

## Transmission de volatilité entre les prix du pétrole et les rendements boursiers : Modélisation VAR-GARCH-DCC

### [ Volatility's Transmission between oil prices and stock returns: Modeling VAR-GARCH-DCC ]

*Montassar Zayati<sup>1</sup>, Sonia Ben said<sup>2</sup>, and Bellalah Makram<sup>3</sup>*

<sup>1</sup>Département des méthodes Quantitatives, UR « Tourisme et développement »,  
FSEG Sousse, Tunisia

<sup>2</sup>Département de Gestion : option Finance,  
Université de Picardie Jules Verne, École Doctorale en Sciences Humaines et Sociales,  
Laboratoire CRIISEA, France

<sup>3</sup>Université de Picardie Jules Verne, Laboratoire CRIISEA, France

---

Copyright © 2014 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** Dynamic Links of transmission return and volatility in the capital markets are of crucial interest to the financial community with the growing trend of financial globalization in the world. This article focuses on the links of return and volatility's transmission between oil markets and stock to a panel of seven countries among the MENA region and Europe over the period 2003-2013. We use a recent approach (VAR-GARCH-DCC) which allows transmissions of return and volatility. Overall, our results suggest the existence of significant returns and reversal volatilities between change of oil price and financial markets. Direct transmission of conditional volatility across markets is, however, more evident from oil to the stock markets. The empirical results of optimal weights validated by a positive coefficient of constant conditional correlation (CCC), indicates that investors can benefit from the added oil prices in a well-diversified equity portfolio. On the whole, to the extent that the transmission of the shock is concerned, changes in oil prices tend to affect significantly but negatively several stock markets in our sample, while the impact of these markets on oil prices is almost absent. In addition, the effect of oil shocks is more pronounced during the crisis period than normal, suggesting that the recent global financial crisis has increased the transmission of shocks of oil on stock markets.

**KEYWORDS:** Oil prices, stock markets, dynamic conditional correlation, return, volatility, VAR-GARCH models.

**RÉSUMÉ :** Cet article étudie les liens de rendement et de transmission de volatilité entre les marchés du pétrole et des actions pour un panel de 7 pays parmi les pays de la zone MENA et d'Europe sur la période 2003-2013. Nous employons une approche VAR-GARCH généralisée et DCC-GARCH récente qui permet des transmissions en rendement et de volatilité. Dans l'ensemble, nos résultats indiquent l'existence de rendements significatifs et de renversement de volatilités entre la variation du prix pétrole et les marchés des actions. La transmission directe de volatilité conditionnelle à travers des marchés est, cependant, plus évidente du pétrole vers les marchés boursiers. Les résultats empiriques des pondérations optimaux, validés par un coefficient positif des corrélations conditionnelles constantes (CCC), indiquent que les investisseurs peuvent tirer bénéfice d'ajouter le cours de pétrole dans un portfolio bien-diversifié d'actions. Dans l'ensemble, dans la mesure où la transmission du choc est concernée, l'évolution des prix pétroliers ont tendance à affecter significativement mais négativement plusieurs marchés boursiers de notre échantillon, tandis que l'impact de ces marchés sur les cours du pétrole est presque absent. En outre, l'effet des chocs pétroliers est plus prononcé pendant la période de crise que celle normale, ce

qui semble indiquer que la récente crise financière mondiale a intensifié la transmission des chocs du pétrole sur les marchés boursiers.

**MOTS-CLEFS:** prix de pétrole, marché financier, corrélation conditionnelle dynamique, rendement, volatilité, VAR-GARCH-DCC.

## 1 INTRODUCTION

L'examen de la littérature montre que très peu de travaux se sont penchés sur l'étude de la relation entre le prix du pétrole et les agrégats macroéconomiques d'une part et les prix du pétrole et les indices boursiers d'autre part. C'est dans ce sens, que cette question est devenue une problématique certaine pour les praticiens et les universitaires de la finance de marché. Un marché caractérisé par la transmission en temps réel de l'information émise par les opérateurs. Ces derniers réagissent correctement, et quasi immédiatement aux informations et mettent en place des stratégies d'ingénierie financière afin d'optimiser leurs allocation de richesse. Aujourd'hui plusieurs opérateurs considèrent que le pétrole et d'autres classes d'actifs comme les matières premières comme étant des valeurs refuges, procurant un gain de diversification notamment en période de crise. C'est dans ce sens que depuis quelques années, certains chercheurs commencent à porter un intérêt certain aux relations existantes entre les indices boursiers et les marchés des matières premières.

Récemment, certains auteurs ont montré l'effet de la transmission de volatilité sur les marchés de capitaux et son impact sur la gestion d'actifs dans un cadre international. D'ailleurs, les canaux de transmission de crise et des chocs observés sur les marchés sont d'un intérêt crucial pour le monde de la finance et politique. Ainsi, la transmission de volatilité entre les classes d'actifs et les marchés est étudiée dans un contexte international par [1], [2] pour les marchés boursiers ; [3], [4] pour les marchés monétaires et [5], [6] pour les marchés obligataires. Ces études montrent que la transmission des chocs dépend du degré de contagion et de la nature d'intégration économique et financière entre les places financières. Egalement, les résultats empiriques montrent que la proximité géographique joue un rôle crucial dans l'explication de l'intensité des transmissions des chocs. Une intensité qui a tendance d'être plus importante durant la période de crise, et également plus prononcée au niveau régional qu'au niveau international.

Dans cet article nous testons la transmission des chocs sur les marchés financiers et du pétrole. Ce travail empirique, montre et explique comment la variation de la volatilité dans le temps et sa transmission affecte les stratégies d'allocation des richesses et comment pourrait remettre en cause les gains de la diversification internationale. Pour étudier cette variation dans le temps, nous utilisons une récente technique économétrique multivariée, fondée sur le modèle VAR-GARCH (Vector Autoregressive Moving Average–Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) à corrélation conditionnelle dynamique (DCC), introduit par [7]. Ce modèle a le mérite d'étudier la dynamique de la volatilité conditionnelle d'une série, ainsi que l'interdépendance croisée des effets et de transmission de volatilité entre les séries représentatives des cours des indices. Ce modèle fournit également des estimations significatives des paramètres avec une implémentation empirique moins lourde que la spécification multivariée telle que le modèle GARCH à plein facteurs [8]. En outre, notre modèle donne des résultats permettant de calculer les pondérations optimales d'un portefeuille composé par deux catégories actifs à savoir le pétrole et les indices.

Le reste de l'article est structuré comme suit. La deuxième section présente une revue de la littérature relative aux effets des changements du cours de pétrole sur les indices des marchés financiers. La troisième section décrit la méthodologie empirique employée pour mesurer les effets de la variation de volatilité et de la transmission des chocs entre les cours du pétrole et les indices boursiers. La quatrième section présente les données et discute les résultats empiriques.

## 2 IMPACT DU PRIX DU PÉTROLE SUR LES RENDEMENTS BOURSIERS : UN ÉTAT DE LA LITTÉRATURE.

Plusieurs travaux traitent l'impact du prix du pétrole sur les indices boursiers. Cependant, un nombre réduit de recherches aborde l'effet du marché de pétrole sur rendement des actifs et l'effet de sa volatilité sur les prix des indices. C'est dans ce sens que Ref. [9] utilisent des données trimestrielles pour vérifier si la réaction des marchés boursiers internationaux aux variations du prix du pétrole peut être justifiée par le changement des rendements attendus dans les pays tels que les USA, le Japon, et le Canada. Ils trouvent une relation stable et négative entre l'évolution du prix du pétrole et les rendements des indices boursiers. Cette relation est plus pertinente dans le cas du Japon que celui du Canada. Egalement, ces auteurs montrent que les prix actuels et les prix du pétrole décalés affectent négativement le rendement boursier.

Ref. [10] utilisent un modèle VAR pour examiner la relation existante entre les rendements du cours de pétrole et le rendement journalier de l'indice S&P 500. Ils trouvent qu'il y a une relation entre le rendement du pétrole et la valeur de marché de certaines compagnies pétrolières ; en revanche, il n'y a pas une interaction significative entre le prix du pétrole et l'indice composite S&P\_500.

Ref. [11] est le premier à s'intéresser à la question de l'asymétrie dans la relation entre le prix du pétrole et les rendements boursiers. Il montre que la volatilité des cours de pétrole, jouent un rôle plus important que celui joué par le taux d'intérêt dans l'explication du comportement des indices boursiers des États-Unis. En effet, la fonction de réponse impulsionnelle au choc du VAR estimé, montre que les chocs positifs matérialisés par une hausse du prix de pétrole, avaient un impact plus important sur l'indice, et qu'un choc négatif illustré par une baisse du prix de pétrole, n'entraîne pas le même effet sur la variation de l'indice S&P\_500.

Ref. [12] analysent les impacts respectifs des prix du pétrole et de leur volatilité sur les rendements des actifs boursiers aux États-Unis et dans 13 pays industrialisés d'Europe. Utilisant la même méthodologie que [11], ils montrent que les chocs sur les prix du pétrole ont un effet statistiquement significatif sur le rendement des actifs boursiers, de manière contemporaine au cours du même mois ou avec un décalage d'un mois. De plus, les effets observés varient selon les pays. Pour la plupart des pays de l'UE et non pour les USA, l'accroissement de la volatilité réduit le rendement des actifs de manière contemporaine ou avec un décalage d'un mois.

Ref. [13], utilisant le CAPM<sup>1</sup>, trouvent que l'augmentation du prix du pétrole a un effet négatif sur les rendements dans tous les secteurs, sauf celui des mines.

Si le test du CAPM ne permet pas de mettre en évidence la relation dynamique entre les variables, celle de [11] pose au moins quelques limites. D'une part, il ne justifie pas par des tests statistiques l'utilisation du modèle linéaire, et d'autre part, il choisit son seuil de façon arbitraire. C'est dans ce sens qu'il est probable que le seuil à partir duquel le prix du pétrole affecte l'activité économique soit différent d'un pays à un autre. Ces limites sont intégrées par [14] qui utilisent un modèle multivarié à seuil pour tester l'impact du prix du pétrole et de sa volatilité sur les rendements. Ils trouvent que le seuil optimal varie selon que le pays est importateur ou exportateur de pétrole. En outre, ils montrent que les variations du prix du pétrole et de sa volatilité affectent l'économie au-delà d'un certain seuil optimal. En revanche, cette variation a un impact limité si elle est en dessous de ce seuil. Toutefois, si les variations du prix du pétrole sont au-dessus du seuil, elles expliquent mieux le comportement des variables macroéconomiques que sa volatilité. Dans le même ordre d'idées, l'étude de [15], propose l'utilisation d'un modèle GARCH bivarié pour évaluer la transmission de la volatilité des cours du pétrole et cinq indices sectoriels américains. L'auteur montre l'importance des liens de corrélation existants entre les chocs, la volatilité entre les prix du pétrole et les indices sélectionnés.

Notre Etude se place dans le prolongement de cette littérature, afin d'étudier l'interdépendance dynamique des prix du pétrole et les marchés boursiers en termes de rendements et de volatilité conditionnelle. L'approche proposée dans cet article est fondée sur un modèle VAR-GARCH. Ce modèle apporte un éclairage complémentaire sur les avantages potentiels d'une couverture croisée inter-marché ainsi que sur le partage de l'information commune par les opérateurs des marchés.

### **3 ANALYSE ÉCONOMÉTRIQUE ET MÉTHODOLOGIE**

L'extension au cadre multivarié des modèles GARCH implique que les termes d'erreur ont une distribution conditionnelle gaussienne de moyenne nulle et de matrice de variances-covariances  $H_t$ . Reference [16], [17], [18] ainsi que [19] ont préconisé une nouvelle spécification dynamique des corrélations conditionnelles dans le cadre de modèles GARCH, le DCC-GARCH. Par rapport à l'approche de [20], le DCC-GARCH introduit des équations décrivant l'évolution des coefficients de corrélation, similaires dans leur conception à celles des variances conditionnelles

Ref. [21] ont proposé la spécification suivante (modèle BEKK):

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

Où (C) est une matrice triangulaire inférieure de taille (N × N), A et B sont deux matrices de taille (N×N). Cette spécification est couramment employée dans les travaux empiriques. Elle garantit que la matrice des variances-covariances

---

<sup>1</sup> CAPM: Capital Asset Pricing Model

est définie positive. Les variances dans  $H_t$  ne dépendent que du carré des résidus passés et d'un terme autorégressif, alors que les covariances ne dépendent que du produit croisé des résidus passés et d'un terme autorégressif. En particulier, cette spécification permet aux corrélations de varier au cours du temps. Toutefois, elle peut également paraître restrictive dans le sens où elle ne rend pas compte de la dépendance des volatilités conditionnelles entre les marchés.

Notre méthodologie empirique utilise la forme bivariée de ces modèles pour modéliser l'interdépendance entre le cours du pétrole et l'indice de marché pour chaque pays de notre échantillon.

A titre d'exemple, considérons un vecteur composé de deux variables quelconques (rendements  $r_{it}; r_{ot}$ ):  $Y_t = \begin{pmatrix} r_{it} \\ r_{ot} \end{pmatrix}$ . Chaque variable est fonction d'une constante et de ses propres valeurs passées. Ainsi, la forme réduite du processus autorégressif s'écrit :

$$A(L)Y_t = c + \varepsilon_t \text{ avec } \varepsilon_t \sim N(0, H_t), \forall t = 1, 2, \dots, T \tag{1}$$

Sachant que le facteur  $A(L)$  correspond au polynôme spécifiant l'ordre de retard et  $\varepsilon_t = \begin{pmatrix} \varepsilon_{it} \\ \varepsilon_{ot} \end{pmatrix}$  est un vecteur des termes d'erreurs issus de l'estimation du processus autorégressif propre à chaque variable. Par ailleurs, la matrice des variance-covariances de ces résidus ou erreurs est décrite par  $H_t = \{h_{ij}\}_t$ ; avec  $i = 1, 2$ .

Le modèle DCC-GARCH peut être aisément appréhendé en réécrivant la matrice des variance-covariances ( $H_t$ ) telle que :  $H_t = D_t R_t D_t$  où :

- $D_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{it}}\}$  est une matrice diagonale des écarts-types temporellement dynamiques collectées à partir de l'estimation des deux GARCH univariés ;
- $R_t = \{\rho_{ij,t}\}$  représente la matrice des coefficients de corrélation conditionnelle constante.

$$H_t = \begin{pmatrix} \sqrt{h_{it}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{ot}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \rho_{io,t} \\ \rho_{io,t} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{h_{it}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{ot}} \end{pmatrix} \tag{2}$$

Les éléments contenus dans  $D_t$  sont générés selon un processus GARCH (p, q), qui peut être formulé ainsi :

$$h_{it} = w_i + \sum_{p=1}^{p_i} \alpha_{ip} \varepsilon_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{q_i} \beta_{iq} h_{it-q} \quad \forall i = 1, 2 \tag{3}$$

Ainsi, une modélisation VAR(1)-GARCH(1,1) pour les rendements de marché de stock (i) et du pétrole (oil) est la suivante :

$$\begin{pmatrix} r_{it} \\ r_{ot} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{it} \\ r_{ot} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{it} \\ \varepsilon_{ot} \end{pmatrix}$$

$$h_{it} = w_i + \beta_{1i} h_{i,t-1} + \alpha_{1i} \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_{2i} h_{o,t-1} + \alpha_{2i} \varepsilon_{o,t-1}^2$$

$$h_{ot} = w_o + \beta_{1o} h_{o,t-1} + \alpha_{1o} \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_{2o} h_{i,t-1} + \alpha_{2o} \varepsilon_{i,t-1}^2$$

Les paramètres du modèle sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Ref. [17] a démontré que la fonction de log-vraisemblance peut être exprimée par :

$$L = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \{2 \log(2\pi) + 2 \log|D_t| + \log|R_t| + \xi'_t R_t^{-1} \xi_t\} \tag{4}$$

Le processus d'estimation s'effectue en deux étapes. La première consiste en la substitution d'une matrice identité à la matrice  $R_t$  dans la fonction du log-vraisemblance (log-likelihood). Cette méthodologie permet d'obtenir la somme des Likelihood des modèles GARCH univariés. Autrement dit, à travers cette première étape on estime les paramètres de l'équation 2<sup>2</sup>. La seconde étape est dédiée à l'estimation des paramètres de l'équation 3 en élisant la fonction de

<sup>2</sup> La spécification présentée dans l'équation (2), pour la matrice des variances-covariances, est couramment employée dans les travaux empiriques. Elle garantit que la matrice des variances-covariances est définie positive. Toutefois, le nombre de paramètres à estimer dans

vraisemblance originale décrite par l'équation 4. Cela permet d'obtenir les corrélations dynamiques entre les rendements du marché et de pétrole.

## 4 DONNÉES ET RÉSULTATS

### 4.1 ANALYSE DE STATISTIQUE DESCRIPTIVE

Nous collectons les données quotidiennes de sept pays<sup>3</sup> au cours de la période allant de Janvier 2003 à Avril 2013. Les indices boursiers sont obtenus à partir des données de MSCI, tandis que les cours du pétrole sont collectés auprès de l'administration de l'information sur l'énergie (EIA). Contrairement à la majorité des études antérieures utilisant des données à fréquence annuelle, trimestrielle, mensuelle et hebdomadaire, nous conduisons nos tests sur des données quotidiennes. Cette fréquence nous permet de cerner la rapidité et l'intensité des interactions dynamiques entre les cours du pétrole et des indices. Toutes les données sur les prix sont libellés en dollars américains, afin de prendre en compte les impacts du taux de change et de faciliter la comparaison entre les pays. Les Rendements journaliers sont calculés à partir des prix quotidiens en prenant le logarithme du rapport entre deux cours successifs. Les propriétés statistiques et stochastiques des données sur la période toute entière sont résumées dans le tableau (1). Ensuite, nous divisons cette période en deux sous-périodes. La première est qualifiée de « normale » caractérisant l'avant crise et elle s'étale entre le 03/01/2003 et le 15/09/2008. La deuxième est « turbulente », caractérisant la crise et s'étale sur une durée allant du 16/09/2008 au mois d'Avril 2013. Cette deuxième sous-période est marquée par l'apparition de la crise de sub-primes. Cette division en deux sous-périodes nous permet vérifier et de cerner le changement observé entre les deux moments. Cette observation sera focalisée sur la propagation des chocs et la transmission de volatilité d'une période à une autre, et d'un marché à un autre. Egalement, la robustesse de nos résultats empiriques sera confirmée. Les résultats statistiques relatifs aux deux sous-périodes sont présentés les tableaux (3) et (4).

Le test de Jarque et Bera, fondé sur la notion du Skewness (asymétrie) et du Kurtosis (aplatissement), permet de vérifier la normalité de la distribution statistique des rendements.

$$\text{Skewness (S): } \beta_1 = S = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}}$$

$$\text{Kurtosis, (K): } K = \beta_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2}$$

Avec  $\mu_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^k$  est le moment centré d'ordre k.

$$JB = (n/6) S^2 + (n/24) (k - 3)^2 \sim \chi^2(2)$$

Donc, si  $JB > \chi^2(2)$  alors, on rejette l'hypothèse ( $H_0$ ) de normalité des résidus au seuil ( $\alpha$ ).

Ce qui a été validé et montré selon les résultats du test de JB pour tous les indices financiers. En effet, tous les statistiques de JB sont très largement supérieur à  $\chi^2(2)$ . D'ailleurs, tous les  $\text{Prob}(JB)$  sont nulles et inférieur au seuil ( $\alpha = 5\%$ ).

---

$H_t$  est très élevé. Il est de l'ordre de :  $N(N + 1)/2 + 2N^2$ . (Pour notre cas : on a  $N = 8$  ; ce qui fait 164 paramètres à estimer). Pour cette raison, on utilise le VAR-GARCH qui n'impose que l'estimation de  $N$  paramètres. Ceci est une avancée importante dans la mesure où un plus grand nombre de séries pourront être étudié simultanément, un gain de temps de calcul a été fait, mais aussi des interprétations relativement simples peuvent être faites.

<sup>3</sup> Notre échantillon est composé des 7 pays (Allemagne, France, Angleterre, Suisse, Mexique, Brazil et Kuwait) en plus du prix mondial du cours de pétrole.

Tableau 1 : analyse descriptive sur toute la période

	ALLEMAGNE	SUISSE	ANG	FRANCE	Mexique	Brésil	Koweit	OIL
<b>Mean</b>	0.035683	0.035221	0.019780	0.006407	0.071786	0.057033	-0.002021	0.045934
<b>Max</b>	10.79747	6.8299	9.384244	10.59459	10.44071	16.39770	8.752212	18.12974
<b>Mini</b>	-7.433464	-5.8136	-9.264555	-9.471537	-7.266123	-16.86192	-17.98321	-16.83201
<b>Std. Dev.</b>	1.473208	11.08099	1.233293	1.480039	1.314900	2.362896	1.587897	2.214633
<b>Skewness</b>	0.022724	-0.021202	-0.116043	0.068385	0.047497	-0.251142	-1.977658	-0.019110
<b>Kurtosis</b>	8.664505	427.1840	10.97030	9.287818	9.038170	9.426492	27.29312	8.110357
<b>JB</b>	3501.677	19635091	6938.118	4316.479	3979.628	4534.371	6704.093	2850.041
<b>Prob</b>	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
<b><math>\rho_{i,0}</math></b>	-0.0053	0.0345	0.0222	0.0192	0.0121	0.0035	0.0611	-

Le tableau (1), montre que le rendement moyen le plus faible est attribué à la bourse de Koweit avec une moyenne de -0,2% ; alors que le plus remarquable est enregistré en Mexique avec un taux de 7,17%. En terme de risque, la bourse de Londres possède le risque le moins élevé avec un écart type de 1,23 alors que celui le plus élevé est observé à la bourse de la Suisse avec un écart-type de 11,08. À propos du marché du pétrole, il a connu un rendement moyen positif, ce qui n'est pas surprenant compte tenu de la tendance à la hausse du prix du pétrole au cours de la dernière décennie.

D'un autre côté, les valeurs de la statistique de kurtosis indiquent que les séries d'indices boursiers présentent un caractère épais ou leptokurtique. En effet, la kurtosis centrée est positive ( $K > 3$ ) pour toutes les séries. L'excès de Kurtosis témoigne d'une forte probabilité des points extrêmes, donc une distribution à queues épaisses. Ceci suggère que chacune des équations des moyennes doivent être tester de la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle. Les coefficients de Skewness généralement significativement négatifs, indiquent que la distribution des séries est étalée vers la gauche, ce qui illustre bien le fait qu'un choc négatif a plus d'impact qu'un choc positif. Cela indique, aussi, que l'activité boursière sur ces marchés a subi plus de chocs négatifs que de chocs positifs durant la période analysée. De plus, l'hypothèse de normalité est rejetée pour tous les marchés. D'ailleurs, Le modèle GARCH multivarié asymétrique rend compte de ces propriétés.

Sur un autre plan, l'analyse de la matrice de corrélation non conditionnelle présentée dans le tableau (2) montre que les coefficients de corrélation entre les marchés boursiers et la variation du prix de pétrole ne sont pas élevés. Ceci suggère que la présence du pétrole comme actif procure un gain potentiel en matière de diversification. De plus, Les corrélations sont en moyenne positives, ce qui indique que les marchés boursiers varient dans le même sens avec des prix du pétrole. En outre, le tableau (2), montre une faible corrélation entre les marchés financiers des pays de notre échantillon ce qui suggère que les stratégies de diversification internationale des portefeuilles présentent un intérêt significatif en termes de réduction du risque. La corrélation la plus élevée est de 14,04% entre la France et l'Allemagne, alors que les coefficients de corrélation le plus faible est celui du couple Mexique/Suisse qui est de -0,02%. Ces résultats conduisent à dire que la diversification à partir de ces marchés permet d'avoir des gains significatifs pour les investisseurs internationaux et leurs permettent de diminuer le risque total de leurs portefeuilles.

Tableau 2 : Matrice de corrélation non conditionnelle :

	ALLEMAGNE	SUISSE	ANGLETERRE	FRANCE	MEXIQUE	BRAZIL	Kuwait	OIL
ALLEMAGNE	1							
SUISSE	0.0159	1						
ANGLETERRE	0.0735	-0.0016	1					
FRANCE	0.1404	-0.0122	0.0403	1				
MEXIQUE	-0.0135	-0.0002	0.0491	0.0391	1			
BRAZIL	0.0144	-0.0578	0.0179	0.0076	-0.0095	1		
Kuwait	-0.0167	-0.0168	-0.0579	0.0465	-0.0174	0.0011	1	
OIL	-0.0053	0.0345	0.0222	0.0192	0.0121	0.0035	0.0611	1

Afin de cerner l'effet de la crise sur la variation des rendements, des risques des indices et des cours du pétrole dans le temps, nous présentons les données statistiques de la période « normale » et la période turbulente. Le tableau (3) donne la matrice d'avant crise et le tableau (4) de la matrice durant la crise.

Tableau 3 : Analyse statistique pour la période « avant – crise » : 03/01/2003 à 15/09/2008

	ALLEMAGNE	SUISSE	ANG	FRANCE	MEXIQUE	BRAZIL	Kuwait	OIL
<b>Mean</b>	0.048767	0.064502	0.016645	0.023229	0.095460	0.050639	0.022813	0.088806
<b>Max</b>	6.644578	6.8299	8.469141	7.002286	6.510135	13.21345	6.168441	11.46877
<b>Mini</b>	-7.433464	-5.8136	-5.637430	-7.077372	-6.614392	-9.366023	-6.485971	-9.000286
<b>Std. Dev.</b>	1.241892	14.86496	1.033191	1.146668	1.235507	1.994605	1.065724	2.071747
<b>Skewness</b>	-0.278751	-0.021628	0.220110	-0.181444	-0.254076	-0.036759	-0.170087	-0.013936
<b>Kurtosis</b>	6.594892	238.8959	9.050189	6.931284	6.101596	5.882082	7.207264	4.485314

Tableau 4 : Analyse statistique pour la période « après – crise » : 16/09/2008 à 10/05/2013

	ALLEMAGNE	SUISSE	ANG	FRANCE	MEXIQUE	BRAZIL	Kuwait	OIL
<b>Mean</b>	-0.019529	-0.000931	-0.023649	-0.014363	-0.042557	-0.064928	-0.024315	-0.006998
<b>Max</b>	10.79747	6.829908	9.384244	10.59459	10.44071	16.39770	23.30659	18.12974
<b>Min</b>	-7.335522	-5.641756	-9.264555	-9.471537	-7.266123	-16.86192	-21.66528	-16.83201
<b>Std. Dev.</b>	1.716758	1.286592	1.443025	1.809120	1.406743	2.751299	1.504086	2.379077
<b>Skewness</b>	0.175884	-0.271371	-0.265692	0.161400	0.313562	-0.342547	0.009367	-0.006974
<b>Kurtosis</b>	8.288879	6.358710	10.15825	7.932720	10.98392	9.467807	18.42516	10.43150

A partir de ces deux tableaux nous constatons la présence de rendement négatif et ceci pour l'ensemble d'indices composant notre échantillon. Egalement, ces rendements négatifs sont observés pour le cours du pétrole durant la crise. Cette négativité montre la faible performance réalisée par les indices sur cette période. En revanche, ces mêmes rendements sont positifs avant la crise.

#### 4.2 ESTIMATION ÉCONOMÉTRIQUE:

La procédure VAR-GARCH est implémentée en deux étapes. La première consiste à estimer les GARCH(p,q) univariés pour chacune des séries de rendements avant l'estimation de la matrice de corrélations conditionnelles. La deuxième consiste à obtenir les paramètres p et q des GARCH univariés, en utilisant l'approche de [22]. Cette technique est appliquée à chacune des 8 séries. Ainsi, nous avons testé successivement la stationnarité fondée sur la technique de Dickey Fuller Augmentés, le corrélogramme des rendements, le test d'Engle pour montrer la présence d'effet ARCH (test d'hétéroscédasticité). Par la suite, nous avons estimé le modèle GARCH (p, q) avec le test de Ljung-Box. Le choix des paramètres p et q d'une série donnée est obtenu en prenant le modèle qui a le critère d'information bayésien (BIC) ou le critère d'Akaike (AIC) ou le critère de Schwartz (SIC) le plus petit. Le GARCH (1,1) apparaît comme une spécification raisonnable pour chacune des séries et pour simplifier la démarche nous nous limiterons au cas VAR(1)-GARCH(1,1).

En effet, l'étude de stationnarité nous a révélé les renseignements présentés dans le tableau 5 suivant :

Tableau 5 : Tests de racines unitaires ADF de 03/01/2003 à 10/05/2013 :

	Test ADF en niveaux	Test ADF en différence première	ARCH(20)
<b>Allemagne</b>	1.180412 <sup>a</sup>	-51,87*** <sup>a</sup>	77,84***
<b>Angleterre</b>	0,834 <sup>a</sup>	-33,168*** <sup>a</sup>	166,76***
<b>Suisse</b>	-10,9 <sup>c</sup>	-53,08*** <sup>a</sup>	168,32***
<b>France</b>	-1,99 <sup>b</sup>	-33,036*** <sup>a</sup> AR(2)	129,49***
<b>Mexique</b>	-2,082 <sup>a</sup>	-47,33*** <sup>b</sup> AR(1)	59,22***
<b>Brazil</b>	1,165 <sup>a</sup>	-46,83***	70,99***
<b>Kuwait</b>	-1,703 <sup>b</sup>	-32,891*** <sup>a</sup> AR(1)	80,92***
<b>OIL</b>	1,107 <sup>c</sup>	-36,367*** <sup>a</sup>	45,19***

En niveaux, Les tests ADF sont réalisés sur les prix des actifs boursier mis en logarithme puis pour la différence première on a pris les séries des rendements.

\*, \*\*, \*\*\* désigne le degré des significativité respectivement à 10%, 5% et 1%.

*a* : désigne un modèle sans constante ni tendance.

*b* : pour un modèle avec constante;

*c* : pour un modèle qui présente une tendance et une constante

Le tableau précédent montre la présence de racine unitaire dans les prix des actifs de nos marchés et en différence première pour toutes les séries de rendements. Les résultats des tests de Dickey-Fuller augmenté (ADF) indiquent que les séries de prix sont intégrés d'ordre 1. Dans ce même tableau 5, on a aussi rapporté les résultats des tests d'hétéroscédasticité sur les équations des rendements boursiers. Ces résultats ont aboutis à rejeter l'hypothèse nulle d'absence d'hétéroscédasticité pour un seuil de 1% pour toutes les séries. Cela suggère que la modélisation GARCH est suffisante pour capturer la persistance de la volatilité des marchés et du cours de pétrole. L'ensemble de ces résultats nous conduit à choisir la méthode d'estimation quasi-maximum de vraisemblance (QML) pour estimer les modèles VAR-GARCH.

Le choix du modèle VAR(1)-GARCH(1,1), nous permet d'étudier l'interdépendance entre les rendements et les volatilités. Les résultats empiriques sont présentés dans les trois tableaux (voir annexes). Ces résultats sont donnés pour chaque période de notre étude.

La première remarque déduite est que la valeur du retard d'une période pour le rendement boursier moyen est significativement explicative du rendement moyen actuel pour la majorité des marchés étudiés et particulièrement pour les pays émergents. Le rendement du marché de pétrole, de son côté, est significativement affecté par ses propres rendements passés.

En ce qui concerne l'interdépendance dans les équations des moyennes des rendements boursiers, nous constatons que le rendement du pétrole à la date (t-1) affecte significativement le rendement du marché dans les pays Allemagne, Angleterre et Kuwait sur toute la période à la date t; la Suisse sur la période d'avant crise et enfin l'Allemagne et l'Angleterre pour la période d'après crise. L'effet du pétrole dans ces marchés boursiers est négatif (sauf pour l'Allemagne). Nous constatons que l'élasticité de la réaction du marché boursier à l'évolution du prix du pétrole est obtenue pour l'Allemagne, avec un coefficient estimé de 0,0486 enregistré après la crise, et la plus faible est remarqué dans la Suisse avec un coefficient de -0,049. L'absence de débordement de choc de variation du prix de pétrole au cours de toute la période aux autres pays peut s'expliquer par le faible recours des marchés boursiers aux compagnies pétrolières et/ou à un chiffre d'affaires annuel très faible. En effet, ces marchés sont largement dominés par les industries bancaires et de services et non des compagnies pétroliers.

Inversement, le marché du pétrole semble se comporter de façon indépendante sur les marchés boursiers puisque les rendements du pétrole ne sont pas significativement liés aux rendements des actions retardées, sauf en Mexique avant (où on remarque un effet négatif) et après la crise de 16 Septembre 2008 (effet positif).

Dans l'ensemble, dans la mesure où la transmission du choc est concernée, l'évolution des prix pétroliers ont tendance à affecter significativement mais négativement plusieurs marchés boursiers de notre échantillon. Par contre, l'impact de ces marchés sur les cours du pétrole est presque absent. En outre, l'effet des chocs pétroliers est plus prononcé pendant la période de crise que celle normale. Ceci semble indiquer que la récente crise financière mondiale a intensifié la transmission des chocs du pétrole sur les marchés boursiers.

Passant aux équations de variance conditionnelle, les résultats indiquent que les estimations des coefficients ARCH et GARCH sont significatifs, à des niveaux classiques (1%, 5% et 10%), dans la plupart des cas. La sensibilité à la propre variance conditionnelle passée ( $h_{i,t-1}$ ) semble être importante pour tous les pays, à l'exception de la Suisse sur l'ensemble de la période et au Kuwait au cours de la période de crise. Cette constatation suggère généralement que les valeurs passées de la volatilité conditionnelle dans un marché boursier peuvent être utilisées pour prévoir sa volatilité future. En outre, la volatilité conditionnelle actuelle des marchés boursiers dépend aussi des chocs passés affectant la dynamique de rendements puisque les coefficients Arch ( $\varepsilon_{i,t-1}^2$ ) sont très significatifs pour tous les pays considérés, à l'exception de Suisse sur la période totale.

Un examen plus attentif des coefficients révèle que la volatilité conditionnelle ne change pas très rapidement, car les coefficients ARCH qui mesurent l'impact des chocs passés sur la volatilité conditionnelle actuelle, sont relativement de faibles d'une part. Egalement, les coefficients GARCH possèdent des valeurs importantes captent l'impact de la volatilité passée sur la volatilité actuelle, et indiquant des fluctuations graduelles de la volatilité conditionnelle dans le temps d'autre part. Ces propriétés peuvent encore être appréhendées à travers les figures de l'annexe (4). Cette figure montre la variation temporelle de la volatilité conditionnelle estimée sur toute la période pour les sept marchés boursiers. Des conclusions similaires sont valables pour la volatilité des prix du pétrole.



Ensuite, nous envisageons l'effet de contagion et de transmission de la volatilité entre les marchés du pétrole et des stocks dans les pays de notre base. Nous constatons d'abord qu'il n'y a pas de transmission directe de la volatilité du marché du pétrole au marché boursier dans presque la totalité des pays essentiellement dans les cas suivants : Allemagne, Angleterre, et Kuwait sur toute la période d'étude. D'un autre côté, les coefficients croisés de volatilités (innovation de rendement et de volatilité) sont significatifs à des niveaux conventionnels. Plus précisément, les chocs pétroliers passés n'ont des effets importants sur la volatilité des marchés boursiers qu'en Angleterre. La volatilité retardée du pétrole affecte fortement la volatilité du marché à : Angleterre, France, Mexique et Kuwait pendant la période totale ; la France et le Brazil pendant la période d'avant crise et France et Brazil après la crise.

Ainsi, nos résultats suggèrent une intensification des retombées de la volatilité du pétrole sur les marchés boursiers au cours de la période de crise. Cependant, les effets des chocs passés et de la volatilité des rendements passés du pétrole sur la volatilité des marchés boursiers devraient être modérés puisque leurs coefficients estimés sont beaucoup plus petits que ceux de ses propres chocs et volatilités passées.

On remarque également que la volatilité des prix du pétrole est affectée par les chocs boursiers et les volatilités passées des marchés boursiers dans plusieurs cas.

Comme prévu, les estimations pour les corrélations conditionnelles constantes (CCC) entre les marchés du pétrole et des stocks sont dans la plupart des cas positifs. Ils sont petits, en général, ce qui suggère l'existence de gains potentiels d'investir dans les marchés boursiers et du pétrole. En outre, nos résultats suggèrent que ces corrélations ont augmenté au cours de la période de crise.

En conclusion, l'investigation empirique du modèle VAR(1)-GARCH (1,1) vient pour capturer de manière satisfaisante les liens de rendements et de transmission de la volatilité pour les paires de marchés. En considérant simultanément les périodes : totale, avant crise et après crise, les rendements boursiers sont fortement influencés par le rendement de pétrole dans la plupart des cas. L'analyse de l'interdépendance de volatilité montre des retombées de forte volatilité entre les marchés du pétrole et du stock. Ces retombées ont considérablement augmenté au cours de la période de crise sous les effets de l'instabilité financière importante et les incertitudes économiques. Il est à noter enfin que la volatilité des marchés a un impact significatif sur la volatilité de pétrole quelles que soient les périodes choisies.

## **5 CONCLUSION :**

Cet article étudie les liens de rendement et la transmission de volatilité entre le pétrole et les marchés boursiers au cours des dernières années turbulentes pour un échantillon de 7 pays. Nous employons une approche VAR-GARCH qui permet d'étudier les effets de contagion à la fois pour les rendements et les volatilités conditionnelles. Dans l'ensemble, nos résultats montrent l'existence de chocs significatifs et la volatilité des retombées entre le pétrole et les marchés boursiers dans la plupart des cas, en particulier sur la sous-période de crise. La hausse de la volatilité des prix du pétrole provoquée par les chocs et les changements de politique, touchant l'approvisionnement et la demande de pétrole, augmenterait directement la volatilité des marchés boursiers. Cependant, nos résultats empiriques semblent être sensibles au temps et le pays considéré.

Les résultats de cette étude offrent plusieurs pistes de recherche. Particulièrement, la méthodologie appliquée dans cet article pourrait être utilisée pour étudier les effets des autres produits énergétiques comme le gaz naturel sur le rendement des actions globales et sectorielles.

## **REFERENCES**

- [1]. Forbes, K., Rigobon, R., 2002. No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *Journal of Finance* 57, 2223–2261.
- [2]. Syriopoulos, T., 2007. Dynamic linkages between emerging European and developed stock markets: has the EMU any impact? *International Review of Financial Analysis* 16, 41–60.
- [3]. Barassi, M.R., Caporale, G.M., Hall, S.G., 2005. Interest rate linkages: a Kalman filter approach to detecting structural change. *Economic Modelling* 22, 253–284.
- [4]. Wang, Z., Yang, J., Li, Q., 2007. Interest rate linkages in the Eurocurrency market: contemporaneous and out-of-sample Granger causality tests. *Journal of International Money and Finance* 26, 86–103.
- [5]. Skintzi, V., Refenes, A., 2006. Bond volatility spillovers and dynamic correlation in European bond markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 16, 23–40.
- [6]. Johansson, A.C., 2008; "Interdependencies among Asian bond markets". *Journal of Asian Economics* 19, 101–116.

- [7]. Ling, S., McAleer, M., 2003, "Asymptotic theory for a vector ARMA-GARCH model", *Econometric Theory* 19, 278–308.
- [8]. Hammoudeh, S., Yuan, Y., McAleer, M., 2009, Shock and volatility spillovers among equity sectors of the Gulf Arab stock markets. *Quarterly Review of Economics and Finance* 49, 829–842.
- [9]. Jones, Charles M. and Kaul, Gautam, "Oil and the Stock Markets". *J. OF FINANCE*, Vol. 51 No. 2, June 1996. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=7805>.
- [10]. Huang, R.D, Masulis, R. W, Stoll, H.R, "Energy shock and financial market", *Journal of Futures Markets*, no.16, (1996), pp.1-27.
- [11]. Sadorsky, P., "Oil price shocks and stock market activity." *Energy Economics*, vol 21, (1999), pp.449–469.
- [12]. PARK, J. W. and Ratti, R. A., "Oil price shocks and stock markets in the U.S. and 13 European countries." *Energy Economics*, vol. 30, (2008), pp. 2578–2608.
- [13]. Nandha, M. and Faff R. (2007) "Does oil move equity prices? A global view", *Energy Economics*, vol. 30, 986-997.
- [14]. Haung D, Ou B, Prior RL (2005). The chemistry behind antioxidant capacity assays. *J. Agric. Chem.* 53: 1841-1856.
- [15]. Malik, F., Ewing, B.T., 2009, "Volatility transmission between oil prices and equity sector returns", *International Review of Financial Analysis* 18, 95–100.
- [16]. Engle (R. F.) (2001): « Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate GARCH models », University of California San Diego, Department of Economics, Document de travail.
- [17]. Engle (R. F.) (2002): « Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity models », *Journal of Business Economic Statistics*, 20(3), p. 339-350.
- [18]. Engle (R. F.) et Sheppard (K.) (2001): « Theoretical and empirical properties of dynamic conditional correlation multivariate GARCH », National Bureau Economic Research, Document de travail, 8554.
- [19]. Tse (Y. K.) et Tsui (A. K. C.) (2002) : « A multivariate GARCH model with time-varying correlations », *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3), p. 351-362.
- [20]. Bollerslev (T.) (1987): « A multivariate GARCH model with constant conditional correlations for a set of exchange rates », Northwestern University, D.P.
- [21]. Engle, R. F. and Kroner, K. F. (1995): "Multivariate simultaneous GARCH". *Econometric Theory*, vol 11: 122-150.
- [22]. Box, G. E. P. and G. M. Jenkins, 1976, "Time Serie Analysis: Forecasting and control". Revised Edition, Holden-Day Inc. Oakland.

## ANNEXES

ANNEXE 1 : ANALYSE D'UN VAR(1)-GARCH(1) BIVARIÉ SUR TOUTE LA PÉRIODE.

Variables	Allemagne		Angleterre		Suisse		France		Brazil		Mexique		Kuwait	
	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$
Equation de la moyenne														
$R_t(1)$	-0,03*** (0,015)	-0,031 (0,028)	0,061*** (0,016)	0,029 (0,029)	0,095*** (0,016)	-0,0057 (0,014)	0,033*** (0,012)	0,04 (0,03)	0,16*** (0,12)	-0,003 (0,045)	-0,017 (0,0099)	0,0008 (0,0039)	0,037 (0,0158)	0,19*** (0,024)
$R_o(1)$	0,027*** (0,01)	0,0029 (0,028)	-0,01*** (0,008)	-0,0027 (0,017)	0,002 (0,016)	0,0027 (0,017)	0,009 (0,008)	0,0021 (0,017)	0,004 (0,006)	0,0026 (0,017)	0,0044 (0,0019)	0,0025 (0,017)	0,0491 (0,0448)	-0,0256 (0,0337)
c	0,094*** (0,02)	0,08*** (0,037)	0,057*** (0,016)	0,08** (0,037)	0,146*** (0,038)	0,08** (0,037)	0,094*** (0,02)	0,08** (0,037)	0,96*** (0,012)	0,081** (0,037)	0,091 (0,033)	0,08 (0,029)	-0,0007 (0,0255)	-0,0299 (0,0317)
Equation de la Variance														
Cte	0,024*** (0,004)	0,032*** (0,01)	0,012*** (0,0028)	0,032 (0,01)	0,162*** (0,0255)	0,032*** (0,01)	0,24*** (0,0045)	0,0323*** (0,01)	0,019*** (0,002)	0,31* (0,1)	0,0216*** (0,0046)	0,0324*** (0,011)	-0,00038 (20,11)	0,1605 (0,1086)
$\varepsilon_{t,t-1}^2$	0,087*** (0,008)	0,0561 (0,044)	0,097*** (0,0089)	-0,0925* (0,06)	0,095*** (0,009)	-0,026 (0,834)	0,087*** (0,008)	0,004 (9,17)	0,19*** (0,014)	-0,018 (0,253)	0,081 (0,007)	0,004 (8,39)	-0,088*** (0,0304)	-0,093* (0,0557)
$\varepsilon_{0,t-1}^2$	-0,113 (0,0066)	0,042*** (0,005)	-0,0144 (0,19)	0,042 (0,0053)	0,0022 (3,14)	0,042*** (0,0052)	-0,0033 (1,87)	0,0423 (0,0053)	-0,04 (1,43)	0,097** (0,052)	-0,0043 (2,87)	0,9509*** (0,0062)	-0,0144 (0,1989)	0,203*** (0,0233)
$h_{t,t-1}$	0,897*** (0,0087)	0,28 (0,33)	0,895*** (0,0092)	0,26** (0,15)	0,87*** (0,012)	0,235* (0,13)	0,898*** (0,009)	0,198 (0,09)	0,79*** (0,012)	-0,24 (1,017)	0,817 (0,0093)	0,219 (0,222)	0,895*** (0,0289)	0,2567* (0,1501)
$h_{0,t-1}$	0,27 (0,29)	0,951*** (0,006)	0,22*** (0,07)	0,951 (0,0062)	0,245 (0,07)	0,951*** (0,0062)	0,131* (0,014)	0,951*** (0,0063)	0,07 (25,17)	0,95 (0,0062)	0,239*** (0,013)	0,9513*** (0,006)	0,265* (0,0599)	0,9538*** (0,0262)
CCC		0,0058 (0,02)		0,0012 (0,02)		0,0012 (0,19)		0,000141 (0,02)		0,013 (0,019)		0,044 (0,024)	0,0678*** (0,0239)	
Log-Likelihood		-9560,07		-		9215,664		11151,03		-8338,51		-9984,89		4805,598
AIC		7,307		7,044		7,044		8,52		6,37		7,431		8,18
SIC		7,32		7,065		7,065		8,54		6,39		7,52		8,26

\*, \*\*, \*\*\* désigne le degré des significativité respectivement à 10%, 5% et 1%.

(.) Les valeurs entre parenthèse représentent les écart-types.

**ANNEXE 2 : ANALYSE D'UN VAR(1)-GARCH(1) BIVARIÉ SUR LA PÉRIODE AVANT CRISE.**

Variables	Allemagne		Angleterre		Suisse		France		Brazil		Mexique		Kuwait	
	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$
Equation de la moyenne														
$R_t(1)$	-0.059*** (0.021)	-0.058 (0.045)	-0.094** (0.0207)	-0.04 (0.0559)	-0.075*** (0.0009)	0.00197 (0.0052)	-0.07*** (0.0223)	-0.042 (0.046)	0.128*** (0.022)	-0.026 (0.028)	0.027 (0.017)	-1.108*** (0.088)	0.1201* (0.05)	0.0628 (0.0766)
$R_o(1)$	-0.019 (0.012)	-0.01 (0.026)	-0.0035 (0.0095)	-0.01 (0.026)	-0.049*** (0.0091)	-0.0106 (0.026)	-0.0004 (0.0115)	-0.01 (0.026)	0.0172 (0.0239)	0.0107 (0.026)	0.017 (0.012)	0.198 (0.101)	0.0377 (0.0627)	-0.0328 (0.0478)
$c$	0.089*** (0.027)	0.129*** (0.054)	0.0544*** (0.02)	0.13** (0.054)	0.27*** (0.018)	0.127** (0.054)	0.066*** (0.0252)	0.128** (0.054)	0.097** (0.049)	0.13** (0.0535)	0.136*** (0.037)	-1.96*** (0.116)	-0.0218 (0.0344)	-0.0575 (0.047)
Equation de la Variance														
Cte	0.026*** (0.0064)	0.307** (0.131)	0.0112*** (0.0037)	0.313** (0.138)	0.347*** (0.022)	0.309** (0.136)	0.023*** (0.006)	0.308*** (0.127)	0.245*** (0.062)	0.318** (0.139)	0.075*** (0.014)	4.903*** (0.76)	0.026*** (0.0064)	0.407* (0.2131)
$\varepsilon_{it-1}^2$	0.083*** (0.0125)	0.0536 (0.055)	0.102*** (0.013)	-0.03 (0.073)	2.077*** (0.057)	-0.617 (0.0832)	0.086*** (0.0118)	-0.0617 (0.081)	0.0837*** (0.0118)	0.0107* (0.002)	0.113*** (0.016)	0.0792** (0.036)	0.083*** (0.0125)	0.0513** (0.0565)
$\varepsilon_{0,t-1}^2$	-0.111 (0.0666)	0.0329*** (0.0109)	0.1732*** (0.0227)	0.0337*** (0.0109)	-0.0001 (0.963)	0.0338*** (0.0108)	-0.0001 (0.221)	0.0331*** (0.01)	-0.003 (0.34)	0.0343*** (0.011)	-0.0003 (23.77)	-0.268*** (0.0287)	-0.111 (0.0666)	0.222*** (0.0909)
$h_{1,t-1}$	0.897*** (0.015)	0.215*** (0.091)	0.889*** (0.039)	0.248 (0.167)	0.127*** (0.0067)	0.106 (0.133)	0.894*** (0.0143)	0.227 (0.144)	0.8509*** (0.0255)	0.221 (0.144)	0.837*** (0.02)	0.0326 (0.043)	0.897*** (0.015)	0.215*** (0.0867)
$h_{0,t-1}$	0.2001 (0.1615)	0.8953*** (0.0402)	-0.0001 (11.774)	0.893*** (0.039)	0.1287 (0.58)	0.894*** (0.039)	0.988* (0.091)	0.895*** (0.0397)	0.994** (0.014)	0.8913*** (0.04)	0.216 (0.1904)	0.961*** (0.0094)	0.2001 (0.1615)	0.2192 (0.4756)
CCC		-0.0106 (0.028)		0.0146 (0.027)		-0.0043 (0.03)		-0.0107 (0.027)		-0.021 (0.027)		-0.035 (0.073)		0.038* (0.018)
Log-Likelihood		-5256.45		-4909.92		5583.081		-5153.84						-6538.97
AIC		7.288		6.809		7.74		7.146		8.386		9.062		7.277
SIC		7.335		6.856		7.787		7.193		8.433		9.109		7.414

\*\*\* désigne le degré de significativité respectivement à 10%, 5% et 1%.

(.) Les valeurs entre parenthèse représentent les écart-types.

**ANNEXE 3 : ANALYSE D'UN VAR(1)-GARCH(1) BIVARIÉ SUR LA PÉRIODE APRÈS CRISE.**

Variables	Allemagne		Angleterre		Suisse		France		Brazil		Mexique		Kuwait	
	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$	$R_t$	$R_o$
Equation de la moyenne														
$R_t(1)$	0.0065 (0.0266)	-0.017 (0.036)	-0.02 (0.028)	-0.051 (0.043)	0.097*** (0.026)	-0.028 (0.042)	-0.02 (0.026)	0.0476 (0.0298)	0.061** (0.0253)	0.00146 (0.0168)	0.03 (0.028)	0.0826* (0.044)	-0.0547 (0.065)	0.2059** (0.0921)
$R_o(1)$	0.0486*** (0.017)	0.0159 (0.025)	-0.0296* (0.016)	0.15 (0.0256)	0.0077 (0.0136)	0.0157 (0.0251)	0.0195 (0.019)	0.0136 (0.0256)	-0.0097 (0.023)	0.0154 (0.0256)	-0.0018 (0.0136)	0.0144* (0.025)	0.0541 (0.0526)	-0.0219 (0.0612)
C	0.09*** (0.035)	0.047 (0.051)	0.0732*** (0.029)	0.0466 (0.0513)	0.069** (0.028)	0.047 (0.051)	0.067* (0.04)	0.05 (0.051)	0.177*** (0.059)	0.0499 (0.051)	0.054* (0.029)	0.048 (0.051)	0.04128 (0.0354)	0.00789 (0.0327)
Equation de la Variance														
Cte	0.028*** (0.008)	0.02472* (0.0097)	0.02*** (0.0057)	0.0246** (0.0097)	0.021*** (0.004)	0.0247*** (0.0097)	0.05*** (0.013)	0.02476* (0.0097)	0.146*** (0.033)	0.0245** (0.0096)	0.0134*** (0.0034)	0.02468* (0.0097)	0.026*** (0.0064)	0.307*** (0.1231)
$\epsilon_{t-1}^2$	0.0088*** (0.011)	0.0536 (0.055)	0.0757*** (0.0114)	-0.03 (0.073)	0.069*** (0.009)	-0.617 (0.0832)	0.099*** (0.0133)	-0.0617 (0.081)	0.107*** (0.0155)	0.0107* (0.002)	0.0654*** (0.0077)	0.0792** (0.036)	0.083*** (0.0125)	-0.01536 (0.0455)
$\epsilon_{o,t-1}^2$	-0.111 (0.0666)	0.0492*** (0.0111)	0.1732*** (0.0227)	0.04932* (0.011)	-0.0001 (0.963)	0.0491*** (0.011)	-0.0001 (0.221)	0.0493*** (0.011)	-0.003 (0.34)	0.0487*** (0.011)	-0.0003 (23.77)	0.0491*** (0.011)	-0.111 (0.0666)	0.2329** (0.1109)
$h_{t-1}$	0.9018*** (0.0127)	0.215*** (0.091)	0.908*** (0.0121)	0.248 (0.167)	0.912*** (0.01)	0.106 (0.133)	0.884*** (0.0149)	0.227 (0.144)	0.87*** (0.17)	0.221 (0.144)	0.9218*** (0.0079)	0.0326 (0.043)	0.897*** (0.015)	0.3215*** (0.0391)
$h_{o,t-1}$	0.2001 (0.1615)	0.9441*** (0.01146)	-0.0001 (11.774)	0.944*** (0.01145)	0.1287 (0.58)	0.944*** (0.011)	0.988* (0.011)	0.944*** (0.0114)	0.994** (0.014)	0.9446*** (0.0113)	0.216 (0.1904)	0.9441*** (0.011)	0.2001 (0.1615)	0.0003 (7.0402)
CCC		0.00077 (0.031)		-0.016 (0.03)		-0.0023 (0.939)		0.0346 (0.03)		0.0349* (0.029)		0.0127 (0.03)		0.12106 (0.0328)
Log-Likelihood		-4529.68				-4211.48		-4621.77		-5062.94		-4199.72		-2756.45
AIC		7.45				7.312		7.2		8.655		7.18		8.888
SIC		7.78				7.35		7.24		8.694		7.22		8.935

\*, \*\*, \*\*\* désigne le degré des significativité respectivement à 10%, 5% et 1%.

( ) Les valeurs entre parenthèse représentent les écart-types.

**ANNEXE4 : REPRESENTATION GRAPHIQUE DE COVARIANCES CONDITIONNELLES BIVARIÉES**

