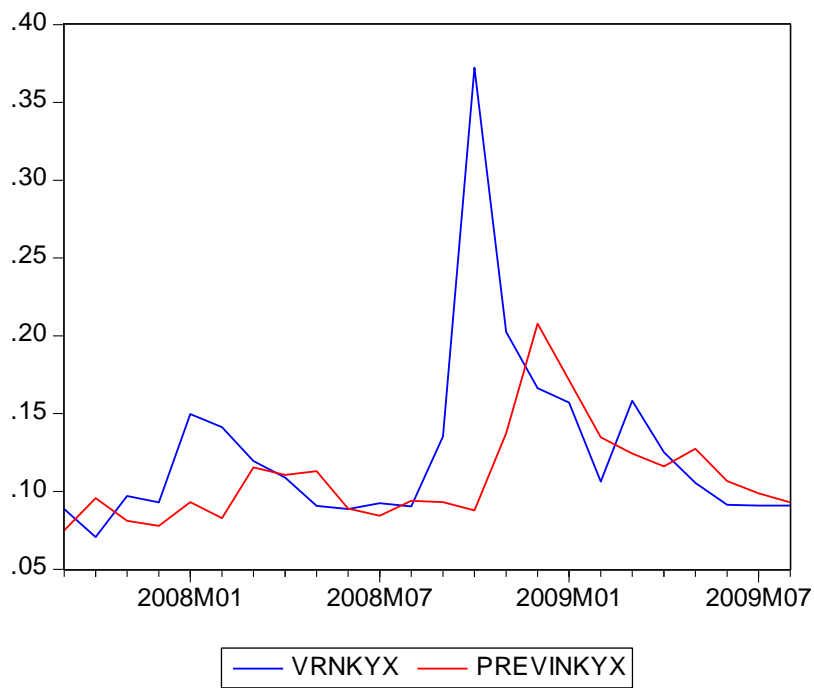


Tableau B : récapitulatif du résultat des régressions d'évaluation de prévisions mois par mois des séries S&P 500, FTSE 100, SPTSX et NIKKEI 225.

	α	β	γ	R^2
S&P 500				
VAR-RV	-0.137 (0.075)	0.629 (0.225)	___	0.175
AR(2)-RV	0.103 (0.090)	___	0.779 (0.295)	0.164
GARCH(1,1)	0.316 (0.0308)	___	0.298 (0.328)	0.0210
RISK METRIC	-2.637 (0.618)	___	72.0667(15.346)	0.049
VAR-RV+ AR(2)-RV	0.122 (0.086)	0.473 (0.332)	0.214 (0.428)	0.176
VAR-RV + GARCH(1,1)	0.085 (0.093)	0.904 (0.353)	-0.549 (0.432)	0.213
VAR-RV + RISK METRIC	-1.767 (0.731)	0.586(0.236)	46.507 (19.225)	0.194
FTSE 100				
VAR-RV	0.212 (0.074)	0.378 (0.227)	___	0.052
AR(2)-RV	0.212 (0.094)	___	0.395 (0.305)	0.036
GARCH(1,1)	0.349 (0.026)	___	-0.366 (0.258)	0.023
RISK METRIC	-1.168 (0.525)	___	27.939(10.039)	0.018
VAR-RV+ AR(2)-RV	0.253 (0.109)	0.892 (0.689)	-0.675 (0.948)	0.661
VAR-RV + GARCH(1,1)	0.226 (0.079)	0.421 (0.225)	-0.448(0.198)	0.087
VAR-RV + RISK METRIC	-0.707 (0.699)	0.345 (0.249)	17.369 (14.303)	0.059
SPTSX				
VAR-RV	-0.817 (0.065)	0.506 (0.196)	___	0.392
AR(2)-RV	-0.170 (0.111)	___	0.886 (0.371)	0.268
GARCH(1,1)	-0.050 (0.022)	___	0.414 (0.064)	0.899
RISK METRIC	-4.078 (0.585)	___	-109.858 (14.943)	0.112

VAR-RV+ AR(2)-RV	0.101 (0.066)	0.463 (2.037)	0.321 (2.217)	0.238
VAR-RV + GARCH(1,1)	0.181 (0.110)	0.294 (0.562)	0.996 (1.135)	0.264
VAR-RV + RISK METRIC	-3.351 (0.616)	0.676 (0.222)	86.804 (16.598)	0.356

NIKKEI 225

VAR-RV	0.209 (0.112)	0.426 (0.341)	___	0.066
AR(2)-RV	0.215 (0.143)	___	0.430 (0.456)	0.039
GARCH(1,1)	0.312 (0.070)	___	0.527 (0.982)	0.013
RISK METRIC	-1.680 (2.575)	___	36.103 (45.837)	0.027
VAR-RV+ AR(2)-RV	0.319 (0.165)	1.523 (1.258)	-1.505 (1.661)	0.101
VAR-RV + GARCH(1,1)	0.188 (0.118)	0.7053 (0.548)	-1.008 (0.1536)	0.085
VAR-RV + RISK METRIC	-1.055 (2.636)	0.380 (0.360)	22.763 (47.435)	0.076

α, β, γ , paramètres estimés de la régression par MCO de la volatilité réalisée au temps $t+1$ sur une constante et les prévisions de différents modèles avec l'option White heteroscedastic Standard-Error entre parenthèses.

Modèle AR-RV

- S&P 500

Autocorrélation et autocorrélation partielle des résidus du processus AR(1)

Autocorrélation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.023	-0.023	0.1470	0.701
		2 0.115	0.114	3.8107	0.149
		3 0.102	0.108	6.7036	0.082
		4 0.003	-0.004	6.7065	0.152
		5 0.040	0.016	7.1547	0.209
		6 0.077	0.070	8.8475	0.182
		7 0.032	0.031	9.1349	0.243
		8 0.027	0.006	9.3362	0.315
		9 0.029	0.009	9.5853	0.385
		10 0.033	0.026	9.9044	0.449
		11 0.019	0.010	10.008	0.530
		12 0.014	-0.002	10.064	0.610
		13 0.042	0.030	10.577	0.646
		14 -0.005	-0.011	10.586	0.718
		15 0.021	0.007	10.714	0.773
		16 0.016	0.007	10.792	0.822
		17 0.014	0.010	10.849	0.864
		18 0.027	0.019	11.072	0.891
		19 0.022	0.013	11.211	0.917
		20 0.006	-0.002	11.222	0.940

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.101466	Prob. F(2,272)	0.9035
Obs*R-squared	0.205017	Prob. Chi-Square(2)	0.9026
Scaled explained SS	18.67820	Prob. Chi-Square(2)	0.0001

- UKX

Autocorrélation et autocorrélation partielle des résidus du processus AR(1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.040	-0.040	0.4442	0.505
		2 0.096	0.094	2.9965	0.224
		3 0.060	0.068	4.0178	0.260
		4 -0.004	-0.008	4.0224	0.403
		5 0.065	0.053	5.2155	0.390
		6 0.051	0.054	5.9429	0.430
		7 -0.002	-0.009	5.9443	0.546
		8 0.067	0.050	7.2214	0.513
		9 0.007	0.008	7.2353	0.613
		10 0.089	0.079	9.5301	0.483
		11 -0.023	-0.030	9.6773	0.560
		12 0.018	-0.001	9.7696	0.636
		13 0.034	0.025	10.099	0.686
		14 -0.025	-0.027	10.281	0.741
		15 0.020	0.001	10.396	0.794
		16 0.035	0.030	10.751	0.825
		17 -0.003	0.004	10.753	0.869
		18 0.047	0.027	11.402	0.877
		19 0.020	0.023	11.526	0.905
		20 0.001	-0.008	11.526	0.931

Heteroskedasticity Test : White

F-statistic	0.048343	Prob. F(2,272)	0.9528
Obs*R-squared	0.097717	Prob. Chi-Square(2)	0.9523
Scaled explained SS	5.046364	Prob. Chi-Square(2)	0.0802

- SPTSX

Autocorrélation et autocorrélation partielle des résidus du processus AR(1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.042	-0.042	0.4848	0.486
		2 0.119	0.117	4.4351	0.109
		3 0.094	0.105	6.8996	0.075
		4 0.040	0.036	7.3549	0.118
		5 0.088	0.069	9.5195	0.090
		6 0.082	0.074	11.433	0.076
		7 0.051	0.036	12.181	0.095
		8 0.077	0.051	13.872	0.085
		9 0.056	0.036	14.760	0.098
		10 0.044	0.018	15.319	0.121
		11 0.061	0.031	16.380	0.128
		12 0.014	-0.010	16.438	0.172
		13 0.032	-0.001	16.733	0.212
		14 0.018	-0.007	16.828	0.265
		15 0.018	-0.003	16.924	0.323
		16 0.010	-0.011	16.954	0.389
		17 0.049	0.033	17.677	0.410
		18 0.034	0.028	18.028	0.454
		19 0.051	0.038	18.797	0.470
		20 0.051	0.039	19.561	0.486

Heteroskedasticity Test : White

F-statistic	0.096460	Prob. F(2,272)	0.9081
Obs*R-squared	0.194909	Prob. Chi-Square(2)	0.9071
Scaled explained SS	11.97490	Prob. Chi-Square(2)	0.0025

- NKYX

Autocorrélation et autocorrélation partielle des résidus du processus AR(1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.034	-0.034	0.3188	0.572
		2 0.060	0.059	1.3136	0.519
		3 0.039	0.044	1.7491	0.626
		4 0.028	0.027	1.9638	0.742
		5 0.061	0.058	2.9965	0.701
		6 0.063	0.063	4.1172	0.661
		7 0.037	0.033	4.5011	0.721
		8 0.008	-0.002	4.5184	0.808
		9 -0.016	-0.028	4.5893	0.869
		10 0.066	0.056	5.8589	0.827
		11 0.016	0.014	5.9300	0.878
		12 0.055	0.044	6.8001	0.871
		13 -0.087	-0.095	9.0092	0.772
		14 -0.011	-0.027	9.0446	0.828
		15 0.009	0.008	9.0663	0.874
		16 0.017	0.017	9.1483	0.907
		17 -0.007	-0.013	9.1634	0.935
		18 0.029	0.029	9.4060	0.950
		19 0.030	0.046	9.6823	0.960
		20 0.033	0.040	10.016	0.968

Heteroskedasticity Test : White

F-statistic	0.846563	Prob. F(2,272)	0.4300
Obs*R-squared	1.701210	Prob. Chi-Square(2)	0.4272
Scaled explained SS	27.37446	Prob. Chi-Square(2)	0.0000

BIBLIOGRAPHIE

Livres

BOURBONNAIS R., *Économétrie*, DUNOD

DAVIDSON R. et J.G. MACKINNON, *Econometric theory and methods*, Oxford University Press, (2003)

IGNACIO RAMONET, *Le krach parfait. Crise du siècle et refondation de l'avenir* éditeur : Galilée (2009).

LARDIC S. et V. MIGNON, *Économétrie des séries temporelles macroéconomiques et financières*, Economica, 2002, p.428

Articles

Andersen, T. G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, and P. Labys, “*Exchange Rate Returns Standardized by Realized Volatility Are (Nearly) Gaussian*,” Multinational Finance Journal, (2000a).

Andersen T.G., and Bollerslev T., “*Intraday Periodicity and Volatility Persistence in Financial Markets*”, Journal of Empirical Finance, Vol.4, (1997a), pp. 115-158.

Andersen T. and L. Benzoni, “*Realized Volatility*”, Federal Reserve Bank of Chicago, Working Paper WP-08-14, 2008.

Andersen, T.G., Bollerslev T., Diebold F.X. and Labys P., “*Modeling and forecasting realized volatility*”. Econometrica, Vol.71,(2003), pp.579-625.

Bekaert, Geert and Harvey C., “*Emerging Equity Market Volatility*”, Journal of Financial Economics, Vol.43, (1997), pp. 29-77.

Black, F. and M. Scholes, “*The Pricing of Options and Corporate Liabilities*,” The Journal of Political Economy Vol. 81(3), (1973), pp 637-654.

Brailsford, T. J., ‘*The Empirical Relationship Between Trading Volume, Returns and Volatility*’, *Research Paper* 94-01, (1994), Department of Accounting and Finance, University of Melbourne.

Cheol S. Eun et Sangdal Shim, “*International Transmission of Stock Market Movements*”, Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 24, n°2, (June 1989).

Corradi V., Distaso W. and Fernandes M., “*International market links and realized volatility transmission*”, Queen Mary, University of London (2009).

Chowdhry, B., et V. Nanda, “*Multimarket Trading and Market Liquidity*”, The Review of Financial Studies, vol. 4, no 3, (1991), pp. 483-511.

Denizet J. “*La crise des marchés financiers*” Politique étrangère, Vol. 52, no 4 (1987), pp. 841-849, persee.fr.

Diebold, F.X., and K. Yilmaz, “*Measuring Financial Asset Return and Volatility Spillovers, with application to Global Equity Markets in 1998*”,The Economic Journal, Vol. 119, (2009), N°. 5534, pp. 158-171.

Engle R. F., Ito T., and Lin W., “*Meteor Shower or Heat Waves? Heteroskedastic Intra-Daily Volatility in the Foreign Exchange Market*”, Econometrica, Vol. 58, (1997), pp. 525-542.

EPPS T.W., EPPS M.L., “*The Stochastic Dependence of Security Price Changes and Transaction Volumes: Implications for the Mixture of Distributions Hypothesis*”, Econometrica, (1976) Vol. 44(2), pp. 305-321.

Granger, C. W. J., Huang B.-N., and Yang C.-W., (2000), “*A Bivariate Causality*

between Stock Prices and Exchange Rates: Evidence from Recent Asian Flu,”
Quarterly Review of Economics and Finance, Vol. 40(3), pp.337-354.

Georges Azzi et Carole Fares, “Estimation et prévision de la volatilité de l'indice S&P 500”, (2008), Université du Québec à Montréal , Service des bibliothèques.

Hamao Y.R., Masulis R.W. and Ng V.K., “*Correlations in Price Changes and Volatility Across International Stock Markets*”, Review of Financial Studies, Vol. 3, (1990), pp. 281-307.

Hamori S. and Tanizaki H., “*Volatility transmission between Japan, UK and USA in daily stock returns*”, Empirical Economics, Springer, vol. 36(1), (2009), pp.27-54.

HUANG, B-N, YANG C. W. et HU J., “*Causality and Cointegration of Stock Markets Among the United States, Japan, and the South China Growth Triangle*”, International Review of Financial Analysis, Vol.9, (2000), pp. 281-97.

Hildebrand, Philipp M. ,“*Hedge Funds and Prime broker Dealers: Steps Towards a “Best Practice Proposal’*,” Banque de France Financial Stability Review, 10, April (2007).

King M., and Wadhvani S., “*Transmission of Volatility Between Stock Markets*,” Review of Financial Studies, Vol. 3, (1990), pp. 5-33.

Karpoff M. J, “*The Relation between Price Changes and Trading Volume: A Survey*”, Journal of financial and quantitative analysis, Vol. 22, (1987), NO.1,

Koutmos, G. and Booth G.G., “*Asymmetric Volatility Transmission in International Stock Markets*”, Journal of International Money and Finance, Vol. 14, (1995), pp. 747-762.

Lamoureux, C.G. and Lastrapes W.D. (1990), "*Persistence in Variance, Structural Change and GARCH Model*", Journal of Business and Economic Statistics, Vol.5, pp. 121-129.

Merton, R.C., "*On Estimating the Expected Return on the Market: An Exploratory Investigation*", Journal of Financial Economics, Vol. 8, (1980), pp. 323-361.

Merton, R. C., "*On the Pricing of Corporate Debt The Risk Structure of Interest Rates*", Journal of Finance, Vol.29, (1974), pp 449-70.

Neto D. et Avouyi-Dovi S., "*Interdépendance des marchés d'actions : analyse de la relation entre les indices boursiers américain et européens*", Banque de France, Revue de la stabilité financière • N°4 • Juin 2004, *mimeo*

Ng, A., "*Volatility Spillover Effects from Japan and the US to the Pacific-Basin*", Journal of International Money and Finance, Vol. 19, (2000), pp. 207-233.

Oomen, R.C.A., "*Using High Frequency Stock Market Index Data to Calculate, Model & Forecast Realized Return Variance*", (2001), 56-*Working Paper, European University Institute.

Pagan A., "*The econometrics of financial markets*", Journal of Empirical Finance, Vol. 3, (1996), pp. 15-102.

Roll, R., Chakrabarti, R., "*East Asia and Europe during the 1997 Asian collapse: a clinical study of a financial Crisis*" (2002), Journal of Financial Markets, Vol. 5, pp. 1–30.

Sims C., “*Macroeconomics and Reality*”, Econometrica, Vol. 48, (1980), pp.1-

48

Shimko, D. C. “*Bounds of probability*”, Risk, vol. 6, (1993), pp. 33-37.