



HAL
open science

Indices boursiers internationaux et la crise des nouvelles technologies : approches switching et DCC-MVGARCH

Ryan Lemand (suleimann)

► To cite this version:

Ryan Lemand (suleimann). Indices boursiers internationaux et la crise des nouvelles technologies : approches switching et DCC-MVGARCH. Economies et finances. École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan, 2003. Français. NNT: . tel-00287357

HAL Id: tel-00287357

<https://theses.hal.science/tel-00287357>

Submitted on 11 Jun 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



ECOLE NORMALE
SUPERIEURE DE
CACHAN



**INDICES BOURSIERS INTERNATIONAUX ET LA CRISE
DES NOUVELLES TECHNOLOGIES : APPROCHES
SWITCHING ET DCC-MVGARCH**

THESE POUR LE DOCTORAT NOUVEAU REGIME
SCIENCES ECONOMIQUES ET DE GESTION

Présenté par Ryan SULEIMANN (LEMAND)

Suffragants

Rodney WOLFF (Président)

Professeur à l'Université de Oxford et de Queensland

Dominique GUEGAN (Directeur de Recherche)

Professeure à l'ENS-Cachan

Valérie MIGNON (Rapporteur)

Professeure à l'Université Paris X-Nanterre

Aimé SCANNAVINO (Rapporteur)

Professeur à l'Université Paris II-Assas

Plan

Plan	iv
Liste des Tableaux	viii
Table des Figures	xi
Résumé	xvi
Abstract	xvii
Remerciements	xviii
Introduction	2
0.1 Le <i>Bug</i> de l'An 2000	3
0.2 Perspective Historique des Crises IT et Approches Adoptées	4
1 L'Effet de Co-mouvement entre les Volatilités du NASDAQ-100 et le IT.CAC : Une Approche Switching Univariée et Bivariée	14
1.1 Introduction	15
1.2 NASDAQ-100 et IT.CAC : Description des Données	18
1.2.1 Description des Indices	18
1.2.2 Description Statistique des Séries	22
1.3 Analyse Univariée	23
1.3.1 Les modèles GARCH, TARCH et EGARCH	24
1.3.2 Les modèles à Changement de Régime à Variance Constante (Mélange de Distributions)	26
1.3.3 Les modèles SWARCH	27
1.3.4 Le Modèle GARCH à Changements de Régimes	32

1.3.5	Les Résultats	34
1.4	Analyse Bivariée : le Modèle AR(1) -SWARCH(1,1) Bivarié	40
1.4.1	Le Modèle BiSWARCH et les Résultats	40
1.5	Conclusion	44
Bibliographie		46
2	L'Effet de Contagion des Indices de Nouvelles Technologies : Une Approche VAR-dccMVGARCH	52
2.1	Introduction	53
2.2	La Contagion des Marchés Financiers : Revue de la Littérature	56
2.3	Les Données et leurs Statistiques Descriptives	61
2.4	L'Estimation du Modèle VECM	68
2.4.1	Fonctions de Réponses Impulsionnelles et Décomposition de la Variance	72
2.4.2	Analyse des Résidus	75
2.5	Le Modèle dcc-MVGARCH	77
2.5.1	Comparaison des Estimateurs	81
2.6	Conclusion	83
Bibliographie		85
3	Volatilités et Corrélations des Indices Boursiers Internationaux : Ap- proche Multivariée	91
3.1	Introduction	92
3.2	Les Mécanismes de Propagation de la Contagion : Revue des Travaux Empiriques	96
3.2.1	Corrélations à Travers les Marchés	96
3.2.2	Modèles GARCH et Modèles Hétéroscédastiques à Changement de Régime	97
3.2.3	Modèles VAR et la Cointégration	99
3.2.4	Le Modèle Probit	99
3.3	Statistiques Descriptives, Corrélations et Volatilités des Indices	100
3.3.1	Statistiques Descriptives des Données	101
3.3.2	Volatilités des Rendements et Hypothèse de Corrélations	103
3.3.3	Hypothèse Préliminaire sur les Corrélations Internationales	107
3.4	Estimation du VECM et des Fonctions de Réponses Impulsionnelles	109
3.4.1	Estimation du Modèle VECM	109

3.4.2	Fonctions de Réponses Impulsionnelles	110
3.5	Analyse des Résidus du VECM Utilisant le DCC-MVGARCH	113
3.6	L'Estimation du Modèle DCC-MVGARCH	116
3.6.1	Résultats de l'Estimation du DCC-MVGARCH	118
3.7	Conclusion	122
Bibliographie		123
4 Indices Boursiers Internationaux : Approches MSVAR-DCC-MVGARCH		
Univariée et Multivariée		131
4.1	Introduction	132
4.2	Les Données et leurs Statistiques Descriptives	135
4.3	Le Modèle MSVECM : Analyses Univariée et Multivariée	140
4.3.1	Le Modèle MSVECM : Analyse Univariée	140
4.3.2	Le Modèle MSVECM : Analyse Multivariée	144
4.4	Le Modèle DCC-MVGARCH	152
4.5	Conclusion	161
Bibliographie		162
5 Comparaison entre les Copules et les Modèles DCC-MVGARCH :		
Calcul de la VaR		168
5.1	introduction	169
5.2	Statistiques Descriptives des Séries	169
5.3	Le Modèle DCC-MVGARCH et le Calcul de la VaR	172
5.3.1	Ajustement du Modèle DCC-MVGARCH aus Séries Etudiées .	173
5.3.2	Calcul de la VaR	175
5.3.3	Calcul de la VaR par une Approche non-Paramétrique : Les Copules	178
5.3.4	Comparaison entre les VaR Calculées par les Copules et par le Modèle DCC-MVGARCH	181
5.4	Conclusion	182
Bibliographie		183
Conclusion		186
Annexe		189

A	Annexe du Chapitre 1	189
A.1	Résultats des Estimations	189
A.2	Statistiques Descriptives des deux Séries	191
A.3	Figures	193
B	Annexe du Chapitre 2	205
C	Annexe du Chapitre 3	207
D	Les Sociétés de Nouvelles Technologies Principales en Europe	209
D.1	Biothechnologie	209
D.2	Les Semi-Conducteurs	215
D.3	Fibre Optique	220
D.4	Technologies sans-fil	221
D.5	Logiciels pour les Affaires	226
D.6	Technologies Emergentes	229

Liste des tableaux

1	Développement de Certaines Actions IT de leur Introduction jusqu'au 9/12/1999 (Capitalisation et revenus nets en millions de dollars et Var% est la variation entre le prix d'introduction et le cours de l'action)	7
1.1	Résultats des Estimations des Trois Spécifications GARCH	35
1.2	Résultats des Estimations du Modèle à Changements de Régimes (1.3.32)	36
1.3	Résultats des Estimations du Modèle SWARCH-L	38
1.4	Résultats des Estimations du Modèle GARCH à Changement de Régime	40
1.5	Résultat de l'Estimation du Modèle SWARCH Bivarié	44
2.1	Statistiques Descriptives des Rendements Hebdomadaires	62
2.2	Coefficients de Corrélacion des 3 ETR	64
2.3	Coefficients de Corrélacion et Variances des Rendements sur Différentes Périodes	66
2.4	Test de Causalité de Granger pour les 3 Ecart-Type Roulant	68
2.5	Test de Johansen non-Restreint pour la Détermination du Nombre d'Equations de Cointégration (EC)	69
2.6	Test de Causalité de Granger pour les 3 Rendements	70
2.7	Test d'Exogéinité de Wald	71
2.8	Test LM des Autocorrélacions des Résidus (H_0 :pas d'autocorrélacions d'ordre h)	75
2.9	Test de Normalité (H_0 :Résidus Gaussiens)	76
2.10	Test d'Hétéroscédasticité des Résidus	76

2.11	Estimateurs du dcc-MVGARCH Trivarié	79
2.12	Test de Normalité pour les Résidus du dcc-MVGARCH(l'étoile indique l'acceptation de l'hypothèse de normalité)	79
2.13	Les Probabilités des Tests de Performance	84
3.1	Descriptive statistics of the five indexes' weekly stock returns	101
3.2	Coefficients Inconditionnelles (en %) des Cinq Rendements	107
3.3	Coefficients de Corrélation Inconditionnelle (en %) des ETR sur 21 jours de Indices	109
3.4	Test de Cointégration de Johansen pour les 5 Rendements	110
3.5	Test d'Exogénéité de Wald	111
3.6	Test LM des Résidus (H_0 :pas d'autocorrélations d'ordre h)	114
3.7	Test de Normalité des Résidus (H_0 :Résidus Gaussiens Multivariés)	115
3.8	Tests d'Hétéroscédasticité Individuel et Joint des Résidus	116
3.9	Résultats des Estimations et Comparaisons des Spécifications	119
3.10	Paramètres Estimés du Modèle DCC-MVGARCH	121
4.1	Statistiques Descriptives des 5 Indices Boursiers Traditionnels	136
4.2	Statistiques Descriptives des 3 Indices Technologiques	136
4.3	Durée et Probabilités de chacun des deux Régimes pour les Rendements des Indices Technologiques	149
4.4	Durée et Probabilités de chacun des deux Régimes pour les Rendements des Indices Traditionnels	149
5.1	Statistiques Descriptives des 2 Séries	170
5.2	Test de Dickey-Fuller Augmenté pour les 2 Séries	170
5.3	Paramètres Estimés du Modèle DCC-MVGARCH pour les 2 Séries	174
5.4	Les VaR Calculées pour les Différents Portefeuilles	180

5.5	Estimation des paramètres, erreur standard et critère d’Akaike pour chaque copules ajustées au couple $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$. Les erreurs standards sont calculés l’aide de la méthode de Jackknife (30 points sur 961 sont omit chaque calculs). Le premier paramètre de la copule de Student est le coefficient de corrélation linéaire et le second est le nombre de degré de liberté.	181
A.1	Résultats des Estimations	190
A.2	Statistiques Descriptives pour le IT.CAC	191
A.3	Test de Dickey-Fuller Augmenté pour le IT.CAC	191
A.4	Test ADF pour le IT.CAC après Stationnarization	191
A.5	Statistiques Descriptives pour le NASDAQ-100	192
A.6	Test ADF pour le NASDAQ-100	192
A.7	Test ADF pour le NASDAQ-100 après Stationnarization	192
D.1	Nombre de Sociétés de Nouvelles Technologies en Europe et leurs Revenus	209

Table des figures

2.1	Graphes du NASDAQ-100, du IT.CAC et du NEMAX	63
2.2	Graphes des Rendements Hebdomadaires	64
2.3	Ecarts-Type Roulant (ETR) sur 21 Jours des 3 Rendements	65
2.4	Corrélations Conditionnelles Glissantes sur 100 Jours des Indices en Niveau	67
2.5	Fonctions de Réponses Impulsionnelles Cumulées sur 30 jours	73
2.6	Décomposition de la Variance (en %) sur 30 Jours	74
2.7	Dynamic conditional correlations for the three indexes	80
3.1	Graphes des 5 Indices en Niveau	100
3.2	Graphes des 5 Rendements des Indices	102
3.3	Graphes des ETR (en %) sur 21 Jours des 5 Rendements	103
3.4	Décompte des Fluctuations Supérieures à $ 3\% $	105
3.5	Graphes des Corrélations Conditionnelles Glissantes des Rendements	108
3.6	Fonctions de Réponses Impulsionnelles Cumulées sur 30 Jours	113
3.7	Les 2 Relations de Cointégration du VECM Estimé	114
3.8	Les graphes des Variances-Covariances du DCC-MVGARCH Estimé	120
3.9	Corrélation Conditionnelles Dynamiques Issues de l'Estimation du Modèle DCC-MVGARCH	121
4.1	Graphes des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX	138

4.2	Graphes des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500 CAC40 et DAX	139
4.3	Graphes des Ecart-Type Glissant sur 21 jours des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX	140
4.4	Graphes des Ecart-Type Glissant sur 21 jours des Rendements du NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500 CAC40 et DAX	141
4.5	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NASDAQ100	143
4.6	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du IT.CAC . . .	144
4.7	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NEMAX . .	145
4.8	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NASDAQ Composite	146
4.9	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du Dow Jones .	146
4.10	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du S&P500 . . .	147
4.11	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du CAC40 . . .	147
4.12	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du DAX	148
4.13	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du MSVECM Multivarié pour les Rendements des Indices Technologiques	148
4.14	Graphes des Probabilités de Changement de Régime du MSVECM Multivarié pour les Rendements des Indices Traditionnels	150
4.15	Graphes des Fonctions de Réponses Impulsionnelles à un Choc Provenant du NASDAQ100 sur le IT.CAC et le NEMAX	151
4.16	Corrélogramme, Densité Spectrale, Densité et QQ plot des Erreurs du MSVECM des Rendements Technologiques	153
4.17	Corrélogramme, Densité Spectrale, Densité et QQ plot des Erreurs du MSVECM des Rendements des Indices Traditionnels	154
4.18	Graphes des Variances et Covariances des Résidus des Indices Technologiques	157
4.19	Graphes des Corrélations Conditionnelles Dynamiques des Résidus des Indices Technologiques	158

4.20	Graphes des Variances et Covariances des Résidus des Indices Traditionnels	159
4.21	Graphes des Corrélations Conditionnelles Dynamiques des Résidus des Cinq Indices Traditionnels	160
5.1	Dynamic conditional correlations for the three indexes	171
5.2	Scatter plot des couples $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$	172
5.3	Histogrammes : (a) $(\epsilon_1)_t$, (b) $(\epsilon_2)_t$	173
5.4	(a) Réel, (b) Simulé.	173
5.5	Graphes des Variance et Covariance du NASDAQ-100 et IT.CAC	175
5.6	Graphe des Corrélations Conditionnelles Dynamiques du NASDAQ-100 et IT.CAC	175
5.7	Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 0.5, 0.5	177
5.8	Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 1, -1	178
5.9	Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 1/3, 2/3	178
5.10	Moyenne, borne supérieure et borne inférieure de la distribution issue du bootstrap pour chaque $i \in \{0, \dots, N\}$. (1a) représente la dépendance de queue inférieure de $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$ et (1b) est un zoom de (1a) dans un voisinage de 0. De même (2b) est un zoom de la dépendance de queue supérieure en (2a) dans un voisinage de 1.	179
5.11	Histogrammes : (a) $(\epsilon_1)_t$, (b) $(\epsilon_2)_t$	180
5.12	(a) Réel, (b) Simulé.	181
A.1	NASDAQ-100	193
A.2	NASDAQ-100 Volumes d'Echange	193
A.3	Ecart-Type Glissant (ETR) sur 21 Jours pour le NASDAQ-100	193
A.4	IT.CAC	194
A.5	ETR pour IT.CAC	194
A.6	D(%)IT.CAC	194
A.7	D(%)NASDAQ-100	195

A.8	ETR pour IT.CAC et NASDAQ-100	195
A.9	Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$	196
A.10	Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$	196
A.11	Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$	196
A.12	Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$	197
A.13	Moyennes Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC	197
A.14	Ecart-Type Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC	197
A.15	Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$	198
A.16	Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$	198
A.17	Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$	198
A.18	Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$	199
A.19	Moyennes Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100	199
A.20	Ecart-Type Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100	199
A.21	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$	200
A.22	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$	200

A.23	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 3)$	200
A.24	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$	201
A.25	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$	201
A.26	Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 3)$	201
A.27	Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$	202
A.28	Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$	202
A.29	Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$	202
A.30	Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$	203
A.31	Probabilités Lissées pour un Etat de basse-basse Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices	203
A.32	Probabilités Lissées pour un Etat de basse-haute Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices	203
A.33	Probabilités Lissées pour un Etat de haute-basse Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices	204
A.34	Probabilités Lissées pour un Etat de haute-haute Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices	204

Résumé

Depuis la crise boursière du secteur des Nouvelles Technologies en 2000 et la croissance très grande de la volatilité des actifs boursiers par rapport à ce qui a précédé cette année, la modélisation de cette volatilité et son effet de contagion à travers les marchés boursiers dans le monde, a suscité beaucoup de discussions et de recherches. Nous nous intéressons par conséquent, à la modélisation de la volatilité de trois indices technologiques : NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX et cinq indices globaux : Dow Jones Industrial Average, Standard & Poor 500, NASDAQ Composite, DAX et CAC40, afin de vérifier si le risque d'investissement, mesuré par la valeur à risque (VaR) a changé suite à la crise technologique et afin de montrer que la crise technologique, parmi toutes les crises boursières vécues, est la crise qui a le plus affecté les marchés boursiers à travers le monde. Notre calcul de la VaR exige une modélisation précise de la volatilité des séries étudiées et l'identification de la présence de corrélations conditionnelles dynamiques ou non. Nous utilisons différents modèles pour modéliser la volatilité des indices étudiés, notamment différents modèles à changements de régimes (SWARCH, SWGARCH et MSVECM) et le modèle GARCH multivarié à corrélations conditionnelles dynamiques (DCC-MVGARCH). Nous utilisons les modèles à changements de régimes et les modèles VAR afin de montrer l'existence d'effets de co-mouvements et de contagion entre les indices étudiés et le modèle DCC-MVGARCH afin de montrer l'effet de la crise technologique sur l'augmentation de la volatilité des marchés boursiers et la présence de corrélations dynamiques qui les lient, ainsi que pour le calcul de la VaR. Nous comparons à la fin les VaR calculées par le modèle DCC-MVGARCH avec des VaR calculée par la méthode non-paramétrique des copules.

Abstract

Since the New Technology crisis of the year 2000 and the big rise in the volatility of stock markets across the world with respect to before the year 2000, the modelling of this volatility and its contagion effect across stock markets in the world, has drawn many discussions and research on this subject. As a consequence, we model the volatility of three technological indexes : NASDAQ-100, IT.CAC and NEMAX and five global indexes : Dow Jones Industrial Average, Standard & Poor 500, NASDAQ Composite, DAX and CAC40, in order to check if the investment risk, measured using the value at risk (VaR), has changed following the New Technology crisis. We also show that the New Technology crisis, among all the other stock market crises, is the one that affected the most, stock markets across the world. Our calculation of the VaR requires a precise modelling of the examined series' volatility and the identification of the presence of dynamic conditional correlations or not. We use different models to estimate this volatility, in particular, changing regime models (SWARCH, SWGARCH and MSVECM) and a dynamic conditional correlation multivariate GARCH model (DCC-MVGARCH). We use the switching regime models and VAR models in order to show the existence of co-movement and contagion effects between the eight indexes. Then, we use the DCC-MVGARCH model in order to show the effect of the New Technology crisis on the rise in stock markets' volatility and the presence of dynamic conditional correlations that link those major indexes, in addition to its use for the VaR calculation. Finally, we compare the DCC-MVGARCH VaR with the VaR calculated using the non-parametric method of copulas.

Remerciements

Je tiens à remercier Mme Dominique GUEGAN pour sa disponibilité, son écoute et ses conseils pour l'accomplissement de ce doctorat. Merci d'avoir rendu beaucoup de choses faciles et possibles, notamment dans les moments les plus difficiles et cruciaux.

Je remercie Mr Bertrand MAILLET d'avoir intervenu dans un moment crucial au profit de la bonne continuation de ce doctorat, ainsi que pour ces conseils académiques au sujet de mon premier article.

Je remercie Mr Robert SALAIS pour avoir rendu beaucoup de choses possibles pour l'équipe M.O.R.A. et par conséquent, pour mon doctorat.

Je remercie Mr Henri CACHELOU d'avoir facilité beaucoup de *choses* indispensables au bon déroulement de mes études supérieures.

Je remercie Mr Franc Klaassen, Mr Stephen Gray, Rauli Susmel, James Hamilton et Kevin Sheppard pour leurs conseils académiques et informatiques.

Je remercie mes collègues, spécialement Cyril CAILLAULT pour leurs encouragements et leur écoute.

Finalement, je voudrai remercier mes parents pour leur patience et leur soutien pendant mes très LONGUES années d'études, merci d'avoir toujours été là, je le serai pour vous pour toujours.

Paris, France
Juin 2003

Ryan SULEIMANN

A Wadad et Samir, les meilleurs parents du monde..

Introduction

0.1 Le *Bug* de l'An 2000

Nous pouvons parler de la bulle spéculative IT¹ comme tout autre bulle spéculative. Une bulle dont le développement rapide s'est propagé à travers tous les marchés boursiers du monde en une année seulement. En d'autres termes, c'était la première bulle spéculative du processus de globalisation. L'effet de cette bulle s'est même propagé au delà des marchés boursiers. Les mouvements spéculatifs ont non seulement traîné les investisseurs au secteur des Nouvelles Technologies, mais ont également créé une vague de création de sociétés IT, qu'on appelle *start-up*, partout dans le monde. Cette vague attira une main d'œuvre en nombre sans précédent, une main d'œuvre séduite par l'aspect innovateur de ce secteur et par les gains rapides qu'ils obtenaient grâce aux *stock options*. Le secteur économique traditionnel a dû improviser de nouvelles stratégies qui impliquent Internet afin de réséduire les investisseurs et l'intérêt des analystes financiers qui ne s'intéressaient plus à ce secteur, qui devint assez statique par rapport au secteur IT. Un nombre sans précédent de personnes de tous les niveaux et de tous les milieux s'intéressèrent et investirent dans le secteur IT et les *start-up* ce qui fit du phénomène IT un phénomène jamais vécu dans le monde des marchés financiers.

L'apogée de l'intérêt en ce secteur fût atteint peu avant l'an 2000. En effet, le *bug*² de l'an 2000 présenta une menace très sérieuse pour tous les ordinateurs du monde, car la majorité des biens et services du monde dépendaient des ordinateurs. Alors le monde des affaires réalisa sa dépendance aux ordinateurs en particulier et à l'informatique

¹IT : Information et Technologie, désignant le marché boursier des Nouvelles Technologies

²Le bug de l'an 2000 fait que les ordinateurs à travers le monde considèrent le passage à l'an 2000 comme un retour à l'année 1900.

en général. La demande en informaticiens et en ingénieurs informatiques, même à la retraite, augmenta considérablement avec l'approche de la menace de l'an 2000, ce qui créa une boule de neige dans le secteur technologique. Le *bug* de l'an 2000 fût évité malgré tout avec un grand succès.

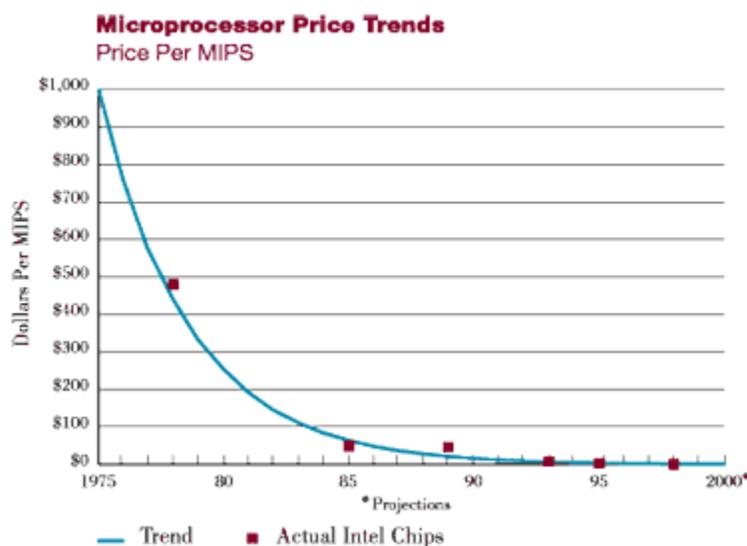
0.2 Perspective Historique des Crises IT et Approches Adoptées

L'explosion du trafic sur Internet est généralement présenté comme un des premiers signes de la naissance de la *nouvelle économie*. Cette explosion devint possible suite aux progrès réalisés en informatique et en télécommunication, deux technologies indissociables. Notons que le développement d'Internet est antérieur à l'émergence des ordinateurs personnels. Rappelons que le premier *email* fût envoyé par l'armée américaine en 1969 et le premier ordinateur personnel, *Altair*, fût fabriqué aux U.S.A. en 1975. Suite à cela, des sociétés de matériels informatiques (*hardware*) comme Apple, IBM et Compaq, ainsi que des sociétés produisant des logiciels comme Microsoft, firent leur apparition. Il y avait 2000 ordinateurs (non-personnels) dans le monde en 1950 et 200 millions ordinateurs (personnels et non-personnels) en 1990.

La vitesse des microprocesseurs des ordinateurs passa de 10,000 opérations par seconde à 100,000,000 opérations par seconde et cette vitesse double tous les 18 mois. Parallèlement à la croissance rapide de la vitesse des microprocesseurs, le prix de ces microprocesseurs diminue à raison de 25% par an (voir la figure ci-dessous³).

³MIPS : Millions d'opérations par seconde. Source : www.neweconomyindex.org.

La baisse impressionnante des prix des microprocesseurs a eu lieu suite aux progrès d'optimisation réalisés dans les méthodes de fabrications du matériel informatique. Les économies d'échelle ont en effet, joué un rôle principal dans cette baisse des prix. Ce fait rend ce secteur encore plus attractif puisque c'est une industrie qui s'améliore constamment tandis que ses coûts n'arrêtent pas de diminuer.



L'accomplissement d'un progrès considérable dans la technologie des télécommunications était attendu afin de connecter les ordinateurs dont le nombre n'arrêtait pas de croître. A partir de la fin des années 70, l'usage progressif des fibres optiques a permis une transmission des données à bas prix et à vitesses très élevées. Le prix de la transmission d'un *bit*⁴ a été divisée par quatre de 1977 à 1995. Donc, l'industrie a évolué à travers trois axes : les microprocesseurs, les réseaux et les logiciels qui

⁴Un bit est l'unité de mesure de la quantité de donnée informatique

permettent de lier les deux. Ces trois axes constituent aujourd'hui ce qu'on appelle le secteur des Nouvelles Technologies.

Comme prévu, les acteurs des marchés boursiers réalisèrent l'importance et ce marché croissant et à coûts décroissants et ont voulu y participer. Alors les spéculateurs ont massivement investi dans les actions IT et la valorisation spéculative des sociétés IT a cassé tous les records. Malgré le très jeune âge de ces sociétés et leurs bas revenus, leur capitalisation boursière aux U.S.A. a égalé le PIB de la Grande Bretagne. En effet, la plupart des modèles financiers évaluent une société sur la base des dividendes qu'elles distribuent. Mais le problème était que la plupart des sociétés IT devaient croître à un taux de 30 à 40% par an sur 20 ans afin de pouvoir faire assez de revenus pour pouvoir distribuer des dividendes. Alors, la plupart des modèles financiers n'expliquent pas correctement l'état de ces sociétés puisque le cours des actions des sociétés IT n'est pratiquement pas lié à la valeur intrinsèque de ces sociétés. En effet, Joseph Schumpeter exposa un phénomène similaire et introduit le principe la *destruction créative* (creative destruction) afin d'expliquer les cycles économiques. Cette théorie, que nous utilisons pour expliquer le phénomène des sociétés IT, met en avant que les fluctuations économiques sont causées par l'introduction de nouvelles technologies qui détruisent la valeur des investissements basés sur la technologie précédente. Cette théorie s'applique aux Nouvelles Technologies mais à des cycles beaucoup plus rapides que les cycles économiques classiques. Schumpeter a même déclaré que le processus *créatif* libre du capitalisme "sème les graines de sa propre destruction". De plus, Schumpeter décrit des vagues successives d'innovation qui mènent à de fortes

fluctuations économiques, un phénomène vécu lors de la crise des Nouvelles Technologies où des sociétés IT ont fait faillite suite à l'émergence de sociétés plus innovantes.

Le tableau ci-dessous illustre le fossé entre la capitalisation boursière des sociétés IT américaines et leurs revenus.

TAB. 1 – Développement de Certaines Actions IT de leur Introduction jusqu'au 9/12/1999 (Capitalisation et revenus nets en millions de dollars et Var% est la variation entre le prix d'introduction et le cours de l'action)

Société.	Cours	Capit.	Rev.Net.	Date d'Introd.	Prix d'Introd.	Var.%
AOL	84.17	92607	762	19.3.1992	11.22	650
Lycos	83.5	7159	-52	1.4.1996	15.61	435
Yahoo!	331.81	85204	26	13.4.1996	12.69	2515
Amazon	101.13	36171	-125	15.5.1997	17.57	467
eBay	156.75	19879	2.4	24.9.1998	17.57	792
Terra	48.82	13546	-3.8	17.10.1999	13	276

Le scénario décrit par le tableau ci-dessus se répéta à travers le monde et avec toutes les sociétés IT, notamment en France et en Allemagne où des indices technologiques ont été créés (IT.CAC et NEMAX respectivement). L'Europe a vu surgir la création d'un grand nombre de sociétés IT qui ont "souffert" d'une capitalisation boursière très élevée et des revenus très bas.

L'augmentation de la volatilité des secteurs IT à travers le monde a eu lieu principalement à cause de cette technologie elle-même. En effet, il a été observé que les bulles spéculatives sont souvent associées à une "nouveau", soit une nouvelle méthode d'investissement ou une nouvelle technologie. Dans le passé, beaucoup de ces "nouveau" ont persisté en tant qu'importants outils du marché. Par contre, leurs utilisations excessives à travers le temps ont contribué à la création de phénomènes de

spéculations. L'augmentation de la spéculation sur les marchés boursiers aujourd'hui, peut être expliquée par l'échange de titres par internet (online trading).

Aujourd'hui n'importe qui peut échanger des actions sur une place boursière, à des commissions très basses et sans avoir besoin d'une grande connaissance informatique. Par contre, cette technologie très pratique présente quelques problèmes potentiels qui peuvent conduire à une mauvaise spéculation. Premièrement, cette technologie permet à n'importe qui de pénétrer le marché boursier. Dans le passé, les formalités administratives d'ouverture d'un compte titres et la nécessité de passer par un broker avaient probablement découragé beaucoup de personnes. De plus, le "broker" jouait auparavant, le rôle de contrôleur et de conseiller qui permettait de calmer l'euphorie ou la panique qu'un investisseur privé pouvait subir. Les "brokers" ont l'obligation légale également, d'examiner la situation de leurs clients afin de les aider à investir dans ce qui convient à leur situation. Bien que ce système soit loin d'être parfait, un "broker" est toujours un meilleur "filtre" qu'un ordinateur qui ne fait qu'exécuter les ordres d'achat et de vente. En effet, le "trading" en ligne a mené à l'explosion du *day-trading*. Il est très difficile de déterminer le nombre de *day-traders* et le montant total de leurs transactions, sachant que le nombre augmente considérablement avec l'augmentation des sociétés offrant la possibilité d'échanger en ligne. Malheureusement, la plupart des *day-traders* sont entrain de jouer à la bourse au lieu d'investir en bourse ; ils n'ont aucune approche rationnelle ou disciplinée du "trading".

Une deuxième raison pour laquelle la volatilité du secteur IT a explosé dans les années passées est dû à l'utilisation des systèmes de règlements différés (SRD). Le

SRD veut dire que l'investisseur emprunte de l'argent pour acheter des actions. Si un investisseur emprunte de l'argent, achète une action dont le cours augmente et puis qu'il la vende, il augmente son profit et rendra son emprunt en utilisant une partie de ce profit, mais dans le cas contraire, il perd de l'argent et devra rembourser l'emprunt de sa poche ; cette dernière situation peut créer une crise de liquidité chez cet investisseur s'il est incapable de rembourser ses pertes. Donc, le SRD augmente le risque de posséder des actions, sachant que le recours au SRD augmente considérablement pendant les bulles spéculatives. Le Wall Street Journal a rapporté qu'en février 2002, la dette du SRD aux U.S.A. s'élevait à \$265.2 milliards, donc 45% d'augmentation en quatre mois. De plus, il a été observé qu'en plus de l'utilisation du SRD, les investisseurs privés effectuent des crédits à la consommation afin d'acheter des actions.

Finalement, la dernière raison est un phénomène connu sous le nom de *mirage d'informations* où les traders ignorent les informations qui leurs parviennent et suivent les autres traders dans leurs démarches. Dans le cas de ce phénomène, un trader peut être sur des informations qui lui parviennent, mais adopte une politique d'échange similaire à ses collègues, même s'il sait qu'elle est incorrecte. Ce comportement collectif de suivisme peut mener à la formation d'une bulle spéculative et l'initiation d'un effet de contagion, national ou international.

Afin d'étudier et de modéliser les effets et les conséquences de la bulle spéculative IT, nous traitons, dans le premier chapitre, deux indices technologiques, le NASDAQ-100 et le IT.CAC. Nous utilisons un échantillon des données journalières qui couvre la période de la crise IT, allant de 1999 à 2002. Nous modélisons les volatilités de

ces deux indices et nous montrons qu'elles ont augmenté considérablement autour de l'an 2000. Cela est fait en utilisant des modèles SWARCH et SWGARCH⁵ univariés. Nous montrons également, en utilisant un modèle SWARCH multivarié, que les volatilités des rendements de ces deux indices sont fortement liées et varient simultanément. Notre étude dans ce chapitre, de la volatilité du secteur technologiques dans la bourse et la démonstration de l'existence d'un effet de co-mouvement en utilisant les modèles ARCH à changement de régime, est une approche originale. La conclusion du chapitre 1 sur l'existence d'un effet de co-mouvement entre les deux indices technologiques NASDAQ-100 et IT.CAC nous a amené à l'effet de contagion. Puisque l'existence d'un effet de co-mouvement peut être un signe de l'existence d'un effet de contagion, nous étudions dans le deuxième chapitre trois indices technologiques : NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX. Nous travaillons avec un échantillon de données quotidiennes couvrant la période 1999-2003. Nous modélisons les rendements hebdomadaires des trois indices en utilisant un modèle VAR⁶ afin de filtrer les données de leurs dépendances linéaires, ensuite nous déterminons les effets de chocs sur chacun d'eux et les effets de ces chocs sur les autres séries. Nous déterminons cela en utilisant les fonctions de réponses impulsionnelles afin de voir si l'effet de co-mouvement qui existe entre les indices est unidirectionnel et donc représente un effet de contagion. Nous modélisons ensuite les résidus issus du modèle VAR suivant un modèle dcc-MVGARCH afin de vérifier si les corrélations entre les rendements des indices sont dynamiques. La modélisation du chapitre 2 concerne la période de la formation et l'explosion de la bulle spéculative des Nouvelles Technologies en 2000. Notre méthodologie dans ce chapitre est une approche originale du secteur IT, dans

⁵Modèles ARCH et GARCH à changement de régime.

⁶Vector Autoregression.

la combinaison d'un modèle VAR et un modèle dcc-MVGARCH, où nous montrons l'existence d'un effet de contagion entre les rendements des indices, en utilisant la décomposition de la variance et les fonction de réponses impulsionnelles et en utilisant les corrélations dynamiques issues du modèle dcc-MVGARCH.

Nous procédons de même dans le chapitre 3 pour cinq indices boursiers internationaux : NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500, CAC40 et DAX. Nous utilisons un échantillon de données quotidiennes couvrant la période 1988-2003. En utilisant la même méthodologie que le chapitre 2, nous comparons les effets de la crise technologique sur les rendements hebdomadaires de ces cinq indices, aux effets des autres crises vécues par ces indices, notamment la première guerre du Golfe, la crise asiatique et la crise économique russe. Nous montrons que la crise du secteur IT a eu un effet considérable sur les indices traditionnels en comparaison avec les effets des autres crises.

Notre approche qui utilise un modèle VAR à erreurs hétéroscédastiques qui suivent un modèle DCC-MVGARCH dans les chapitres 2 et 3, ne fournit pas des résidus finaux qui sont sûrement gaussiens, de plus, la persistance de l'effet GARCH nous mène à examiner la présence d'une effet de changement de régime multivarié. Par conséquent, dans le chapitre 4, nous examinons la présence de cet effet de changement de régime dans les huit indices examinés dans les deux chapitres 2 et 3. Pour cela, nous utilisons des modèles à changement de régime univarié et multivarié. Nous modélisons ensuite les résidus de ces modèles suivant un modèle DCC-MVGARCH. Nous trouvons que les résidus finaux de cette estimation sont des bruits blancs, ce qui indique que la

méthodologie d'estimation adoptée dans ce chapitre est convenable. Cette approche est une approche originale également dans la combinaison d'un modèle à changement de régime et le modèle DCC-MVGARCH afin d'étudier les effets de la crise technologique sur les différents indices boursiers internationaux majeurs.

Ayant modélisé et déterminé les dynamiques des volatilités et des corrélations de ces indices, nous procédons, dans le chapitre 5, au calcul de la valeur à risque (VaR) de deux des huit indices : NASDAQ-100 et IT.CAC pour un échantillon identique à celui du chapitre 1. En effet, pour déterminer le risque d'investissement encouru, il faut déterminer tout d'abord les volatilités des investissements en question, ainsi que la dynamique des corrélations qui peuvent exister entre ces investissements, chose faite dans les chapitres 2, 3 et 4. Dans le chapitre 5, nous comparons également les VaR calculées en utilisant les covariances des indices et la VaR calculée par la méthode des copules. Le calcul de la VaR en utilisant les corrélations dynamiques issues de l'estimation du modèle DCC-MVGARCH est une approche originale, ainsi que sa comparaison avec la VaR calculée par la méthode des copules.

Le chapitre 1 a fait l'objet d'un article apparu en note de recherche MORA (No : 2002-02) à l'Ecole Normale Supérieure et a été soumis à "European Journal of Finance". Le titre de l'article est le suivant : The Contagion Effect between the Volatilities of the NASDAQ-100 and the IT.CAC : A Univariate and a Bivariate Switching Approach.

Le chapitre 2 a fait l'objet d'un article qui apparaîtra dans la revue "Finance" de l'Association Française de Finance (AFFI) suite à sa présentation lors de la conférence

international de l’AFFI à Lyon du 23 au 25 Juin 2003. Cet article est apparu en note de recherche MORA (No : 2003-03) à l’Ecole Normale Supérieure. Le titre de l’article est le suivant : New Technology Stock Market Indexes Contagion : A VAR-dccMVGARCH Approach.

Le chapitre 3 a fait l’objet d’un article apparu en note de recherche MORA (No : 2003-04) à l’Ecole Normale Supérieure et apparaîtra également dans les proceedings de la conférence de l’ISINI à l’Ecole Supérieure de Commerce de Lille (20 au 23 Août) suite à sa présentation lors de cette conférence internationale. Le titre de l’article est le suivant : Should Stock Market Indexes Time Varying Correlations Be Taken Into Account ? A Conditional Variance Multivariate Approach.

Le chapitre 4 a fait l’objet d’un article à paraître en note de recherche MORA à l’Ecole Normale Supérieure.

Finalement, le chapitre 5 a fait l’objet d’un article écrit avec Mr Cyril CAILLAULT (ENS et Dexia) et est à paraître en note de recherche MORA à l’Ecole Normale Supérieure. Le titre de l’article est le suivant : VaR Calculation Using The DCC-MVGARCH and The Copulas Methods : A Comparison.

Chapitre 1

L'Effet de Co-mouvement entre les Volatilités du NASDAQ-100 et le IT.CAC : Une Approche Switching Univariée et Bivariée

1

¹Ce chapitre a fait l'objet d'un article apparu en note de recherche MORA (No : 2002-02) à l'Ecole Normale Supérieure et a été soumis à la European Journal of Finance. Le titre de l'article est le suivant : The Contagion Effect between the Volatilities of the NASDAQ-100 and the IT.CAC : A Univariate and a Bivariate Switching Approach.

Dans ce chapitre, nous utilisons des modèles à changement de régimes et en particulier de variance conditionnelle afin de montrer la présence de co-mouvement entre les indices, de Nouvelles Technologies, américain et français : le NASDAQ-100 et le IT.CAC respectivement.

Depuis l'an 2000, ces deux indices technologiques fluctuaient fortement et il a été observé que le IT.CAC a été considérablement affecté par le NASDAQ-100. Dans la première partie de ce chapitre, nous examinons les volatilités de ces deux indices, en utilisant des modèles univariés de changements de régimes et de variance conditionnelles. Nous montrons que les volatilités des deux indices ont bien augmenté et montrent un niveau élevé de corrélation entre elles, ce qui constitue un signe de co-mouvement entre ces indices. L'hypothèse de co-mouvement est discutée dans la deuxième partie de ce chapitre, en utilisant un modèle SWARCH bivarié afin de montrer la dépendance des états de haute et basse volatilités du IT.CAC avec celles du NASDAQ-100 et l'absence d'états du genre haute-basse volatilité.

1.1 Introduction

Depuis l'explosion de la bulle spéculative boursière internationale des Nouvelles Technologies, les actions IT² passent par une période de haute instabilité. Les investisseurs et les spéculateurs sont très prudents envers leurs investissements dans ce secteur puisqu'ils ne sont plus tentés par les revenus élevés promis par les sociétés IT. Les nombreuses faillites de sociétés IT aux U.S.A. et en Europe, ainsi que les pratiques de gestion frauduleuses de certaines grandes entreprises de télécommunication

²IT : Informations et Technologies désignant les actions de Nouvelles Technologies

ont fait fuir les investisseurs. En effet, un grand nombre de sociétés IT n'a pas réalisé des chiffres d'affaire B2B (business to business) proportionnels aux énormes progrès techniques qu'ils ont réalisé dans le secteur de l'IT, notamment dans l'industrie des semi-conducteurs. Cette situation a créé un énorme déficit dans les bilans de ces sociétés et une capitalisation boursière très importante, due à l'attractivité de ces progrès. Mais cette capitalisation boursière a largement sur-évalué la vraie valeur comptable de ces sociétés IT.

Cette situation a conduit de grandes fluctuations sur les marchés boursiers et une grande volatilité des prix des actions IT. Ces prix sont fortement influencés par la moindre rumeur et le moindre problème politique ou macroéconomique.

Afin d'étudier l'influence d'un marché IT dans un pays sur un autre marché IT dans un autre pays et vice versa, nous utilisons des données quotidiennes du NASDAQ-100 et du IT.CAC, deux indices technologiques montrant de hauts niveaux de volatilité et d'instabilité. Nous examinons l'augmentation de volatilités des rendements hebdomadaires des deux indices, sur les cinq dernières années, en utilisant des modèles univariés. Nous utilisons des modèles univariés pour voir si cette augmentation de volatilité coïncide à travers les deux marchés afin d'utiliser ensuite un modèle bivarié et montrer l'effet de co-mouvement qui lie les rentabilités des deux indices.

Ces deux problématiques sont traitées à l'aide du modèle SWARCH univarié de Hamilton et Susmel (1994) afin de déterminer les changements de régime dans la variance conditionnelle de ces deux séries et les périodes de fortes volatilités. Nous mettons en évidence que les volatilités de ces deux marchés a crû considérablement et simultanément sur la période étudiée.

Nous utilisons ensuite un modèle SWARCH bivarié (Edwards et Susmel, 2001) qui

permet d'identifier le "co-mouvement" de la volatilité des deux indices IT. Ce modèle permet d'étudier la croissance simultanée des volatilités de ces deux marchés et de mettre en évidence l'impact du NASDAQ-100 sur l'IT.CAC en terme de variance conditionnelle.

Ainsi, pendant les périodes d'incertitude et de forte spéculation, les volatilités de ces deux marchés augmentent considérablement et deviennent fortement corrélées.

Notre approche est semblable aux études de Bennett et Kelleher (1988) et King et Wadhvani (1990) sur les effets du krach boursier de l'an 1987 sur la volatilité financière à travers plusieurs pays . Engle, Ito et Lin (1990, 1992) et Hamano, Ng et Masulis (1990) ont également étudié la volatilité à travers les pays et ont mis en évidence l'effet géographique de l'impact des informations sur la volatilité à travers certains pays. Nous pouvons également citer les travaux de Longin et Solnik (1995) et Ramchand et Susmel (1998) sur les corrélations qui varient avec le temps. Notre approche se différencie dans son étude du secteur boursier technologique, notamment l'étude des effets de la crise technologique qui affecte les marchés boursiers depuis l'an 2000, en utilisant les deux modèles ARCH et GARCH à changement de régime.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section II est consacrée à la présentation des données et à leurs propriétés. Dans la section III, nous modélisons la rentabilité en pourcentage des deux indices à l'aide des modèles AR(1)-GARCH(1,1), AR(1)-TARCH(1,1), à changement de régime simple et SWARCH univarié. Dans la section IV nous utilisons le modèle SWARCH bivarié. Finalement, nous concluons dans la section V.

1.2 NASDAQ-100 et IT.CAC : Description des Données

Les données utilisées dans ce chapitre sont des séries chronologiques quotidiennes du NASDAQ-100 et du IT.CAC. La section qui suit décrit les deux indices.

1.2.1 Description des Indices

Nous décrivons le deux indices technologiques³ suivant les informations fournies par la bourse de New York et la bourse de Paris respectivement. Notons que nous incluons plus d'informations sur l'IT.CAC que sur le NASDAQ-100 puisque l'indice français est moins connu que l'indice américain.

Le NASDAQ-100

L'index NASDAQ-100 est composé de sociétés américaines et internationales non-financières cotées sur le marché d'actions du NASDAQ tenant compte de la capitalisation boursière. L'indice représente des sociétés technologiques incluant les secteurs de l'informatique (hardware et software), des télécommunications et de la biotechnologie. L'indice ne contient pas de sociétés financières et d'investissement.

Créé en janvier 1985, le NASDAQ-100 est calculé avec une méthodologie de pondération de la capitalisation qui retient les attributs économiques de la capitalisation pondérée tout en gardant une diversification significative. Dans le cas où certaines exigences ne sont pas remplies pour la distribution des pondérations établies *a priori*, la composition du NASDAQ-100 est révisée trimestriellement et les pondérations des

³Les graphes des indices se trouvent dans l'annexe de ce chapitre

composantes de l'indice sont ajustées.

Certaines conditions s'appliquent aux sociétés composant l'indice, dont par exemple, l'obligation d'avoir un volume moyen d'échange quotidien de 100,000 actions. Le graphe de l'historique du volume d'échange du NASDAQ-100 se trouve en annexe⁴.

Le IT.CAC

L'indice IT.CAC créé le 29 mars 2000 est composé de 150 sociétés françaises de technologie. Pour cet ensemble de sociétés, on ne peut pas définir de critères purement déterministes, reposant par exemple sur l'évolution du chiffre d'affaire, et permettant de discriminer entre les différents éléments. Aussi, le rattachement de ces valeurs à la population cible des sociétés technologiques, résulte-t-elle de la décision stratégique forte de l'entreprise de se positionner sur les "nouvelles technologies", l'impact dans les comptes n'intervenant qu'à terme.

Au 31 Décembre de 1999, cette population cible comprenait 113 valeurs représentant une capitalisation boursière de 360 milliards d'Euros, soit près du quart de la capitalisation de la Bourse de Paris. Elle est très dispersée quant à l'étendue de la capitalisation boursière, la plus grande, France Télécom, pesant plus de 134 milliards d'Euros, tandis que la plus petite, Tonna Electronique ne dépasse pas 7 millions d'Euros. Elle est également jeune, plus de la moitié des valeurs ayant été introduites dans les deux dernières années.

Compte tenu de la diversité de taille des valeurs et de l'évolution rapide des sociétés en phase de croissance, il est nécessaire d'adapter la pondération affectée aux cours des valeurs. Une pondération traditionnelle par la capitalisation boursière conduirait

⁴Le site web de la Bourse de Paris (www.bourse-de-paris.fr)

en effet à la domination de quelques valeurs, qui nuirait à son tour à la diversification de l'indice. Dans le calcul de l'indice, il est donc nécessaire de limiter l'incidence de la capitalisation des sociétés les plus importantes, de sorte que leur poids dans l'indice ne dépasse pas un seuil prédéterminé.

Un respect permanent et strict du seuil de capitalisation engendrerait de multiples ajustements, dont la signification économique et financière serait dans la plupart des cas dénuée de tout fondement, un ajustement dans un sens peut contredire un ajustement dans l'autre sens. La révision de la pondération doit donc être relativement peu fréquente pour être crédible.

La limite de 10%, qui fixe pour la gestion, le poids maximum d'une ligne, constitue une référence incontournable. Pour en maîtriser le respect, sans multiplier les ajustements dans l'indice et tout en lui permettant de refléter les évolutions naturelles du marché (valorisation des valeurs, opérations sur le capital des sociétés, fusion-absorption, etc.), il a été nécessaire d'adopter une limite un peu inférieure.

Pour le IT.CAC, le poids des plus grandes capitalisations est donc périodiquement limité à 8 %. La fréquence de révision des poids intervient tous les mois, après la clôture de la dernière séance du mois.

Chaque mois, la détermination du poids de chaque valeur s'effectue en répartissant "l'excès" de poids des plus grandes capitalisations (c'est-à-dire leur écart par rapport à 8 %) sur les autres valeurs au *pro rata* de leur capitalisation respective.

Pratiquement, la détermination de la pondération s'effectue en respectant les étapes suivantes :

1/ calcul de la pondération reposant sur la capitalisation boursière des valeurs :

le poids affecté à une valeur est alors le rapport de sa capitalisation boursière à la capitalisation boursière de l'ensemble ;

2/ comparaison du poids le plus élevé au seuil de 8% :

- s'il est inférieur, la pondération obtenue est gardée,
- sinon, l'excès de poids est réparti sur les autres valeurs au *prorata* de leur capitalisation respective.

3/ renouvellement de la deuxième étape tant qu'un des poids dépasse 8%.

Une fois déterminé, le nombre de valeurs ayant un poids limité à 8%, le calcul de l'indice s'effectue comme pour tous les autres indices de la Bourse de Paris, avec un indice de prix, ne tenant pas compte du détachement des dividendes et un indice de rentabilité (dividende réinvesti). Il conviendrait donc de déterminer le nombre de titres affectés à chaque action de l'échantillon. Notons que pour le IT.CAC, contrairement au NASDAQ-100, il n'y a pas un seuil minimum quant au volume d'échanges ; certaines sociétés cotées dans le IT.CAC affichent des volumes d'échanges assez minimes.

Une fois les valeurs affectées à la population cible, l'échantillon évolue en fonction des radiations et des introductions à la cote. Ces dernières sont prises en compte dans l'indice, le lendemain de leur introduction sur le marché.

On trouvera en annexe les poids calculés sur la base de la capitalisation boursière et les poids prédéterminés respectant la limite des 8% pour le IT.CAC, le jour de base⁵ ainsi que l'échantillon de cet indice⁶.

⁵La base de l'indice est fixée à 1000 le 31 décembre 1998.

⁶Le site web de la Bourse de Paris (www.bourse-de-paris.fr)

1.2.2 Description Statistique des Séries

Les deux séries considérées ici, ne sont pas stationnaires, les détails du test de Dickey-Fuller donné dans l'annexe, montre la présence d'une racine unitaire dans les deux séries au premier retard $I(1)$ et son absence au deuxième retard $I(2)$. Les données sont transformées comme suit : $\Delta r_t = \frac{y_t - y_{t-1}}{y_{t-1}} \times 100$, ce qui élimine la présence de la racine unitaire et stationnarise les séries. Nous étudierons les séries stationnaires transformées, où lorsque $\Delta r_t = 2$, cela signifie que l'indice a augmenté de 2% et dans le cas d'une valeur négative, cela signifie que l'indice a baissé par rapport à la valeur précédente. La moyenne, l'écart-type, l'asymétrie, le kurtosis et le test de normalité de Jarque-Bera des deux séries se trouvent en annexe.

Les deux séries exhibent les caractéristiques classiques des séries financières à hautes fréquences, notamment une kurtosis élevée qui entraîne le rejet de l'hypothèse de normalité. Le test LM (TR^2) de Engle indique la présence d'un effet ARCH.

Les graphes des écarts-type glissants sur 21 jours⁷ donnés dans l'annexe semblent indiquer l'explosion de la volatilité des deux indices à l'approche de l'an 2000 et cela pendant la formation de la bulle spéculative des valeurs technologiques, notamment Internet ; tandis que la volatilité des indices boursiers de l'ancienne économie est restée stable.

En effet, il est clair que le marché du NASDAQ est assez volatile par rapport aux autres indices de la bourse de New York (N.Y.S.E.) à cause de l'instabilité des secteurs liés à l'évolution du secteur IT. Cette évolution a été marquée ces dernières années, par une croissance très rapide de la capitalisation boursière de nombreuses

⁷Ecart-type roulant (ETR) sur 21 jours : $\sigma(R_t) = \left[253 \sum_{k=1}^{21} (R_{t-k} - \mu)^2 / 20 \right]^{\frac{1}{2}}$, où μ est la moyenne des observations sur 21 jours (Schwert, 2002).

sociétés, tout autant que par une décroissance assez rapide (après l'explosion de la bulle) par rapport aux industries traditionnelles. Cela signifie l'intérêt d'étudier ces indices technologiques puisqu'ils représentent des secteurs stratégiques de l'économie où d'une part, l'Information et le Capital Immatériel sont très importants et d'une autre part, ces indices intéressent les "managers" du risque pour leur grande variété de produits dérivés. La question que nous posons est de savoir si les modèles paramétriques de volatilité, comme les modèles GARCH, peuvent rendre compte de l'évolution temporelle de la volatilité (forte et faible).

Dans les sections qui suivent, nous allons nous intéresser à l'examen de la volatilité très instable des deux indices NASDAQ-100 et IT.CAC. Nous identifierons les périodes de fortes volatilités et les probabilités respectives qu'elles surviennent. De plus, nous examinerons le lien entre les deux volatilités des deux indices, français et américain. Dans la section qui suit, nous effectuerons l'analyse univariée de ces volatilités.

1.3 Analyse Univariée

Dans cette partie, nous utilisons plusieurs modèles univariés afin de mettre en évidence la présence de deux régimes pour les volatilités des deux indices. Nous commençons par trois spécifications de la famille GARCH, nous continuons par un modèle à changement de régime "simple", ensuite par un modèle SWARCH et nous finissons cette partie en utilisant un modèle GARCH à changements de régimes.

1.3.1 Les modèles GARCH, TARARCH et EGARCH

Les modèles GARCH introduit par Engle (1982) et généralisé par Bollerslev (1986) :

$$\begin{aligned}
 u_t &= \sigma_t \cdot \nu_t \text{ avec } \nu_t \sim i.i.d.(0, 1) \\
 \sigma_t^2 &= a_0 + \sum_{i=1}^q a_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p b_i \sigma_{t-i}^2,
 \end{aligned}
 \tag{1.3.1}$$

modélisent la variance conditionnelle σ_t^2 d'une série temporelle comme fonction linéaire des carrés des q innovations passées et des p retards des variances conditionnelles. Ils ont été largement utilisés dans la modélisation de la volatilité des séries temporelles financières. Ces modèles simples et puissants dans leur capacité à expliquer une volatilité variable dans le temps, ont été modifié maintes fois pour une meilleure adaptation aux données financières qui n'arrêtent pas de se compliquer dans leur structure.

Dans le modèle TARARCH, introduit par Zakoian (1990) et Glosten *et. al.* (1993) : la variance conditionnelle est modélisée comme suit :

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i u_{t-i}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{i=1}^p b_i \sigma_{t-i}^2,
 \tag{1.3.2}$$

où $d_t = 1$ si $u_t < 0$ et $d_t = 0$ sinon. Dans ce modèle, les bonnes nouvelles ($u_t < 0$) et les mauvaises nouvelles ($u_t > 0$) ont des effets différents sur la variance conditionnelle. Les bonnes nouvelles ont un impact noté a , tandis que les mauvaises nouvelles ont un impact noté $a + \gamma$. Si $\gamma \neq 0$, l'impact des nouvelles est asymétrique et si $\gamma > 0$, nous disons que l'effet levier existe.

Le modèle EGARCH (GARCH exponentiel), proposé par Nelson (1991), a une variance conditionnelle dont l'expression est la suivante :

$$\log(\sigma_t^2) = a_0 + b_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + a_1 \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + \gamma \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}. \quad (1.3.3)$$

Notons que $\log(\sigma_t^2)$ est le log de la variance conditionnelle. Cela implique que l'effet levier (leverage) est exponentiel plutôt que quadratic et que les prévisions de la variance conditionnelle sont sûrement non-négatives. La présence de l'effet levier peut être testée avec l'hypothèse $\gamma < 0$ et l'impact est dit asymétrique si $\gamma \neq 0$. Le modèle EGARCH que nous considérons ici, est légèrement différent du modèle EGARCH introduit par Nelson (1991). Nous allons supposer que les bruits ϵ suivent une loi Normale tandis que Nelson (1991) suppose qu'ils suivent une distribution d'erreur généralisée (GED). De plus, la variance conditionnelle que nous estimons est légèrement différente de celle de Nelson (1991). Ici, nous supposons qu'elle s'écrit comme suit :

$$\log(\sigma_t^2) = a_0 + b_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + a_1 \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}. \quad (1.3.4)$$

Ainsi, notre estimation fournit des estimateurs identiques à ceux de Nelson (1991) à l'exception de a_0 qui diffère de $a_1 \sqrt{\frac{2}{\pi}}$ par rapport au modèle d'origine.

Les modèles GARCH, TARCH et EGARCH ont montré leurs limites dans le cas des séries financières dont la volatilité subit des changements de régimes occasionnels causés par certains événements, comme un krach boursier ou comme l'éclatement (ou la formation) d'une bulle spéculative assez importante. C'est pour cette raison que plusieurs modèles ont été introduits afin de permettre aux processus que caractérisent

les séries financières de, de changer de régimes. Ces modèles permettent un changement de niveau pour les premier et second moments. Ces modèles sont étudiés dans la section qui suit.

1.3.2 Les modèles à Changement de Régime à Variance Constante (Mélange de Distributions)

Le modèle à changements de régimes le plus simple a été introduit par Hamilton (1989). Si Δr_t représente le rendement étudié, on a :

$$\Delta r_t \sim \begin{cases} N(\mu_1, \sigma_1^2) & \text{lorsque } s_t = 1 \\ N(\mu_2, \sigma_2^2) & \text{lorsque } s_t = 2 \end{cases} \quad (1.3.5)$$

La variable s_t est une variable inobservée qui prend les valeurs 1 et 2. Cette variable caractérise l'état ou le régime de la série étudiée à la date t . La variable s_t suit une chaîne de Markov cachée.

L'expression de la vraisemblance de ce modèle est :

$$\Pr(\Delta r_1, \dots, \Delta r_T; \theta) = \sum_{s_1=1}^2 \dots \sum_{s_T=1}^2 \Pr(\Delta r_1, \dots, \Delta r_T, s_1, \dots, s_T; \theta) \quad (1.3.6)$$

où θ est le vecteur des paramètres à estimer. L'évaluation de (1.3.6) se fait en utilisant l'algorithme de Hamilton (1989) sans devoir évaluer 2^T sommes. Les conditions de premier ordre pour la maximisation de (1.3.6) par rapport à θ donne les estimateurs du maximum de vraisemblance $\hat{\theta}$:

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{t=1}^T \Delta r_t \cdot \Pr(s_t = j | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})}{\sum_{t=1}^T \Pr(s_t = j | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})} \quad j = 1, 2 \quad (1.3.7)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (\Delta r_t - \hat{\mu}_j)^2 \cdot \Pr(s_t = j | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})}{\sum_{t=1}^T \Pr(s_t = j | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})} \quad j = 1, 2 \quad (1.3.8)$$

$$\hat{p}_{11} = \frac{\sum_{t=2}^T \Pr(s_t = 1, s_{t-1} = 1 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})}{\sum_{t=2}^T \Pr(s_{t-1} = 1 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta}) + \hat{\rho} - \Pr(s_1 = 1 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})} \quad (1.3.9)$$

$$\hat{p}_{22} = \frac{\sum_{t=2}^T \Pr(s_t = 2, s_{t-1} = 2 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})}{\sum_{t=2}^T \Pr(s_{t-1} = 2 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta}) - \hat{\rho} + \Pr(s_1 = 1 | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \hat{\theta})} \quad (1.3.10)$$

Notons que $p(s_1 = 1; \hat{\theta}) = \hat{\rho} = \frac{(1-p_{22})}{(1-p_{11})+(1-p_{22})}$. Les probabilités filtrées sont calculées à partir de :

$$\Pr(s_t | \Delta r_1, \dots, \Delta r_t; \theta) \quad (1.3.11)$$

et les probabilités lissées sont calculées à partir de :

$$\Pr(s_t | \Delta r_1, \dots, \Delta r_T; \theta) \quad (1.3.12)$$

1.3.3 Les modèles SWARCH

Les modèles les plus utilisés pour la modélisation des séries boursières et financières sont les modèles ARCH (Engle, 1982) et GARCH (Bollerslev, 1986). Ces deux modèles ont montré, à travers la modélisation de la variance conditionnelle de la série étudiée

comme fonction linéaire des carrés des erreurs passées, qu'ils peuvent fournir des estimations où les paramètres estimés sont statistiquement très significatifs, mais qui ne sont pas stables à travers le temps (Lamoureux et Lastrapes, 1990, 1993 et Engle et Mustafa, 1992). Hamilton et Susmel (1994) ont traité ce problème en introduisant le modèle SWARCH qui permet aux données de suivre plusieurs modèles ARCH. Les changements de régimes entre ces modèles déterminés par une chaîne de Markov cachée. De plus, la possibilité d'avoir un changement de régime dans le modèle diminue l'effet ARCH et peut rendre les paramètres de la variance conditionnelle moins significatifs qu'avec des modèles de variance conditionnelle sans changement de régimes où les paramètres sont instables à travers le temps.

Le modèle SWARCH (Switching ARCH ou modèle ARCH à changement de régime) prend en compte les changements structuraux des données, SWARCH(M,q). Pour un rendement Δr_t , il s'écrit :

$$\begin{aligned}
 \Delta r_t &= c + \phi \Delta r_{t-1} + \epsilon_t & \epsilon_t | \Omega_{t-1} &\sim N(0, h_t) \\
 \epsilon_t &= \sqrt{g_{s_t}} \times \tilde{\epsilon}_t \\
 \tilde{\epsilon}_t &= h_t \cdot \nu_t \\
 h_t^2 &= a_0 + a_1 \tilde{\epsilon}_{t-1}^2 + a_2 \tilde{\epsilon}_{t-2}^2 + \dots + a_q \tilde{\epsilon}_{t-q}^2 + \xi \cdot d_{t-1} \cdot \tilde{\epsilon}_{t-1}^2
 \end{aligned} \tag{1.3.13}$$

g_{s_t} représentent les paramètres d'échelle qui traduisent le changement de régime. $d_{t-1} = 1$ si $\tilde{\epsilon}_{t-1} \leq 0$ et $d_{t-1} = 0$ si $\tilde{\epsilon}_{t-1} > 0$, avec ξ la variable qui représente l'effet levier. Le résidu $\tilde{\epsilon}_t$ est multiplié par la constante $\sqrt{g_1}$ lorsque le processus est dans le régime $s_t = 1$, multiplié par $\sqrt{g_2}$ lorsque $s_t = 2$ et ainsi de suite (Hamilton et Susmel, 1994). La variance conditionnelle de ϵ_t sachant les régimes jusqu'à la date t est :

$$\begin{aligned}
E(u_t^2 | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}, \epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-q}) &\equiv \sigma_t^2(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}) \\
&= g_{s_t} \{ a_0 + a_1 \cdot (\epsilon_{t-1}^2 | g_{s_{t-1}}) + a_2 \cdot (\epsilon_{t-2}^2 | g_{s_{t-2}}) + \dots + a_q \cdot (\epsilon_{t-q}^2 | g_{s_{t-q}}) \\
&\quad + \xi \cdot d_{t-1} \cdot (\epsilon_{t-1}^2 | g_{s_{t-1}}) \}
\end{aligned} \tag{1.3.14}$$

La spécification de la probabilité de transition entre les régimes suit une chaîne de Markov cachée à M, états indépendants de Δr_t pour tout t :

$$\begin{aligned}
&\Pr(s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots, \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \Delta r_{t-2}, \dots) \\
&= \Pr(s_t = j | s_{t-1} = i) = P_{ij}.
\end{aligned} \tag{1.3.15}$$

Par conséquent, les probabilités de transition (p_{ij}) sont constantes. L'estimation des paramètres du modèle SWARCH introduit ci-dessus, se fait par le maximum de vraisemblance (Hamilton, 1989, Hamilton et Susmel, 1994). La fonction de vraisemblance suivante :

$$L(\hat{\theta}) = \sum_{t=1}^T \log f(\Delta r_t | \Delta r_{t-1}, \Delta r_{t-2}, \dots, \Delta r_{-3}), \tag{1.3.16}$$

peut être maximisée numériquement par rapport au vecteur de paramètres $\hat{\theta}^8$, sous les contraintes $g_1 = 1$, $\sum_{j=1}^M p_{ij} = 1$ pour $i = 1, 2, \dots, M$ et $0 \leq p_{ij} \leq 1$ pour $i, j = 1, 2, \dots, M$. L'étape t de l'itération pour le calcul de la fonction de vraisemblance a une entrée :

$$p(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3}). \tag{1.3.17}$$

⁸ $\hat{\theta} = \alpha, \phi, a_0, a_1, a_2, \dots, a_q, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{MM}, g_1, g_2, \dots, g_M, \xi$ et ν

Chacun des M^{q+1} termes présentés dans (1.3.17) est multiplié par $p_{s_t, s_{t+1}}$ et par :
 $f(\Delta r_{t+1} | s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1}, \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{t-q+1})$ afin de donner M^{q+2} termes distincts :

$$p(s_{t+1}, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}, \Delta r_{t+1} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3}). \quad (1.3.18)$$

Pour une distribution Gaussienne, cette fonction de vraisemblance s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} & f(\Delta r_{t+1} | s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1}, \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{t-q+1}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{t+1}(s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1})} \exp \left\{ \frac{-(\Delta r_{t+1} - c - \phi \Delta r_t)^2}{2\sigma_{t+1}^2(s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1})} \right\}, \end{aligned} \quad (1.3.19)$$

où $\sigma_t^2(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q})$ est calculée à partir de (1.3.14), avec $\epsilon_t = r_t - a_0 - \phi r_{t-1}$.
 Dans le cas de la distribution de Student, l'expression suivante est utilisée à la place de l'expression (1.3.19) :

$$\begin{aligned} & f(\Delta r_{t+1} | s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1}, \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{t-q+1}) \\ &= \frac{\Gamma[(\nu+1)/2]}{\Gamma(\nu/2) \cdot \sqrt{\pi} \cdot \sqrt{\nu-2} \cdot \sigma_{t+1}(s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1})} \\ & \times \left\{ 1 + \frac{(\Delta r_{t+1} - c - \phi \Delta r_t)^2}{(\nu-2) \cdot \sigma_{t+1}^2(s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1})} \right\}^{-(\nu+1)/2}, \end{aligned} \quad (1.3.20)$$

Les termes dans (1.3.18) ont comme somme, la densité conditionnelle de Δr_{t+1} :

$$\begin{aligned} & f(\Delta r_{t+1} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3}) = \\ & \sum_{s_{t+1}=1}^K \sum_{s_t=1}^K \dots \sum_{s_{t-q}=1}^K p(s_{t+1}, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}, \Delta r_{t+1} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3}). \end{aligned} \quad (1.3.21)$$

Cette expression permet de calculer la log-vraisemblance (1.3.16) de l'échantillon.
 Si nous calculons la somme des termes dans (1.3.18) sur les M valeurs possibles de

s_{t-q} pour un ensemble de valeurs de $s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1}$, et que l'on divise le résultat par (1.3.21), nous obtenons :

$$\Pr(s_{t+1}, s_t, \dots, s_{t-q+1} | \Delta r_{t+1}, \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3}), \quad (1.3.22)$$

qui représente l'initialisation pour l'itération $t + 1$, et ainsi de suite (Hamilton et Susmel, 1994).

La procédure est décrite dans Hamilton (1994) et l'algorithme de Kim (1994) est utilisé pour le calcul de probabilités lissées.

Les probabilités de filtrage ("filtered probabilities") et les probabilités lissées ("smoothed probabilities") sont calculées respectivement à partir de :

$$\frac{\Pr(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-3})}{\Pr(s_t | \Delta r_T, \Delta r_{T-1}, \dots, \Delta r_{-3})} \quad (1.3.23)$$

où T est la taille de l'échantillon. Hamilton (1989) donne dans son article les propriétés des régimes du marché étudiés à toute date. Les probabilités "filtrées", $\Pr(s_t, s_{t-1} | \Delta r_t, \Delta r_{t-1}, \dots, \Delta r_{-1})$ représentent la probabilité conditionnelle que le régime à la date t soit le régime s_t et qu'à la date $t - 1$ ce soit le régime s_{t-1} ; conditionnellement aux valeurs Δr observées jusqu'à la date t . Par contre, les probabilités "lissées" (smoothed probabilities), $\Pr(s_t | \Delta r_T, \Delta r_{T-1}, \dots, \Delta r_{-3})$ représentent des propriétés du régime à la date t basées sur les données disponibles jusqu'à la fin de l'échantillon T . Par exemple, pour un modèle à deux régimes, les probabilités lissées à la date t sont représentées par un vecteur de dimensions 2×1 incluant les estimateurs de ces probabilités pour les deux régimes en question. Ce vecteur représente l'inférence

ex-post faite sur le régime de la variable étudiée à la date t basée sur toute la série temporelle.

1.3.4 Le Modèle GARCH à Changements de Régimes

Le modèle GARCH à changements de régimes, introduit par Gray (1996b) décrit le rendement par :

$$\begin{aligned}\Delta r_t &= a_{0s_t} + a_{1s_t} \Delta r_{t-1} + \epsilon_t \\ \epsilon_t | \Omega_{t-1} &\sim N(0, h_{ts_t}), \\ h_{ts_t} &= b_{0s_t} + b_{1s_t} \epsilon_{t-1}^2 + b_{2s_t} h_{t-1s_t}.\end{aligned}\tag{1.3.24}$$

Les aspects les plus innovateurs de ce modèle sont, l'inclusion d'une partie GARCH dans le modèle à changement de régime et la dépendance des paramètres de ce modèle aux deux régimes possibles. Cette méthodologie est différente du modèle SWARCH de Hamilton et Susmel (1994) où le changements de régimes est traduit par un paramètre d'échelle multiplicatif pour la variance, plutôt que par des paramètres dépendant des régimes.

Cette approche n'a pas été adoptée par Hamilton et Susmel (1994) puisqu'ils argumentèrent que la présence d'une partie GARCH dans le modèle à changement de régime, rend le modèle intraitable puisque la variance conditionnelle à la date t dépendra de la totalité de la séquence des régimes jusqu'à la date t . Gray (1996b) résoud ce problème de dépendance en agrégeant les variances conditionnelles des deux régimes à chaque étape; cela permet d'avoir une variance conditionnelle sur les informations disponibles mais agrégée à travers les régimes. Si nous supposons la normalité conditionnelle dans chaque régime, la variance conditionnelle au temps t est donnée par :

$$\begin{aligned}
h_t &= E[\Delta r_t^2 | \Omega_{t-1}] - E[\Delta r_t | \Omega_{t-1}]^2 \\
&= p_{1t}(\mu_{1t}^2 + h_{1t}) + (1 - p_{1t})(\mu_{2t}^2 + h_{2t}) - [p_{1t}\mu_{1t} + (1 - p_{1t})\mu_{2t}]^2
\end{aligned} \tag{1.3.25}$$

Où Ω_{t-1} représente les informations disponibles jusqu'à la date $t - 1$ et $\mu_{1t} = a_{0s_t} + a_{1s_t}\Delta r_{t-1}$. De plus, h_t ne dépend pas des observations et peut être utilisée comme la variance conditionnelle latente pour la construction de h_{1t+1} et h_{2t+1} qui suivent un processus GARCH :

$$\begin{aligned}
h_{it} &= a_{0i} + a_{1i}\varepsilon_{t-1}^2 + b_i h_{t-1}, \\
h_{t-1} &= p_{1t-1}[\mu_{1t-1}^2 + h_{1t-1}] + (1 - p_{1t-1})[\mu_{2t-1}^2 + h_{2t-1}] \\
&\quad - [p_{1t-1}\mu_{1t-1} + (1 - p_{1t-1})\mu_{2t-1}]^2,
\end{aligned} \tag{1.3.26}$$

où i est l'indice du régime (2 régimes, $i = 1, 2$). De plus :

$$\varepsilon_{t-1} = \Delta r_{t-1} - E[\Delta r_{t-1} | \Omega_{t-2}] = \Delta r_{t-1} - [p_{1t-1}\mu_{1t-1} + (1 - p_{1t-1})\mu_{2t-1}]. \tag{1.3.27}$$

Donc Gray (1996b) définit :

$$h_{t-1} \{\varepsilon_t | \Omega_t\} = a_{0s_t} + a_{1s_t}\varepsilon_{t-1}^2 + b_{s_t} E_{t-2}[h_{t-2} \{\varepsilon_{t-1} | \Omega_{t-1}\}]. \tag{1.3.28}$$

Afin de construire le log-vraisemblance du modèle ci-dessus, nous supposons que Δr_t subit des changements de régimes (2 régimes) :

$$\begin{aligned}
f(\Delta r_t | \Omega_{t-1}) &= \sum_{i=1}^2 f(\Delta r_t, S_t = i | \Omega_{t-1}) \\
&= \sum_{i=1}^2 f(\Delta r_t | S_t = i, \Omega_{t-1}) \Pr(S_t = i | \Omega_{t-1}) \\
&= \sum_{i=1}^2 f(\Delta r_t | S_t = i, \Omega_{t-1}) p_{it},
\end{aligned} \tag{1.3.29}$$

où p_{it} est $\Pr(S_t = i | \Omega_{t-1})$. Par conséquent, la distribution de Δr_t conditionnellement sur les informations disponibles s'écrit sous la forme suivante :

$$f(\Delta r_t | S_t = i, \Omega_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h_{it}}} \exp \left\{ \frac{-(\Delta r_t - a_{0i} - a_{1i} \Delta r_{t-1})^2}{2h_{it}} \right\}, i = 1, 2. \quad (1.3.30)$$

Le calcul des probabilités p_{it} est le même que celui fait par Hamilton (1994) et donc la fonction de log-vraisemblance peut être écrite sous la forme suivante :

$$L = \sum_{t=1}^T \log \left[\begin{array}{l} p_{1t} \frac{1}{\sqrt{2\pi h_{1t}}} \exp \left\{ \frac{-(\Delta r_t - a_{01} - a_{11} \Delta r_{t-1})^2}{2h_{1t}} \right\} \\ + (1 - p_{1t}) \frac{1}{\sqrt{2\pi h_{2t}}} \exp \left\{ \frac{-(\Delta r_t - a_{02} - a_{12} \Delta r_{t-1})^2}{2h_{2t}} \right\} \end{array} \right] \quad (1.3.31)$$

1.3.5 Les Résultats

Dans cette section nous exposons les résultats trouvés pour les différents modèles discutés précédemment.

Les Modèles GARCH, TARARCH et EGARCH

Nous estimons en premier lieu, un modèle AR(1)-GARCH(1,1), un modèle AR(1)-TARARCH(1,1) et un modèle AR(1)-EGARCH(1,1) afin d'analyser la volatilité des deux indices NASDAQ-100 et IT.CAC. Le choix de l'ordre des trois modèles estimés a été fait en se basant sur la significativité des paramètres et les critères d'information d'Akaike et de Schwartz (valeurs reportées dans l'annexe). Les résultats présentés ci-dessous, indiquent la présence assez significative d'un effet ARCH dans les deux séries étudiées et la présence d'un effet leverage. Les statistiques de Ljung-Box des résidus des deux modèles estimés montrent l'absence d'autocorrélations de ces résidus et de leurs carrés, donc l'absence d'effet ARCH.

TAB. 1.1 – Résultats des Estimations des Trois Spécifications GARCH

AR(1)	GARCH(1,1)		GARCH-L(1,1)		EGARCH(1,1)	
	NAS	IT	NAS	IT	NAS	IT
μ	0,16 (0,06)	0,06 (0,08)	0,04 (0,07)	-0,03 (0,08)	0,04 (0,07)	-0,02 (0,08)
ϕ	-0,06 (0,03)	0,14 (0,03)	-0,04 (0,03)	0,16 (0,03)	-0,04 (0,03)	0,15 (0,03)
a_0	0,20 (0,06)	0,04 (0,02)	0,27 (0,06)	0,09 (0,03)	-0,04 (0,03)	-0,13 (0,03)
a_1	0,12 (0,02)	0,10 (0,02)	0,007 (0,01)	0,06 (0,01)	0,17 (0,03)	0,22 (0,03)
b_1	0,86 (0,02)	0,89 (0,02)	0,87 (0,02)	0,88 (0,02)	0,96 (0,00)	0,97 (0,00)
γ	-	-	0,19 (0,03)	0,11 (0,03)	-0,12 (0,02)	-0,06 (0,02)
J-B	8,37	12,70	3,05	20,90	4,39	19,60
Pr.	0,02	0,00	0,22	0,00	0,11	0,00
Q_{10}	6,59	7,73	9,03	8,35	8,17	9,16
Pr.	0,68	0,56	0,43	0,50	0,52	0,42

Notons que Q_{10} représente le test de Box-Pierce d'ordre 10 des résidus normalisés et les nombres entre parenthèses sont les écarts-type des paramètres estimés. La somme des paramètres α_1 et β_1 du modèle AR(1)-GARCH(1,1), est proche de 1 ce qui montre que les chocs que subit la variance conditionnelle sont assez persistants au cours du temps. Lamoureux et Lastrapes (1990) et Hamilton et Susmel (1994) discutèrent le problème de la persistance élevée des chocs de la variance conditionnelle. Ils suggèrent que cela indique la présence de changements de régimes dans le processus expliquant la variance.

Les Modèles à Changements de Régimes Simple

Nous estimons un modèle simple à changements de régimes (Hamilton, 1989) afin de mettre en évidence la présence de deux distributions différentes suivies par les

indices :

$$\Delta r_t \sim \begin{cases} N(\mu_1, \sigma_1^2) & \text{lorsque } s_t = 1 \\ N(\mu_2, \sigma_2^2) & \text{lorsque } s_t = 2 \end{cases} \quad (1.3.32)$$

où $p_1(t)$ est la probabilité que le modèle soit dans le régime 1 et $1 - p_1(t)$ la probabilité que le modèle soit dans le régime 2.

TAB. 1.2 – Résultats des Estimations du Modèle à Changements de Régimes (1.3.32)

	NASDAQ100		IT.CAC	
μ_1	0,1630	(0,0799)	-0,0589	(0,0767)
μ_2	-0,2203	(0,2057)	0,0358	(0,1755)
σ_1	2,0044	(0,0654)	1,6115	(0,0570)
σ_2	3,8762	(0,1167)	3,4517	(0,1161)
P	0,9860	(0,0059)	0,9872	(0,0062)
Q	0,9772	(0,0096)	0,9825	(0,0083)

Les estimateurs des paramètres $(\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, p_1(t))$ et $1 - p_1(t)$ et leurs écarts-type résumés dans le tableau (1.2), sont significatifs et montrent la présence de deux distributions pour les deux indices, une distribution qui correspond à un régime de haute volatilité et une autre correspondant à une période de basse volatilité. La variance du IT.CAC du régime de basse volatilité est 2 fois moins importante que sa variance pour le régime de haute volatilité.

Les graphiques des probabilités *ex-ante*, les probabilités lissées, les écarts-type conditionnels et les moyennes conditionnelles des deux indices, montrent le changement de régime des deux séries sur la période allant de fin 1999 jusqu'à la fin de l'an 2000, l'année du krach boursier des valeurs technologiques. Les probabilités lissées

des changements de régimes des deux indices étudiés se correspondent clairement et varient simultanément suivant l'échantillon étudié.

Les graphes des probabilités (*ex-ante* et lissées) et les moyennes et écarts-type conditionnels montrent que le changement de régimes des deux indices s'est effectué entre la fin de l'année 1999 et la moitié de l'année 2001. Le mois de juillet 2000 présente une région aberrante dans ces graphes puisque les deux indices étudiés ont présenté une petite reprise de valeurs dans le mois de juillet et la première quinzaine du mois d'août, avant de revenir à la baisse.

Le modèle SWARCH univarié

Nous estimons différentes spécifications du modèle SWARCH, avec $q=1$ à 3 termes ARCH et $K=2$ à 3 états, où les innovations suivent la loi de Student ou la loi Normale, en la présence et en absence d'un effet leverage ξ . La spécification $K=4$ s'est avérée très difficile à estimer à cause de l'impossibilité de faire converger l'algorithme.

Le test de vraisemblance et les critères de Akaike et Schwartz rejettent la loi de Student contre la loi Normale, de plus, les paramètres ARCH et le coefficient ξ sont significatifs à l'exception du deuxième paramètre ARCH du IT.CAC. Il est clair que l'effet SWARCH existe dans les deux indices, en effet, les probabilités lissées en annexe montre l'évolution de la volatilité de ces deux indices et révèle la présence de 3 régimes : un régime de très basse volatilité, un régime de volatilité moyenne et un régime de haute volatilité.

Le premier régime apparaît quand les deux indices ont des volatilités très basses relativement aux périodes qui suivent. Ce régime montre l'état des indices avant l'explosion du marché de haute technologie et la formation de la bulle spéculative.

Les deux autres régimes montrent les deux états de la volatilité pendant la période de fluctuation des deux indices qui ont subi de fortes hausses et de fortes baisses. Il est clair, sur les deux graphiques de $P(s_t = 2)$ et $P(s_t = 3)$, que ces deux probabilités se suivent pour les deux indices sur la même période (fin 1999 et jusqu'à la fin de l'échantillon).

D'autre part nous remarquons que la présence de changements de régimes dans le modèle, réduit l'effet ARCH dans la variance conditionnelle. Ceci a déjà été mentionné dans les travaux de Hamilton et Susmel (1994) et Klaassen (2001). Mais ici nous obtenons des informations considérables à travers les probabilités lissées, sur l'état de la volatilité et sa nature (très basse, moyenne ou haute) pour chaque date.

TAB. 1.3 – Résultats des Estimations du Modèle SWARCH-L

AR(1)SWARCH-L(3,2)	NAS100	IT.CAC
c	0,147 (0.001)	0,027 (0,031)
ϕ	-0,046 (0.036)	0,145 (0,069)
a_0	2,084 (0.043)	1,428 (0,026)
a_1	0,032 (0,002)	0,073 (0,031)
a_2	0,102 (0.049)	5,9e-011 (0,112)
g_1	2,218 (0.055)	2,520 (0,002)
g_2	7,173 (0.421)	8,234 (0,011)
J-B	317	267
Pr.	0,001	0,001
Q_{10}	139	238
Pr.	0,002	0,001

Le Modèle GARCH à Changements de Régimes

Nous considérons le modèle GARCH à changements de régimes en relaxant l'hypothèse de variances constantes dans chacun des deux régimes. Nous avons donc deux variances conditionnelles qui correspondent aux deux régimes étudiés. Chacune des

deux équations de la variance conditionnelle a son propre ensemble de paramètres. Dans le tableau (1.4) nous donnons les résultats obtenus lors de l'estimation du modèle AR(1)-SWGARCH(1,1) pour les deux indices NASDAQ-100 et IT.CAC.

Les paramètres sont significatifs et révèlent la présence de deux régimes. Pour les modèles AR(1)-GARCH(1,1) et SWARCH estimés pour les deux indices, le test de Jarque-Bera montre que les résidus des deux estimations effectuées, ne sont pas distribués suivant la loi Normale. Par ailleurs, le modèle SWGARCH fournit des résidus qui suivent une loi Normale et élimine toute corrélation des carrés de résidus. Le tableau 1 en annexe montre (suivant le test de vraisemblance et les critères AIC et Schwartz) que le modèle SWGARCH est le plus convenable pour les deux indices.

La limitation de ce modèle par rapport au modèle SWARCH à trois états est qu'il n'est pas possible d'estimer un modèle SWGARCH à trois états puisque l'estimation devient intraitable. Le modèle SWARCH à trois états fournit plus d'information et de flexibilité quant au nombre de régimes possibles.

Notons que les paramètres du modèle SWGARCH dont les résultats sont ci-dessous, satisfont les conditions de stationnarité, notamment $b_{1i} + b_{2i} < 1$. De plus, les probabilités lissées issues de ce modèle confirment les résultats trouvés avec le modèle SWARCH univarié, où les probabilités se suivent pour les deux indices tout au long de l'échantillon étudié; les deux indices sont simultanément dans des régimes de basse ou haute volatilité.

TAB. 1.4 – Résultats des Estimations du Modèle GARCH à Changement de Régime

	NAS-100	IT.CAC
a_{01}	0,963 (0,264)	0,904 (0,292)
a_{02}	-0,496 (0,246)	0,007 (0,062)
a_{11}	-0,258 (0,105)	0,211 (0,118)
a_{12}	0,014 (0,067)	0,123 (0,035)
b_{01}	0,000 (0,000)	0,016 (0,252)
b_{11}	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
b_{21}	0,540 (0,121)	0,990 (0,034)
b_{02}	0,000 (0,000)	0,035 (0,027)
b_{12}	0,135 (0,049)	0,093 (0,018)
b_{22}	0,731 (0,124)	0,899 (0,019)
P	0,696 (0,132)	0,980 (0,012)
Q	0,801 (0,067)	0,999 (0,000)
J-B	3,239	2,355
Pr.	0,197	0,308
Q_{10}	5,660	12,462
Pr.	0,843	0,255

1.4 Analyse Bivariée : le Modèle AR(1)

-SWARCH(1,1) Bivarié

Dans cette partie, nous modélisons une spécification bivariée du modèle SWARCH afin de montrer le co-mouvement entre les séries et dans le cas échéant, l'effet contagion entre les volatilités des deux indices technologiques étudiés.

1.4.1 Le Modèle BiSWARCH et les Résultats

Edwards et Susmel (2001) étudient dans leur article un groupe de pays de l'Amérique latine et d'Asie de deux façons. Il s'agit d'abord d'analyser si l'instabilité financière a augmenté ces dernières années à travers les revenus du marché boursier, et ensuite,

de voir si cette augmentation de volatilité coïncide à travers les pays étudiés.

Ils traitent ces deux sujets en utilisant des modèles SWARCH univarié et bivarié. Ils identifient en utilisant ces modèles que la volatilité a augmenté à travers le temps dans ces pays et qu'elle coïncide à travers les différents membres du groupe étudié en utilisant des données hebdomadaires des revenus boursiers.

Leur travail est une extension bivariée du modèle SWARCH univarié introduit par Hamilton et Susmel (1994). Ce modèle leur a permis d'étudier les co-mouvements de la volatilité du marché boursier à travers les pays étudiés. Ce type d'analyse est très important puisqu'il fait partie des études sur la "contagion" financière à travers les pays. En effet, l'existence statistiquement significative de co-mouvements dans la volatilité peut être interprétée comme une indication sur la présence d'un effet contagion. En particulier, l'augmentation simultanée de la variance conditionnelle des variables financières étudiées peut avoir des implications très importantes quant à l'interprétation de l'effet de contagion à travers les pays et la détection de points de changement de régime dans la volatilité à travers le temps.

Puisque les modèles SWARCH multivariés sont très difficiles à estimer à cause de leur complexité et du grand nombre de paramètres en question, Edwards et Susmel (2001) n'étudient que deux pays à la fois, en utilisant donc, un modèle SWARCH bivarié. Ils trouvent qu'il y a effet contagion entre les couples de pays qu'ils étudient, celui-ci se traduit par une dépendance de la volatilité entre les pays étudiés. De plus, il trouvent que la corrélation entre les marchés boursiers de l'Amérique latine augmente entre 2 à 4 fois pendant les périodes de haute volatilité par rapport aux périodes de basse volatilité.

Le modèle SWARCH bivarié est représenté comme suit pour les rendements des

indices :

$$\Delta \mathbf{r}_t = \mathbf{A} + \mathbf{B}\Delta \mathbf{r}_{t-1} + \varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \mathbf{H}_t), \quad (1.4.1)$$

où $\Delta \mathbf{r}_t = [\Delta r_t^{nas}, \Delta r_t^{cac}]$ est un vecteur 2×1 comportant les deux séries étudiées et $\varepsilon_t = [\varepsilon_t^{nas}, \varepsilon_t^{cac}]$ est un vecteur 2×1 comportant les termes d'erreurs qui suivent une loi Normale avec une matrice de covariance conditionnelle qui varie avec le temps. Les éléments de la diagonale de cette matrice suivent chacun, un processus SWARCH. Notons que la matrice \mathbf{H}_t a comme dimensions 2×2 et que les éléments de la diagonale suivent le modèle SWARCH donné par l'équation (1.3.13). Les probabilités de transition et les probabilités lissées sont calculées d'une façon identique à celle du modèle SWARCH univarié. Dans le cas du modèle SWARCH bivarié nous aurons quatre probabilités différentes :

1. La probabilité que les variables 1 et 2 soient dans un régime de basse volatilité.
2. La probabilité que la variable 1 soit dans un régime de haute volatilité et que la variable 2 soit dans un régime de basse volatilité.
3. La probabilité que la variable 1 soit dans un régime de basse volatilité et que la variable 2 soit dans un régime de haute volatilité.
4. La probabilité que les variables 1 et 2 soient dans un régime de haute volatilité.

Edwards et Susmel (2001) ont trouvé une évidence sur la présence d'un effet de contagion entre les pays étudiés et trouvent que les probabilités 2 et 3 ci-dessus sont assez significatives, ce qui indique qu'il y a un certain temps de latence avant que la contagion ait un effet sur le pays récepteur. En effet, parmi les pays qu'ils étudient, il n'y a pas de pays ayant un effet de grande influence sur les autres pays comme dans le cas des deux indices que nous étudions.

L'indice technologique NASDAQ-100 représentant le marché technologique américain est le marché qui a fondé l'idée d'un secteur technologique et est le plus grand au niveau international. Cela se traduit par une grande influence sur les marchés technologiques du reste du monde qui sont devenus des marchés récepteurs au niveau des événements liés à la nouvelle technologie et qui interviennent aux U.S.A. A titre d'exemple, l'un des derniers événements a été la crise de confiance liée à la déclaration frauduleuse de comptes de Worldcom aux U.S.A ; une crise qui a été transmise au marché français, notamment par le biais de la société Vivendi Universal.

Ce qui est intéressant dans les résultats de notre modèle, c'est sa différence avec le modèle de Edwards et Susmel. En effet, nous avons trouvé que les probabilités 1 et 4 sont très significatives tandis que les probabilités 2 et 3 le sont moins. Cela implique que les deux marchés boursiers français et américain sont presque simultanément dans des régimes de basse volatilité ou de haute volatilité.

Les probabilités lissées 1 et 4 donnée en annexe, montrent la significativité de l'effet contagion du NASDAQ-100 vers le IT.CAC. Nous pouvons aussi voir que les deux indices sont dans des régimes de haute volatilité aux dates qui correspondent à la formation de la bulle spéculative technologique. Cet effet est clair également sur le graphique des écarts-type roulants sur 21 jours (annexe) des deux indices. Il est clair que la volatilité a augmenté considérablement, presque simultanément, dans les deux marchés. De plus, la corrélation des deux ETR est très significative et s'élève à 0,76 (76%).

TAB. 1.5 – Résultat de l'Estimation du Modèle SWARCH Bivarié

	Bi-SWARCH(1,1)	
c^{nas}	-0,042	(0,0299)
c^{cac}	-0,003	(0,002)
ϕ^{nas}	-0,059	(0,003)
ϕ^{cac}	0,156	(0,022)
a_0^{nas}	5,307	(2,165)
a_0^{cac}	2,719	(1,273)
a_1^{nas}	0,023	(0,012)
a_1^{cac}	0,003	(0,001)

1.5 Conclusion

Dans cet chapitre, nous avons étudié la volatilité des deux indices technologiques : le NASDAQ-100 et le IT.CAC. Nous avons mis en évidence d'un côté, que la volatilité a changé très brutalement à travers le temps pour ce type de séries boursières, à cause de la formation de la bulle spéculative technologique, et d'un autre côté, nous avons montré, à travers un modèle SWARCH bivarié que les deux indices, au regard de leur volatilité, se suivent.

De plus, nous montrons que le temps de contagion est très court ce qui nous amène à penser que les deux indices sont simultanément dans des régimes de basse ou haute volatilité. Par conséquent, les modèles GARCH classiques et leurs variantes ne fournissent pas une bonne estimation de ce type de séries, même si la variance varie avec le temps dans ces modèles.

Suivant les résultats empiriques trouvés, nous pensons que :

-Inclure des régimes est très important dans l'étude des séries financières très volatiles, puisque même un modèle à changements de régimes à variance constante

peut donner des fois, des résultats aussi bons que les modèles GARCH.

-L'hétéroscédasticité est présente dans les régimes, donc la présence des termes ARCH ou GARCH est nécessaire.

-Les termes GARCH non-présents dans les modèles SWARCH sont importants parce qu'un modèle SWGARCH(1,1) peut être meilleur qu'un modèle SWARCH(P) avec $P > 1$ (P étant l'ordre du processus ARCH).

Plusieurs extensions sont envisageables, par exemple, utiliser un modèle SW-GARCH à trois ou quatre régimes, utiliser un modèle SWGARCH bivarié.

Bibliographie

- [1] Akaike, H., 1976, "Canonical correlation analysis of time series analysis and the use of an information criterion", dans : Raman K. Mehra and Dimitri G. Lainiotis, eds, System identification : Advances and case studies (Academic Press, New York, NY).
- [2] Ang, A. and G. Bekaert (1998), "Regime Switches in Interest Rates," NBER Working Paper No. 6508.
- [3] Archer G. and Titterington D., (1995), "Parameter estimation for hidden Markov chains", Technical report, University of Glasgow, Department of Statistics.
- [4] Baillie, R. T. and R. P. DeGennaro, (1990), "Stock returns and volatility", Journal of Financial and Quantitative Analysis 25, 203-214.
- [5] Bates, D. S., (1991), "The crash of '87 : Was it expected? The evidence from option markets", Journal of Finance 46, 1009-1044.
- [6] Bera, A. K., E. Bubnys and H. Park, (1988), "Conditional heteroskedasticity in the markets model and efficient estimates of betas", Financial Review 23, 201-214.
- [7] Black, F., (1976), "Studies of stock market volatility changes", 1976 Proceedings

- of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section, 177-181.
- [8] Bollerslev, T., (1987), "A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return", *Review of Economics and Statistics* 69, 542-547.
- [9] Bollerslev, T., Ray Y. Chou and Kenneth F. Kroner, (1992), "Arch modeling in Finance : A review of the theory and empirical evidence", *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- [10] Cai, J. (1994), "A Markov Model of Unconditional Variance in ARCH," *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 309-316.
- [11] Campbell, J. Y., A. W. Lo and A. C. MacKinlay, (1997), *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton University Press.
- [12] Cecconi, M., Giampiero M. Gallo and M. J. Lombardi, (2002), "GARCH-based volatility forecasts for market volatility indexes", working paper, Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Statistica.
- [13] Chaudhuri, K. and F. Klaassen (2000), "Have East Asian Stock Markets Calmed Down? Evidence from a Regime Switching Model," mimeo, University of Amsterdam.
- [14] Edwards, S. and R. Susmel, (2001), "Volatility dependence and contagion in emerging equity markets", Working paper, IASE Seminar in Buenos Aires.
- [15] Engle, R. F. and T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5, 1-50.
- [16] Engle, R. F. and C. Mustafa, (1992), "implied ARCH models from Options Prices", *Journal of Econometrics*, 52, 289-311.

- [17] Filardo, A.J. (1994), "Business-cycle phases and their transitional dynamics," *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 299-308.
- [18] Francq, C. and J.-M. Zakoian, (1999), "Linear-Representation Based Estimation of Switching-Regime GARCH Models", Institut National de la Statistique and des Etudes Economiques papier no. 9957.
- [19] Franses, P. H. and D. van Dijk, (2000), *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*, Cambridge University Press.
- [20] Gable, J., S. van Norden and R. Vigfusson, (1995), "Analytical derivatives for Markov switching models", Working paper, Bank of Canada.
- [21] Glosten, L.R., R. Jagannathan, and D. Runkle (1993) On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Normal Excess Return on Stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.
- [22] Gray, S.F. (1996a), "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process", *Journal of Financial Economics*, 42, 27-62.
- [23] Gray, S. F. (1996b), "An Analysis of Conditional Regime-Switching Models", Working Paper, Fuqua School of Business, Duke University.
- [24] Hamilton, J. D. (1988), "Rational Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 385-423.
- [25] Hamilton, J. D. (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle", *Econometrica*, 57, 357-384.
- [26] Hamilton, J.D. and R. Susmel (1994), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime", *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.

- [27] Hamilton, J. D. (1996), "Specification Testing in Markov-Switching Time Series Models," *Journal of Econometrics*, 70, 127-157.
- [28] Hamilton, J. D. and G. Lin, (1996), "Stock market volatility and the business cycle", UCSD Economics Discussion Papers, no. 96-18, University of California at San Diego, Department of Economics.
- [29] Hamilton, J. D., (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- [30] Kim, C.-J. and C. R. Nelson, (1999), *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press.
- [31] Klaassen, F. (2002), "Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH," *Empirical Economics*, 27, 363-394
- [32] Krolzig, H.-M., (1997), *Markov-Switching Vector Autoregressions*, Springer.
- [33] Lamoureux, C. G. and W. D. Lastrapes, (1990), "Persistence in Variance, Structural Change, and the GARCH Model," *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 225-234.
- [34] Lamoureux, C. G. and W. D. Lastrapes, (1993), "Forecasting stock return variance : toward an understanding of stochastic implied volatilities", *Review of Financial Studies*, 5, 293, 326.
- [35] Nelson, D. B. (1991) "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach," *Econometrica*, 59, 347-370.
- [36] Nelson, C. R., R. Startz and C. M. Turner, (1989), "A Markov model of heteroskedasticity, risk, and learning in the stock market", *Journal of Financial Economics* 25, 3-22.

- [37] Pagan, A.R. and G.W. Schwert (1990), "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," *Journal of Econometrics*, 45, 267-290.
- [38] Ramchand, L. and R. Susmel (1998), "Volatility and cross correlation across major stock markets," *Journal of Empirical Finance*, Vol.5, 397-416.
- [39] Schaller, H. and S. van Norden, (1994), "Speculative behaviour, regime-switching, and stock market crashes", Working paper, Bank of Canada.
- [40] Schwert, G. W., (2002), "Stock volatility in the new millennium : how wacky is NASDAQ?", *Journal of Monetary Economics* 49, 3-26.
- [41] Schwert, G. W., (1989), "Why does StockMarket Volatility Change over Time?" *Journal of Finance*, 44, 1115-1153.
- [42] So, M., K. Lam and W. Li (1998), "A Stochastic Volatility Model With Markov Switching," *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 244-53.
- [43] Susmel, R. (2000), "Switching Volatility in International Equity Markets," *International Journal of Economics and Finance*.
- [44] Teräsvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of The American Statistical Association*, 89, 208–218.
- [45] Timmermann, A. (2000), "Moments of Markov Switching Models," *Journal of Econometrics*, 96, 75-111.
- [46] van Norden, S. and R. Vigfusson, (1996a), "Can regime-switching tests detect bubbles?", Working paper, Bank of Canada.
- [47] van Norden, S. and R. Vigfusson, (1996b), "Regime-switching models : a guide to the Bank of Canada Gauss procedures", Working paper, Bank of Canada.

- [48] Zakoian, J.-M. (1990) Threshold Heteroskedastic Models, manuscript, CREST, INSEE, Paris.
- [49] Zakoian, J.-M. (1994), "Threshold Heteroskedastic Models", Journal of Economic Dynamics and Control, 18, 931-955.

Chapitre 2

L'Effet de Contagion des Indices de Nouvelles Technologies : Une Approche VAR-dccMVGARCH

1

¹Ce chapitre a fait l'objet d'un article qui apparaîtra dans la revue "Finance" de l'Association Française de Finance (AFFI) suite à sa présentation lors de la conférence international de l'AFFI à Lyon du 23 au 25 Juin 2003. Cet article est apparu en note de recherche MORA (No : 2003-03) à l'Ecole Normale Supérieure. Le titre de l'article est le suivant : New Technology Stock Market Indexes Contagion : A VAR-dccMVGARCH Approach.

Les crises des marchés boursiers en Europe aux U.S.A. depuis l'année 2000 et la fragilité du secteur des Nouvelles Technologies après l'explosion de la bulle spéculative, ont suscité l'intérêt des chercheurs afin de comprendre et de modéliser la volatilité élevée des marchés et de la prévoir. Le lien très présent entre les secteurs américain et européens de Nouvelles Technologies nous ont amené à examiner l'hypothèse de co-mouvement dans le premier chapitre, notamment après la chute des prix des actions des Nouvelles Technologies en Europe après l'explosion de la bulle spéculative IT aux U.S.A. Dans ce chapitre, nous élargissons l'hypothèse de co-mouvement afin de montrer que le NASDAQ-100 est l'origine principale subie par le IT.CAC et le NE-MAX². Nous utilisons un modèle VAR dont les erreurs suivent un modèle GARCH à corrélations dynamiques afin de montrer ces liens entre les indices. Cette approche est un travail original sur l'effet de contagion dans le cas d'indices boursiers.

2.1 Introduction

Nous pouvons parler de la bulle spéculative de Nouvelles Technologies comme de toute autre bulle spéculative. Une bulle dont le développement très rapide s'est propagé très rapidement à travers tous les marchés boursiers mondiaux, et ceci en une année. C'est la première bulle spéculative issue du processus de globalisation et les effets de cette bulle sont allés bien au-delà des frontières des marchés boursiers. Les mouvements de spéculation ont non seulement attiré les investisseurs vers le secteur technologique, mais ont également déclenché une vague massive de création de sociétés de Nouvelles Technologies à travers le monde. Ce secteur a attiré des centaines de milliers de travailleurs séduits par l'aspect innovateur de cette industrie et par les

²Indice technologique allemand.

gains rapides réalisés en possédant des stock options IT. Le marché de l'économie traditionnelle a dû improviser de nouvelles stratégies liées à Internet afin de regagner l'intérêt des investisseurs et les analystes financiers qui ne s'intéressaient qu'au secteur technologique. Des personnes de toutes catégories confondues et de toutes classes investirent leur argent dans les start-up³. C'est ce qui a rendu ce secteur unique en par son influence globale sur les marchés boursiers, comme cela ne s'était jamais vu dans le monde des marchés boursiers.

Dans le premier chapitre, nous avons étudié l'hypothèse de co-mouvement entre le NASDAQ-100 et le IT.CAC (Suleimann, 2002). Nous avons utilisé des modèles à variance conditionnelle et à changements de régimes afin de montrer l'existence de cet effet entre ces deux marchés. En effet, nous avons montré que les deux indices IT sont simultanément, soit dans un régime de haute volatilité, soit dans un régime de basse volatilité et rarement dans des régimes de haute-basse ou basse-haute volatilités. Nous avons alors conclu que le temps mis par l'effet de contagion pour se répandre est très court (quelques jours seulement). Ayant montré la présence d'un effet de co-mouvement, nous étudions dans ce chapitre, la présence d'un effet de co-mouvement à un seul sens, entre le NASDAQ-100, le IT.CAC et le NEMAX. Nous utilisons un modèle VAR à erreurs hétéroscédastiques, nous examinons les fonctions de réponses impulsionnelles afin de mesurer l'ampleur de l'effet de contagion et nous effectuons un test de causalité pour mesurer la direction de la contagion.

Nous utilisons des échantillons à observations quotidiennes des trois indices IT. Nous trouvons un effet de co-mouvement à un seul sens venant du NASDAQ-100 et affectant le IT.CAC et le NEMAX. Nous trouvons également qu'un choc sur

³Une start-up est une société dont l'activité appartient au secteur technologique.

le NASDAQ-100 est transmis très rapidement sur le IT.CAC, ce qui rend l'indice américain responsable d'une grande partie de la volatilité de l'indice français. Nous observons clairement ce phénomène sur les graphes de la décomposition des variances des indices. En effet, le marché IT américain a inspiré la création des secteurs IT en Europe, ce qui donne au marché américain un certain pouvoir d'influence sur les marchés français et allemand qui restent assez petit en taille, en comparaison de la taille du marché IT américain. On observe que la plupart des chocs que le NASDAQ-100 a subi, ont rapidement été transmis aux marchés boursiers français et allemand. Par exemple, les affaires de Enron et de WorldCom aux U.S.A., ont affecté la réputation de quelques companies françaises en France, notamment leurs méthodes de gestion de la comptabilité. Cette situation a sérieusement affectée le IT.CAC qui contient des sociétés similaires à Enron et à WorldCom.

Ce chapitre est un travail original dans la combinaison des modèles VAR et des modèles dcc-MVGARCH, pour une application aux marchés IT américain et européen afin d'en étudier la contagion.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section 2 fournit une revue de la littérature théorique et empirique sur la contagion. Les données et leurs statistiques descriptives sont exposées dans la section 3. Dans la section 4 nous donnons les résultats de la contagion à travers les pays et les marchés. Finalement, la section 5 fera la conclusion.

2.2 La Contagion des Marchés Financiers : Revue de la Littérature

Le phénomène de contagion globale du marché est aujourd'hui un phénomène suffisamment familier et sérieux pour ne pas l'ignorer et est devenu une partie intégrante de l'activité des marchés boursiers. La propagation des crises financières n'est pas un phénomène nouveau. En effet il a été observé pour la première fois dans le cas des deux companies Mississippi et South Sea⁴ en 1720. L'effondrement du plan de manipulation de la société Mississippi aux Pays Bas en 1719-1720 a conduit en un an, à l'arrêt de l'activité de la South Sea Company en Grande Bretagne en 1720.

L'impact de krach d'Octobre 1987 s'est propagé d'une façon encore plus spectaculaire. La baisse de 21,50% du Dow Jones a conduit à une baisse de 44% du marché boursier australien, à une baisse de 22.20% au Canada, à une baisse de 21.70% en Grande Bretagne, à une baisse de 18.60% en France et à une baisse de 17.70% en Allemagne. Cela malgré des indicateurs de la condition économique très variés à travers les pays. Etonnement, l'impact a été très petit sur les marchés italien et japonais.

Par contre, l'effet de contagion est devenu plus prononcé depuis quelques années à cause de l'intégration économique globale très rapide et le développement des outils informatique de communication qui le permettent. Nous avons également observé que le phénomène de contagion globale des marchés boursiers n'est discuté que lorsqu'une crise majeure affecte le marché américain.

Le travail théorique sur la propagation internationale des chocs peut être classé sous trois catégories représentant trois mécanismes créant la contagion : les chocs

⁴South Sea a réussi à monopoliser le commerce extérieur de la France en 1720.

aggrégés affectant les fondamentaux économiques de plus d'un pays, les chocs intrinsèque à un pays spécifique et affectant d'autres pays et les chocs qui ne sont par expliqués par les fondamentaux et sont considérés comme de la pure contagion (Masson, 1996).

Le premier mécanisme concerne les chocs globaux qui affectent simultanément les fondamentaux de plusieurs économies. Par exemple, une augmentation du taux d'intérêt international, une contraction de l'offre internationale de capital, ou une baisse dans la demande international, peut simultanément ralentir la croissance dans un grand nombre de pays. Les macrhés boursiers dans tous les pays affectés par ce choc aggrégé évoluent simultanément et après le choc, les corrélations à travers les marchés des pays affectés, peuvent augmenter.

Le deuxième mécanisme explique comment un choc sur un pays (ou un groupe de pays) peut affecter les fondamentaux dans d'autres pays (Eichengreen, Rose et Wyplosz, 1996). Ce mécanisme peut fonctionner à travers un nombre de liens économiques, comme le commerce ou la coordination de la politique économique. Le commerce peut lier les économies puisqu'une dévaluation dans un pays, peut augmenter la compétition des biens de ce pays et potentiellement diminuer la compétitivité des biens provenant d'autres pays. Cela peut non seulement avoir un effet sur les ventes de biens et services d'un pays, mais si la perte de compétitivité est suffisamment importante, cela pourra augmenter les attentes d'une dévaluation des taux de change et/ou peut mener à une attaque sur la monnaie d'un pays. La coordination de la politique économique peut lier les économies puisque le changement de la politique économique ou financière d'un pays suite à un choc économique ou financier peut pousser d'autres pays à suivre des politiques de crise similaires. Par exemple, un

accord commercial peut stipuler une clause qui indique d'une politique monétaire laxiste dans un pays pousse les autres pays partenaires à augmenter leurs barrières de commerce.

Finalement, le troisième mécanisme de propagation, la contagion, est défini comme une augmentation du co-mouvement des marchés qui ne peut pas être expliquée par les deux mécanismes précédents. Donc la contagion dans ce cas est traitée comme un résidu, ce qui sera le cas dans ce chapitre. Par exemple, Mullainathan (1998), travailla sur la psychologie de l'investisseur et argumenta que les investisseurs gardent en tête les événements passés d'une façon imparfaite. Une crise dans un pays peut déclencher des mémoires sur des crises passées, une situation qui peut mener les investisseurs à agir d'une façon automatique, basée sur leurs comportements dans des crises passées et surévaluer les effets de la crise actuelle. Le résultat est une baisse massive des prix puisque, d'après Mullainathan (1998), les souvenirs des crises passées sont corrélés et non pas liés aux fondamentaux.

Les intensités des liens à travers les marchés durant une crise sont différentes de celles des périodes plus stables. En effet, les mécanismes de propagation internationaux sont renforcés pendant les crises et ce changement n'est pas conduit par des liens économiques réels.

Si nous examinons le secteur IT en général, nous concluons qu'il n'appartient pas aux deux premiers mécanismes. Par conséquent, nous traiterons la contagion, comme cela a déjà été évoqué dans la littérature (Forbes et Rigobon, 2002), en tant que résidu et nous la définissons comme une augmentation significative dans les liens à travers les marchés suite à un choc relatif à un pays (ou un groupe de pays).

Motivés par l'absence d'évidence que les fondamentaux économiques d'un pays

sont les déterminant de la contagion, les chercheurs ont essayé de trouver d'autres explications à travers les modèles d'investissement. Kodres et Prisker (2002) développèrent un modèle théorique de contagion financière ayant lieu dans le *hedging* à travers les pays. Ce modèle prédit que les co-mouvements des marchés sont symétriques dans le cas des reprises ou rechutes des marchés. Kyle et Xiong (2001) ont suggéré que la contagion a lieu à travers l'effet de richesse des investisseurs. Lorsque les investisseurs subissent une grande perte dans un pays de crise, ils peuvent procéder à la liquidation de leurs actifs dans d'autres pays, poussant les prix à diminuer dans ces pays. De plus, Calvo (1999) et Yuan (2000) ont trouvé que les effets de richesse persiste même lorsqu'une petite fraction des investisseurs a des contraintes de richesse, tant qu'ils sont relativement mieux informés que les autres. Ils trouvent que les investisseurs rationnels non-informés, interprètent incorrectement le comportement des investisseurs mieux informés et ne sont donc pas capables de distinguer une vente basée sur un choc de liquidités d'un choc basé sur un choc fondamental. En présence d'investisseurs informés, contraints par les marges de gains, il est possible que la contagion soit issue de la confusion des investisseurs non-informés. Kyle et Xiong (2001), Calvo (1999) et Yuan (2000) prédisent que les crises sont propagées vers les marchés boursiers par les investisseurs ayant des contraintes de richesse et que les corrélations à travers les marchés sont plus élevées pendant les baisses des marchés. Bien que cette hypothèse soit théoriquement convaincante, les auteurs fournissent très peu de preuves empiriques sur la contagion causée par les investisseurs.

En général, la littérature empirique trouve des supports empiriques à la contagion des devises. Par exemple, un groupe d'économiste a détecté une contagion dans le cas de la crise Tequila en Amérique Latine, initiée par le peso Mexicain en 1994.

Eichengreen, Rose et Wyplosz (1996) ont utilisé trente années de données panel pour vingt pays industrialisés et trouvent que la contagion des devises se propage plus facilement dans les pays liés par le commerce international plutôt que par les pays ayant des conditions macroéconomiques similaires. En utilisant des données de pays émergents, Glick et Rose (1999) ont conclu que le commerce représente un des canaux les plus importants pour la contagion. Cerra et Saxena (2000) utilisent un modèle de Markov à changements de régimes, à probabilités de transition dynamiques. Ils ont trouvé empiriquement que la contagion⁵ est une des sources de crises en Indonésie, parallèlement à d'autres problèmes comme la situation financière domestique et l'instabilité politique. Ahluwalia (2000) trouva un effet de contagion dans 19 pays de l'Asie et de l'Amérique Latine, dû à la faiblesse macroéconomique commune de ces pays, constituant leurs similarités. Rijckeghem et Weder (1999) ont trouvé que les liens entre les marchés financiers sont une source importante de *débordement* d'un choc issu d'un pays et affectant d'autres pays. Ils utilisent le Mexique, la Thaïlande et la Russie comme des pays à l'origine des chocs et trouvent que les liens des marchés boursiers sont une source de ces *débordements*.

Biag et Goldfajn (1998) utilisent un modèle VAR afin d'analyser des données issues d'un échantillon de sept pays asiatiques et trouvent une contagion à travers ces pays affectant les devises. Chan (1999) utilise les SURE⁶ dans le cas de neuf pays asiatiques afin de montrer que la contagion et les fondamentaux économiques sont une source importante de la propagation des crises dans cette région. Dungey et Martin (1999) décomposent les mouvements de taux de change en des chocs communs, des effets de *débordements* et des effets de contagion et trouvent la preuve empirique que

⁵Contagion provenant des pressions sur les taux de change issues de la Thaïlande

⁶SURE : Seemingly Unrelated Regression Equations

la contagion issue de la Thaïlande durant la crise asiatique en 1997, est responsable de 15% de la volatilité en Indonésie, 10% en Malésie et moins que 1% en Corée du Sud.

Par contre, Forbes et Rigobon (1999a) argumentent que les corrélations à travers les pays tendent à augmenter pendant les crises. Par conséquent, traiter cette corrélation comme un effet de contagion peut être biaisé si des ajustements pour ce co-mouvement ne sont pas faits. Leurs tests empiriques basés sur des données d'un échantillon de pays de l'Asie, de l'Amérique Latine et des U.S.A. indiquent l'absence de contagion dans les coefficients ajustés. En outre, avec les mêmes données, les coefficients non-ajustés présentent un effet de contagion. Fratzscher (1998) compare l'étendue des crises de l'Amérique Latine et de l'Asie par rapport à d'autres économies émergentes. En utilisant différentes définitions de la contagion, il trouve que la grande intégration financière et commerciale est la cause principale de la propagation des crises dans les économies régionales. Masih et Masih (1999) examinent les liens dynamiques de long et court termes entre les marchés boursiers émergents asiatiques et internationaux. Ils trouvent que la contagion joue un grand rôle dans le fonctionnement de ces marchés.

Il est évident à travers cette revue ci-dessus que l'intérêt suscité par la contagion a largement augmenté depuis la crise asiatique en 1997 et la crise russe en 1998.

2.3 Les Données et leurs Statistiques Descriptives

Dans le chapitre précédant, nous avons utilisé un modèle SWARCH multivarié (Edwards et Susmel, 1998) afin de montrer que le NASDAQ-100 et le IT.CAC sont

simultanément dans des régimes de haute volatilité ou de basse volatilité, mais presque jamais dans des régimes de haute-basse ou bass-haute volatilités. Cette coïncidence des régimes de volatilité nous a conduit à conclure qu'il existe un effet de co-mouvement entre ces indices.

Notre but est de montrer ici qu'il existe un effet de co-mouvement à un seul sens venant du NASDAQ-100 et affectant le IT.CAC et le NEMAX. De plus, nous montrerons l'existence d'une relation entre les corrélations des trois indices et les turbulences que peuvent subir les marchés boursiers.

Nous travaillons sur les rendements hebdomadaires⁷ des trois indices et les échantillons couvrent la période allant du 6 Janvier 1999 jusqu'au 9 Octobre 2002⁸. Les statistiques descriptives des rendements des indices IT sont donnés dans le tableau (2.1).

TAB. 2.1 – Statistiques Descriptives des Rendements Hebdomadaires

	DNASDAQ-100	DIT.CAC	DNEMAX
Moy.	-6.20388	-2.63094	-24.7852
Mediane	-3.29	-6.04	-31.61
Max.	732.25	1052.93	1389.66
Min.	-822.3	-1096.7	-1996.23
Ecar.-Type.	174.7744	196.9647	334.7201
Asym.	-0.29906	0.287231	-0.29903
Kurtosis	5.239088	9.621564	6.850925
Jarque-Bera	217.7603	1790.933	615.7182
Proba.	0	0	0

Les moyennes des trois rendements sont négatives. L'écart-type du rendement du

$${}^7r_t = \log\left(\frac{y_t}{y_{t-\tau}}\right).$$

⁸Nous utilisons les rendements hebdomadaires puisqu'ils sont moins bruités que les rendements journaliers et permettent de garder plus d'informations dans les séries par rapport au rendements journaliers.

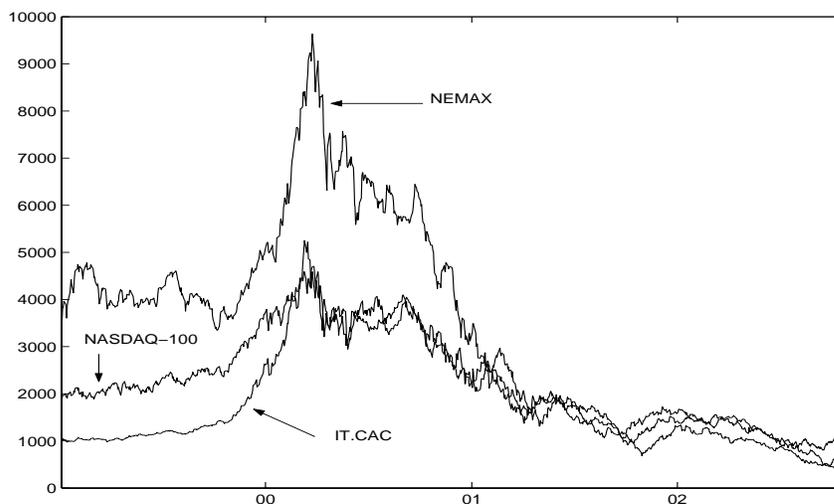


FIG. 2.1 – Graphes du NASDAQ-100, du IT.CAC et du NEMAX

NASDAQ-100 est le plus petit et fait la moitié de celui du rendement du NEMAX. En examinant les asymétries, qui sont les mesures des asymétries des distributions des rendements, nous trouvons que les rendements du NASDAQ-100 et du NEMAX ont une asymétrie négative indiquant que dans ces deux marchés, les krach sont plus probables que les expansions. L'asymétrie du rendement du IT.CAC est positive.

Les distributions des trois rendements ont un excès de kurtosis⁹ (valeurs supérieures à 3) et donc ces distributions sont plus épaisses sur les extrêmités que la distribution Normale, ce qui indique la présence de leptokurticité. Le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse de normalité des distributions des trois rendements. Ces statistiques descriptives confirment les caractéristiques classiques des données financières, notamment l'asymétrie négative et les queues de distributions épaisses.

⁹Le kurtosis est la mesure de l'épaisseur des queues de la distribution de la série en comparaison avec celles de la loi Normale dont le kurtosis est égal à 3.

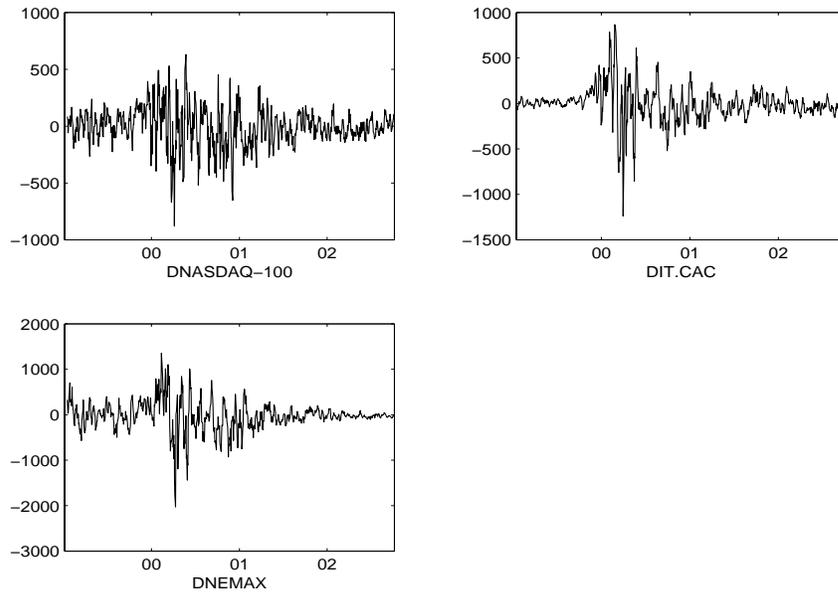


FIG. 2.2 – Graphes des Rendements Hebdomadaires

Ensuite nous testons la présence d'autocorrélations en utilisant le test de Ljung-Box. Le test de Ljung-Box (LB) à 36 retards est distribué suivant une loi du χ_{36}^2 . Le test LB montre la présence de dépendances linéaires dans les rendements des trois indices considérés.

TAB. 2.2 – Coefficients de Corrélation des 3 ETR

	NASDAQ-100	IT.CAC	NEMAX
NASDAQ-100	1	0.74	0.77
IT.CAC	0.74	1	0.78
NEMAX	0.77	0.78	1

La figure (2.3) donne les graphes des écarts-type roulant (ETR)¹⁰ sur 21 jours des

¹⁰Écarts-type roulant (ETR) sur 21 jours : $\sigma(r_t) = [253 \sum_{k=1}^{21} 1(r_{t-k} - \mu)^2 / 20]^{1/2}$, où μ est la moyenne des observations sur 21 jours (Schwert, 2002).

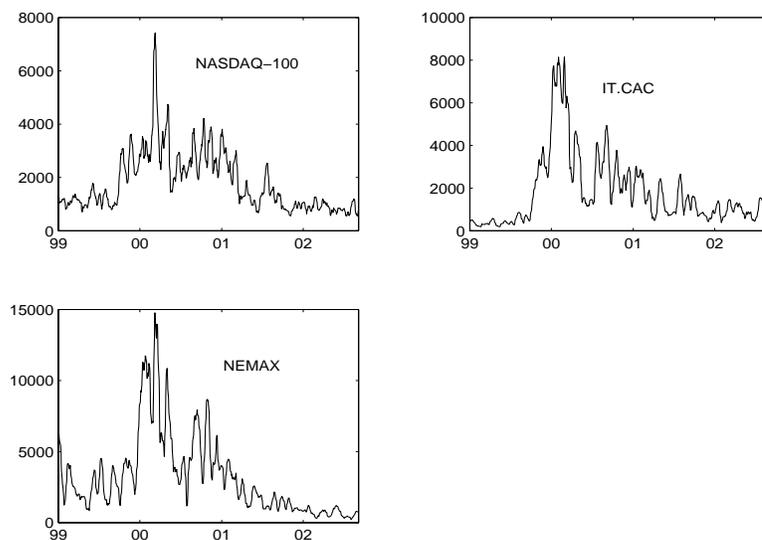


FIG. 2.3 – Ecart-Standard Type Roulant (ETR) sur 21 Jours des 3 Rendements

rendements de trois indices. Nous utilisons l'ETR comme une mesure préliminaire des volatilités des rendements et nous pouvons clairement voir l'explosion simultanée des volatilités des trois rendements en question. Le tableau (2.2) donne les valeurs du coefficient de corrélation des ETR des trois rendements. Ces coefficients confirment ce que nous avons constaté sur les graphes des ETR, les ETR sont fortement corrélés et évoluent simultanément.

Le tableau (2.3) donne les valeurs des coefficients de corrélation inconditionnels entre les rendements des indices ainsi que les variances inconditionnelles sur trois sous-périodes. La première période couvre l'année qui a précédé le krach technologique (15/01/1999 à 31/12/1999), la deuxième période couvre l'année du krach (03/01/2000 à 29/12/2000) et la troisième couvre le rest de l'échantillon. En comparant ces résultats, nous trouvons que les variances inconditionnelles ont largement

TAB. 2.3 – Coefficients de Corrélacion et Variances des Rendements sur Différentes Périodes

	Matrice des Corrél.			Variance
	DNASDAQ-100	DIT.CAC	DNEMAX	
15/1/99-31/12/99				
DNASDAQ-100	1	0.36	0.07	12389.25
DIT.CAC	0.36	1	0.25	6499.178
DNEMAX	0.07	0.25	1	49019.44
3/1/00-29/12/00				
DNASDAQ-100	1	0.20	0.19	67863.71
DIT.CAC	0.20	1	0.13	97527.53
DNEMAX	0.19	0.13	1	275789.8
1/1/01-8/10/02				
DNASDAQ-100	1	0.19	-0.11	11302.01
DIT.CAC	0.19	1	0.09	9360.779
DNEMAX	-0.11	0.09	1	17511.98

augmenté dans la deuxième période par rapport à la première période. De plus, la corrélation inconditionnelle entre le NASDAQ-100 et le NEMAX a plus que doublé dans la deuxième période et par rapport à la première. Curieusement, la corrélation inconditionnelle entre le NASDAQ-100 et le IT.CAC a diminué en passant de la première période à la deuxième. En effet, si nous examinons les graphes des rendements des trois indices et les variances inconditionnelles dans le tableau (2.3), nous pouvons voir que pour la période qui a suivi le krach, les rendements du IT.CAC et du NEMAX ceux-ci étaient très volatiles pour une petite période de quelques mois et ensuite cette volatilité a fortement diminué. Les rendements du NASDAQ-100 montre par contre, un niveau élevé de volatilité après le krach et ce niveau se maintient pour une période plus longue que les deux autres rendements.

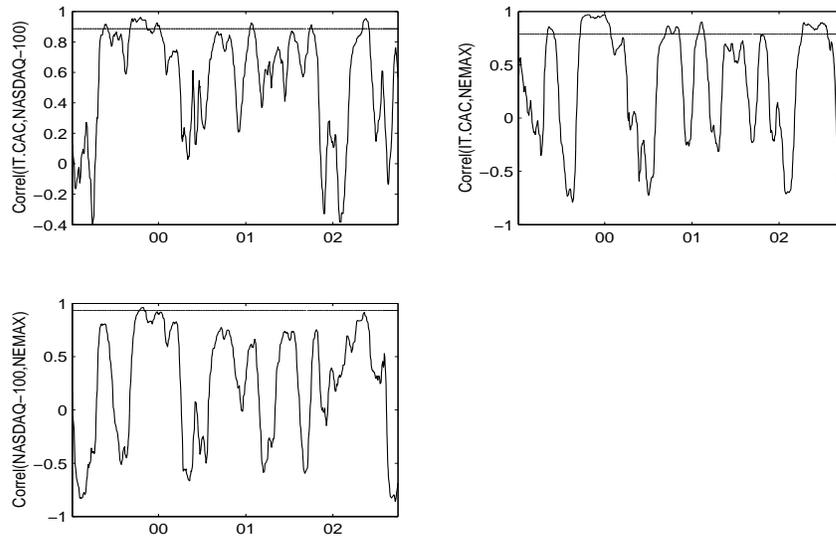


FIG. 2.4 – Corrélations Conditionnelles Glissantes sur 100 Jours des Indices en Niveau

Si nous examinons les coefficients de corrélation conditionnelle¹¹ sur 100 jours des trois rendements dans la figure ci-dessus, nous verrons bien que ces corrélations ne sont pas constantes en comparaison avec les corrélations inconditionnelles représentées par les lignes horizontales. De plus, les corrélations conditionnelles exhibent un pic considérable autour de l’an 2000.

Nous testons ensuite, la causalité des trois séries d’écarts-type roulant calculés précédemment. Nous utilisons le test de causalité de Granger et les résultats sont résumés dans le tableau (2.4).

Le test de Granger conclut qu’il y a une causalité à un seul sens du ETR du NASDAQ-100 vers les ETR du IT.CAC et du NEMAX. De plus, nous trouvons une

¹¹En utilisant la formule classique $\hat{\rho}_{12,t} = \frac{\sum_{s=t-n-1}^{t-1} r_{1,s}r_{2,s}}{\sqrt{(\sum_{s=t-n-1}^{t-1} r_{1,s}^2)(\sum_{s=t-n-1}^{t-1} r_{2,s}^2)}}$. Cet estimateur donne des poids égaux à toutes les observations à moins de n périodes dans le passé et un poids nul pour les observations à plus que n périodes. Cet estimateur sera toujours inclut dans l’intervalle $[-1, 1]$. Cet estimateur est aussi appelé estimateur moyenne mobile des corrélations conditionnelles glissantes.

TAB. 2.4 – Test de Causalité de Granger pour les 3 Ecart-Type Roulant

Pairwise Granger Causality Tests		
Hypoth. nulle :	F-Statistic	Proba.
ETRcac ne cause ETRnas	1.42	0.23 (accepter H_0)
ETRnas ne cause ETRcac	5.60	0.02 (rejeter H_0)
ETRnem ne cause ETRnas	0.96	0.33 (accepter H_0)
ETRnas ne cause ETRnem	31.53	0.00 (rejeter H_0)
ETRnem ne cause ETRcac	14.64	0.00 (rejeter H_0)
ETRcac ne cause ETRnem	62.03	0.00 (rejeter H_0)

causalité à deux sens entre les ETR du IT.CAC et du NEMAX. Nous concluons alors, qu'il peut y avoir un effet de contagion de la volatilité du NASDAQ-100 et affectant les volatilités du IT.CAC et du NEMAX.

Ainsi, les rendements des trois indices présentant de la dépendance linéaire (test LB), ont un niveau élevé d'hétéroscédasticité (test de Engle) et les trois indices ont des coefficients de corrélation dynamiques. Ceci nous conduit à utiliser un modèle VAR à erreurs hétéroscédastiques et à corrélations dynamiques est justifiée pour ces séries.

2.4 L'Estimation du Modèle VECM

Nous commençons par tester la présence d'une racine unitaire dans les données en utilisant le test de Dicky Fuller augmenté (ADF). Le résultat nous indiquera l'ordre de cointégration des trois indices afin de construire un modèle vectoriel à correction d'erreur (VECM). Le résultat du test ADF montre la présence d'une racine unitaire dans les données, indiquant la non-stationnarité des séries. Le test ADF indique l'absence de cette racine unitaire dans les rendements mensuels des indices.

Le modèle VECM est un modèle VAR restreint utilisé dans le cas de séries non-stationnaires cointégrées. Le modèle VECM a des relations de cointégration inclus dans la spécification de façon à restreindre le comportement à long terme des variables endogènes pour qu'elles convergent vers leurs relations cointégrantes, tout en permettant des ajustements dynamiques de court terme. Le terme de cointégration est le terme de correction puisque la déviation de l'équilibre de long terme est graduellement corrigé à travers une série d'ajustements partiels de court terme.

Le tableau (2.5) montre le résultat du test de cointégration de Johansen qui déterminera le nombre d'équations de cointégration (EC) à inclure dans le modèle VECM. Le test révèle la présence d'une équation de cointégration entre les indices.

TAB. 2.5 – Test de Johansen non-Restreint pour la Détermination du Nombre d'Equations de Cointégration (EC)

Hypoth. No. de EC	Valeur Propre	Stats.	5% Valeur Critique	1% Valeur Critique
Aucune	0.051752	61.65296	29.68	35.65
Max. 1	0.00971	9.841828	15.41	20.04
Max. 2	0.000337	0.328232	3.76	6.65

Le modèle VECM peut être présenté comme suit pour une série (Y_t) :

$$\Delta Y_t = \sum_{i=1}^{p-1} D_i \Delta Y_{t-i} + \alpha \beta' Y_{t-1} + \epsilon_t, \quad (2.4.1)$$

Cette équation de cointégration définit comme β relations linéaires entre la première variable et les deux autres variables. Y_t , $t = 1, 2, \dots, T$ est le vecteur de dimension s ($s = 3$ dans notre cas) des séries en question, Δ est l'opérateur de différence habituel et $\Delta Y_t = r_t$ les rendements hebdomadaires des indices (Y_t représente les indices en

niveau), α et β sont des matrices plein rang de dimensions $s \times u$ (u est le nombre de relations de cointégration et $0 < u < s$), D_i est la matrice des paramètres à estimer et dont les dimensions sont $s \times s$ et ϵ_t est le vecteur des innovations.

Il est très important de déterminer le nombre de retards pour le modèle VECM. Pour cela, nous utilisons les critères d'information de Akaike (AIC) et Schwartz (SC), ainsi que le test de rapport de vraisemblance (LR) afin de déterminer le nombre de retards.

L'objectif principal de l'estimation du modèle VECM dans ce chapitre est d'identifier les relations linéaires qui peuvent exister entre les différents rendements que nous étudions et de mesurer l'influence qu'ils peuvent avoir les uns sur les autres. En effet, nous voulons montrer que les chocs que subissent les marchés français et allemand sont principalement causés par le NASDAQ-100, en plus des chocs intrinsèques à chacun de ces marchés. Le test de causalité de Granger (tableau 2.6) pour les trois rendements montre que le NASDAQ-100 *cause* les chocs sur le IT.CAC et le NEMAX.

TAB. 2.6 – Test de Causalité de Granger pour les 3 Rendements

Pairwise Granger Causality Tests		
Hypoth. Nulle :	F-Stat.	Proba.
DIT.CAC ne cause pas DNASDAQ-100	2.37	0.06 (accepter H_0)
DNASDAQ-100 ne cause pas DIT.CAC	33.19	0.00 (rejeter H_0)
DNEMAX ne cause pas DNASDAQ-100	2.56	0.05 (accepter H_0)
DNASDAQ-100 ne cause pas DNEMAX	4.75	0.00 (rejeter H_0)
DNEMAX ne cause pas DIT.CAC	6.08	0.00 (rejeter H_0)
DIT.CAC ne cause pas DNEMAX	19.93	0.00(rejeter H_0)

Ensuite, nous procédons à l'estimation du modèle VECM en utilisant les moindres carrés ordinaires (OLS). Nous utilisons les critères AIC, SC et LR afin de déterminer le meilleur nombre de retards à retenir et nous appliquons un test *d'exclusion de retards*

afin d'éliminer les retards inutiles. De plus, nous appliquons le test d'exogénéité de Wald afin de vérifier s'il y a des variables endogènes à considérer comme variables exogènes ; les résultats de ces tests sont résumés dans le tableau (2.7).

Le résultat intéressant du tableau (2.7) est que le test suggère que les rendements du IT.CAC et du NEMAX ne sont pas à exclure de l'équation du rendement du NASDAQ-100. Cela veut dire que le rendement du NASDAQ-100 a une certaine dépendance avec les deux rendements européens. Nous verrons mieux cette dépendance dans l'analyse des fonctions de réponses impulsionnelles et dans la décomposition de la variance, dans ce qui suit.

TAB. 2.7 – Test d'Exogénéité de Wald

Variable Dépendante : D(NASDAQ-100)			
Exclude	Chi-sq	df	Prob.
D(IT.CAC)	86.98	29	0
D(NEMAX)	102.41	29	0
Tous	190.29	58	0

Variable Dépendante : D(IT.CAC)			
Exclude	Chi-sq	df	Prob.
D(NASDAQ-100)	111.61	29	0
D(NEMAX)	77.86	29	0
tous	195.83	58	0

Variable Dépendante : D(NEMAX)			
Exclude	Chi-sq	df	Prob.
D(NASDAQ-100)	74.40	29	0
D(IT.CAC)	319.46	29	0
Tous	474.00	58	0

2.4.1 Fonctions de Réponses Impulsionnelles et Décomposition de la Variance

La fonction de réponses impulsionnelles mesure l'effet d'un choc égal à la valeur d'un écart-type sur une des innovations et influençant les valeurs actuelles et les valeurs futures des variables endogènes. Un choc sur la variable i affecte directement la variable i et est également transmis à toutes les variables endogènes à travers la structure dynamique du modèle VECM. Puisque les innovations sont habituellement corrélées, elles possèdent un élément commun qui ne peut pas être associé à une variable spécifique.

L'analyse dynamique du modèle VECM est habituellement effectuée en utilisant les fonctions de réponses impulsionnelles (Sim, 1980). La décomposition de Cholesky est utilisée normalement dans la littérature, où les erreurs sont orthogonalisées afin que la matrice des covariances des innovations issues de l'estimation, est une matrice diagonale.

Nous commençons par introduire un choc au rendement du NASDAQ-100 et nous analysons l'impact à travers tous les rendements sur 30 jours. Nous répétons la même chose aux deux autres rendements. La figure (2.5) montre les différents graphes des fonctions de réponses impulsionnelles cumulées pour les rendements des trois indices.

Si nous examinons la première colonne des graphes, qui représente le choc sur le NASDAQ-100 et son effet sur les trois variables, nous remarquons que l'effet de ce choc sur le IT.CAC est presque immédiat (3 jours après le choc) et est rapidement croissant. La réponse du NEMAX par contre, est retardée par rapport à celle du IT.CAC et n'augmente qu'après 10 jours. Si nous comparons les effets du choc du

NASDAQ-100 sur les deux autres variables, avec les effets des chocs du IT.CAC et du NEMAX, nous remarquerons que le choc du NASDAQ-100 est considérablement plus important. Cela indique un effet de contagion venant du NASDAQ-100 et affectant les deux autres indices.

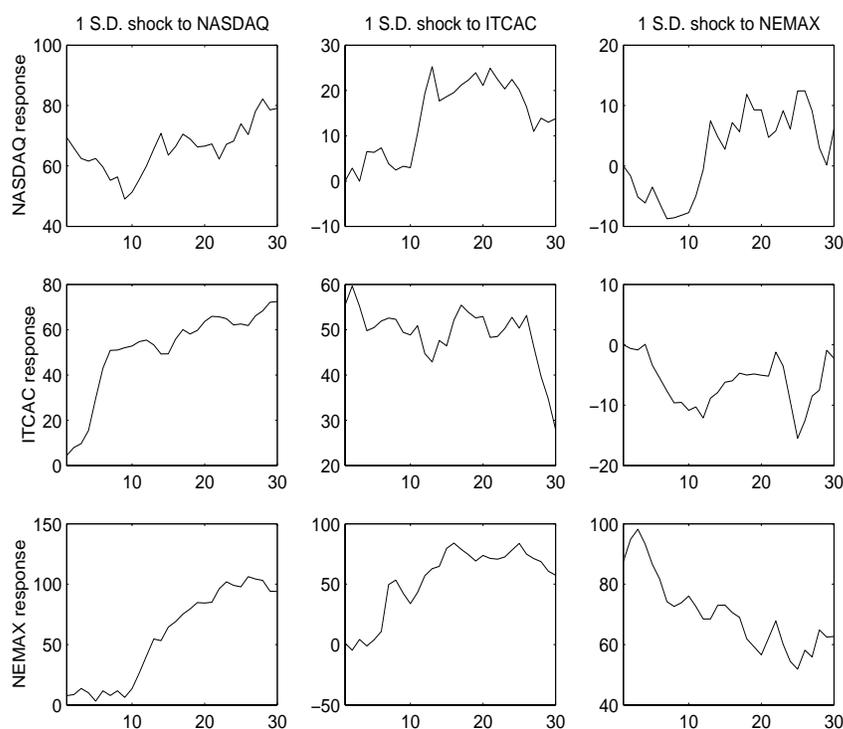


FIG. 2.5 – Fonctions de Réponses Impulsionnelles Cumulées sur 30 jours

Ensuite nous procédons à la décomposition de la variance des trois séries. Tandis que les fonctions de réponses impulsionnelles mesurent les effets d'un choc sur une variable exogène sur toutes les variables du modèle VECM, la décomposition de la variance sépare la variation d'une variable endogène en des chocs de composants dans le modèle VECM. Donc, la décomposition de la variance fournit des informations

sur l'importance relative de chacune des innovations aléatoires dans son effet sur les variables du modèle VECM. La première colonne de la figure (2.6) montre le pourcentage de variance dû au NASDAQ-100 dans chacune des trois variables et ainsi de suite pour les deux autres colonnes.

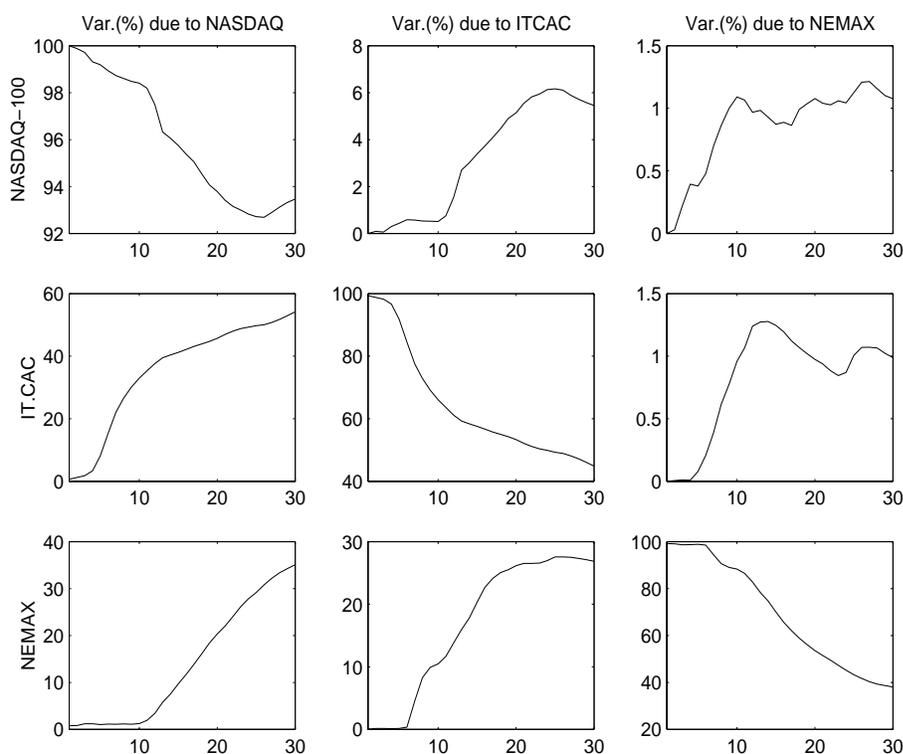


FIG. 2.6 – Décomposition de la Variance (en %) sur 30 Jours

Les graphes de la décomposition de la variance des trois séries montre que l'hypothèse de contagion est bien confirmée. En effet, en regardant la première colonne de graphes, nous voyons bien que le NASDAQ-100 est responsable d'une grande partie des variances du IT.CAC et du NEMAX. Suite à un choc sur le NASDAQ-100, la variabilité du NASDAQ-100 est transmise à 40% et plus, aux deux autres indices, et

cela en quelques jours seulement (7 jours pour le IT.CAC et 10 jours pour le NEMAX). Par ailleurs, les effets des chocs sur le IT.CAC et le NEMAX et affectant le reste des variables sont moins impressionnant que dans le cas du NASDAQ-100.

2.4.2 Analyse des Résidus

Nous examinons les résidus issus de l'estimation du modèle VECM afin de vérifier si le modèle a capturé la linéarité des données et si les résidus sont hétéroscédastiques comme prévu. Nous commençons par étudier l'autocorrélation des résidus en utilisant un test LM pour différents retards (6, 12 et 36 retards). Le résultat est donné dans le tableau (2.8) et montre l'absence de linéarités dans les séries.

TAB. 2.8 – Test LM des Autocorrélations des Résidus (H_0 :pas d'autocorrélations d'ordre h)

Retards(h)	LM-Stat.	Prob.
6	10.76	0.29
12	13.66	0.14
18	12.66	0.18

Dans le tableau (2.9) nous testons l'asymétrie et le kurtosis des résidus par rapport à une loi Normale. Le test révèle que les résidus du NASDAQ-100 et du NEMAX sont symétriques, tandis que les résidus du IT.CAC sont positivement asymétriques puisque le test rejette l'hypothèse que son asymétrie est nulle. Les résidus des trois rendements ont un excès de kurtosis et le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse de normalité multivariée des trois résidus.

Finalement, nous testons la présence d'hétéroscédasticité dans les résidus. Les résultats du test d'hétéroscédasticité se trouvent dans le tableau (2.10).

TAB. 2.9 – Test de Normalité (H_0 : Résidus Gaussiens)

Composant	Skewness	Chi-sq	d.l.	Proba.
ResidNAS	0.03	0.10	1	0.75
ResidITCAC	0.29	13.44	1	0.00
ResidNEMAX	-0.08	0.90	1	0.34
Joint		14.44	3	0.00

Composant	Kurtosis	Chi-sq	d.l.	Proba.
ResidNAS	3.96	35.91	1	0
ResidITCAC	9.40	1612.07	1	0
ResidNEMAX	4.07	45.05	1	0
Joint		1693.03	3	0

Composant	Jarque-Bera	d.l.	Proba.
ResidNAS	36.02	2	0
ResidITCAC	1625.50	2	0
ResidNEMAX	45.95	2	0
Joint	1707.47	6	0

TAB. 2.10 – Test d'Hétéroscédasticité des Résidus

Test Joint :				
	Chi-sq	d.l.	Proba.	
	2878.283	1056	0	

Test Individ. :				
Variab.	R-carré	F-test	Proba.	Chi-sq
$(ResidNASDAQ)^2$	0.49	4.18	0	462.30
$(ResidITCAC)^2$	0.74	12.29	0	696.75
$(ResidNEMAX)^2$	0.51	4.53	0	481.26

Les test joint et individuel d'hétéroscédasticité montre sa présence dans les résidus des trois rendements. Ce résultat, ainsi que l'hypothèse de corrélations dynamiques effectuée précédemment nous mènent, dans la section suivante, à modéliser les résidus

issus du modèle VECM en utilisant un modèle dcc-MVGARCH¹² de Engle (2002).

2.5 Le Modèle dcc-MVGARCH

Le modèle dcc-MVGARCH a été introduit par Engle (2002) comme une généralisation du modèle GARCH multivarié à corrélations constante, introduit par Bollerslev (1990). Le modèle MVGARCH (GARCH multivarié) de Bollerslev a une matrice variance-covariance qui peut être exprimée comme suit :

$$H_t = D_t R D_t, \quad \text{avec } D_t = \text{diag} \sqrt{h_{i,t}} \quad (2.5.1)$$

où h_t est la variance conditionnelle et R est la matrice des corrélations contenant les corrélations conditionnelles définis par :

$$E_{t-1}(\eta_t \eta_t') = D_t^{-1} H_t D_t^{-1} = R, \quad \text{puisque } \eta_t = D_t^{-1} \epsilon_t \quad (2.5.2)$$

où les ϵ_t sont les résidus issus du modèle VECM estimé et où E_{t-1} représente l'espérance conditionnelle à la date $t - 1$ par rapport aux informations disponibles jusqu'à la date $t - 1$.

Les expressions données en fonction de h représentent les variances considérées dans les modèles GARCH univariés, mais ces modèles peuvent contenir des fonctions d'autres variables exogènes ou prédéterminées. Un estimateur simple de R est la matrice des corrélations inconditionnelles des résidus standardisés.

¹²dcc-MVGARCH : Dynamic Conditional Correlation GARCH.

Engle (2002) proposa un estimateur pour R appelé corrélation conditionnelle dynamique (dcc). Le modèle dcc diffère de ce qui précède dans le fait que R varie avec le temps et la matrice de variance-covariance peut alors être exprimée comme suit :

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (2.5.3)$$

Les paramétrisations de R suivent les mêmes conditions que H , sauf que les variances conditionnelles doivent être égales à 1 (pour plus de détails voir annexe Engle et Sheppard, 2001). La matrice R_t reste une matrice de corrélations¹³. Notons que le modèle dcc-MVGARCH est identique à la spécification du modèle MVGARCH de Bollerslev (1990) à l'exception de la matrice H_t , introduite ci-dessus.

Le tableau (2.11) expose les estimateurs obtenus suite à l'application du modèle dcc-MVGARCH sur les résidus et la figure (2.7) montre les graphes des corrélations conditionnelles dynamiques des trois résidus.

Remarquons que les paramètres estimés, du dcc-MVGARCH sont significatifs et l'effet GARCH est très persistant, ce qui reflète la présence d'une forte hétéroscédasticité trouvée plus tôt lors de l'application du test d'hétéroscédasticité. De plus, le test du rapport de vraisemblance (LR) rejette (avec la probabilité=0,001) les spécifications GARCH univariées pour chacune des séries contre le modèle dcc-MVGARCH que nous utilisons.

Les résidus du modèle dcc-MVGARCH pour les trois résidus issus du modèle VECM, sont tous gaussiens. En effet, le test de Jarque-Bera donné dans le tableau (2.12) accepte l'hypothèse de normalités de ces résidus. Notons, en revanche, que le test de Kolmogorov-Smirnov rejette cette hypothèse.

¹³Plus de détails sur l'estimateur dcc se trouvent dans l'annexe du chapitre 2.

TAB. 2.11 – Estimateurs du dcc-MVGARCH Trivarié

	Coefficient	Ec. Ty.	z-Stat.	Proba.
MU(1)	0.19289	1.693499	0.113901	0.91
MU(2)	-1.41066	1.0814	-1.30448	0.19
MU(3)	4.474036	1.976667	2.263424	0.02
OMEGA(1)	2.43887	1.545445	1.578103	0.11
BETA(1)	0.986281	0.00298	330.9367	0.00
ALPHA(1)	0.159726	0.016269	9.817841	0.00
OMEGA(2)	-0.28255	1.430329	-0.19754	0.84
OMEGA(4)	4.638526	1.017332	4.559503	0.00
BETA(2)	0.951596	0.008575	110.9779	0.00
ALPHA(2)	0.294954	0.026817	10.99894	0.00
OMEGA(3)	0.234706	0.897584	0.261487	0.79
OMEGA(5)	-0.02327	0.93209	-0.02496	0.98
OMEGA(6)	-0.00191	1472.742	-1.30E-06	1.00
BETA(3)	0.988205	0.00243	406.6571	0.00
ALPHA(3)	0.150763	0.015868	9.501166	0.00

TAB. 2.12 – Test de Normalité pour les Résidus du dcc-MVGARCH(l'étoile indique l'acceptation de l'hypothèse de normalité)

	Moy.	Ec.Ty.	Asym.	Kurt.	Jarque-Bera(proba.)
Resid.NASD100	0.00	1.00	-0.05	2.93	0.74*
ResidITCAC	-0.11	0.99	0.16	3.02	0.10*
ResidNEMAX	0.02	0.99	-0.14	2.92	0.17*

Les estimateurs des corrélations conditionnelles dynamiques (dcc) ont été lissées en utilisant le filtre de Hodrick-Prescott. Techniquement, le filtre de Hodrick-Prescott (HP) est un filtre linéaire à deux côtés, qui fournit une série lissée s de y en minimisant la variance de la série y autour de s en fonction d'une pénalité qui contraint la seconde différence de s . Le filtre HP choisi s_t de façon à minimiser l'expression suivante :

$$\sum_{t=1}^T (y_t - s_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} ((s_{t+1} - s_t) - (s_t - s_{t-1}))^2 \quad (2.5.4)$$

Les estimateurs dcc (figure 2.7) arrivent à leur maximum autour de l'an 2000, l'année où les indices IT subissaient de fortes fluctuations. Les traits horizontaux représentent les coefficients inconditionnels des séries.

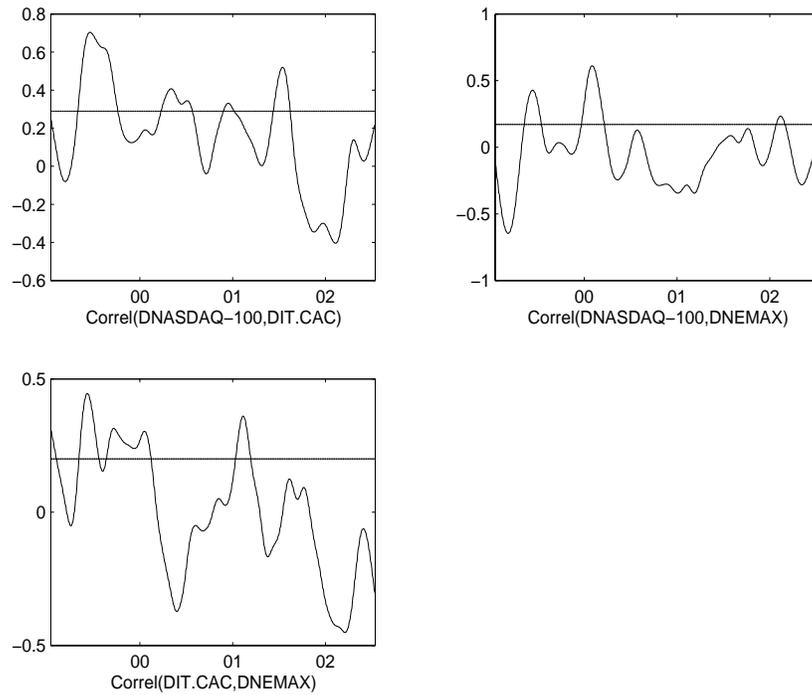


FIG. 2.7 – Dynamic conditional correlations for the three indexes

Les fluctuations des estimateurs dcc autour des corrélations inconditionnelles montrent l'aspect dynamique de ces corrélations, bien qu'ils n'atteignent pas des niveaux très élevés. Par ailleurs, leur maximum autour de l'an 2000 est assez significatif et correspond à la réalité des événements de l'époque. Les corrélations dynamiques

les plus élevées sont enregistrées par le couple NASDAQ-100 et IT.CAC.

Afin de vérifier la qualité de l'ajustement utilisé précédemment sur les résidus, nous avons considéré d'autres modèles pour filtrer ces résidus.

2.5.1 Comparaison des Estimateurs

Dans cette section, un nombre d'estimateurs de corrélations seront comparés en utilisant des tests de diagnostics MVGARCH et VaR (Value at Risk) (Engle, 2002).

Cinq méthodes différentes seront employées afin d'estimer les corrélations :

- le modèle Scalar BEKK comme dans Engle and Kroner (1995)
- le modèle dccLLMR décrit dans l'annexe du chapitre in the appendix
- le modèle dccLLINT décrit dans l'annexe du chapitre in the appendix
- le modèle EX.06, La méthode de lissage de *RiskMetricsTM* décrite dans l'annexe du chapitre
- le modèle MA100 décrite dans la note de bas de page numéro 11

Nous comparons leur ajustement à partir du comportement des bruits obtenus lors de ce filtrage. Le test utilisé afin d'examiner la qualité de cet ajustement, porte sur les carrés des résidus standardisés finaux. Dans la cas multivarié, les résidus standardisés sont définis comme suit :

$$\nu_t = H_t^{-\frac{1}{2}} r_t \quad (2.5.5)$$

Le test est calculé comme un test de Fisher (F) de la régression des bruits $\nu_{1,t}^2$, $\nu_{2,t}^2$ et $\nu_{3,t}^2$ sur cinq retards des carrés et des produits croisés des résidus standardisés en plus d'une constante. Le nombre de rejet (à 5% de valeur critique) est la mesure

de la performance de l'estimateur. En effet, plus grand est le nombre de rejet, plus on est sûr que les résidus ont de la volatilité variable avec le temps.

Une deuxième mesure de la qualité de l'ajustement, est l'évaluation de l'estimateur de la valeur à risque (VaR). Nous appliquons ce test dans un contexte bivarié uniquement. Pour un portefeuille où on investit ω dans le premier actif et $(1-\omega)$ dans le deuxième, sous l'hypothèse de normalité, la VaR s'écrit sous la forme suivante :

$$VaR_t = 1.65\sqrt{(\omega^2 H_{ii,t} + (1-\omega)^2 H_{jj,t} + 2(\omega(1-\omega)\hat{\rho}\sqrt{H_{ii,t}H_{jj,t}})}. \quad (2.5.6)$$

où les indices $i, j = 1, 2, 3$ avec $i \neq j$ indiquent le résidu utilisé ($i = 1$ pour le résidu du NASDAQ-100, $i = 2$ pour le résidu du IT.CAC et $i = 3$ pour le résidu du NEMAX). Définissons la variable suivante :

$$Hit(\nu_{it}, \nu_{jt}, \theta) = Hit_{\theta t} = I(\omega * \nu_{it} + (1-\omega) * \nu_{jt} < -VaR_t) - \theta \quad (2.5.7)$$

où les ν sont les résidus des indices étudiés, I est une fonction indicatrice qui prend la valeur 1 lorsque l'inégalité est réalisée et $\theta = 0.05$.

Nous utilisons le test de Quantile Dynamique¹⁴ introduit par Engle et Manganelli (2001), qui est un test de Fisher (F) de l'hypothèse H_0 que tous les coefficients, ainsi que la constante sont nulles, dans une régression de la variable Hit_t sur son passé et la VaR actuelle (définie par l'équation 2.5.6), cette régression est la suivante :

¹⁴Ce test a été introduit par Engle et Manganelli (2001) dans le cadre d'un nouvel estimateur de la VaR qu'ils introduisent. Ils appellent cet estimateur CAViaR (Conditional Value at Risk by Regression Quantiles).

$$Hit_t = \delta_0 + \sum_{p=1}^p \delta_p Hit_{t-p} + \delta_{p+1} VaR_t + u_t \quad (2.5.8)$$

où $p = 1, \dots, 5$ et u_t est le terme d'erreur de la régression. Dans ce cas, cinq retards et la VaR actuelle (définie par l'équation 2.5.6) sont utilisés. Le nombre de rejets (avec 5% de valeur critique) représente la mesure de la performance du modèle. Les résultats sont calculés pour deux portefeuilles avec $\omega = 0.5$ pour le premier et $\omega = 1$ pour le deuxième (qui est un *hedge portfolio*).

Le tableau (2.13) expose les résultats des deux tests. Nous trouvons que le modèle MA100 est le plus mauvais des modèles estimés avec 13 rejets, ensuite vient le modèle Scalar BEKK et le l'estimateur de Riskmetrics avec 4 rejets. Le meilleur modèle est le modèle dcc-MVGARCH qui donne seulement 2 rejets. Ces résultats confirment notre intuition que le modèle dcc-MVGARCH est le mieux adapté à notre problématique.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous examinons trois indices technologiques, le NASDAQ-100, le IT.CAC et le NEMAX à plusieurs niveaux. Nous utilisons un modèle VECM afin de filtrer les données, des linéarités qu'ils contiennent et nous examinons les fonctions de réponses impulsionnelles. Nous décomposons enfin, la variance afin de vérifier la présence d'un effet de contagion. Nous trouvons un effet de contagion venant du NASDAQ-100 et affectant le IT.CAC et le NEMAX. Nous arrivons à cette conclusion après le premier chapitre où nous avons montré la présence d'un effet de comouvement dans les indices IT (Suleimann, 2002), nous la confirmons ici.

Ensuite, nous utilisons un modèle dcc-MVGARCH afin de modéliser les résidus du

TAB. 2.13 – Les Probabilités des Tests de Performance

ARCH dans carré RES1	SCALBEKK	dccLLMR	dccLLINT	EX.06	MA100
NAS&ITCAC	0.009667	0.011753	0.013318	0.007139	0
ITCAC&NEM	0.894947	0.687804	0.595367	0.010356	0
NAS&NEM	0.194241	0.54066	0.551369	0.484416	0
ARCH dans carré RES2					
NAS&ITCAC	0.0002	0.000608	0.000883	1.23E-09	0
ITCAC&NEM	0.903956	0.927369	0.939984	0.224642	0
NAS&NEM	0.103943	0.918572	0.912164	0.473	0
ARCH dans carré RES3					
NAS&ITCAC	0.00724	0.796626	0.777602	0.005317	0
ITCAC&NEM	0.53897	0.563765	0.635791	0.19268	0
NAS&NEM	0.033689	0.632895	0.628341	0.326404	0
Dyn.quantile test VaR1					
NAS&ITCAC	0.166294	0.297307	0.928069	0.529417	0.747822
ITCAC&NEM	0.983894	0.973408	0.922966	0.739929	0.003114
NAS&NEM	0.717617	0.561479	0.459949	0.105145	4.79E-05
Dyn.quantile test VaR1					
NAS&ITCAC	0.78702	0.85638	0.795149	0.977544	0.099688
ITCAC&NEM	0.824899	0.681015	0.505644	0.773985	0.008245
NAS&NEM	0.989572	0.980035	0.98062	0.977473	0.00486

modèle VECM et de vérifier la présence de corrélations conditionnelles dynamiques. Nous trouvons en effet, que les résidus suivent bien un modèle dcc-MVGARCH et nous trouvons que ce modèle est le meilleur modèle parmi un certain nombre d'autres modèles. Nous trouvons également que les corrélations conditionnelles dynamiques que nous estimons à l'aide du dcc-MVGARCH, ont augmenté pendant la période de turbulence des indices IT autour de l'an 2000.

Bibliographie

- [1] Akaike, H., 1976, "Canonical correlation analysis of time series analysis et the use of an information criterion", dans : R. K. Mehra et D. G. Lainiotis, eds, System identification : Advances et case studies (Academic Press, New York, NY).
- [2] Ang, A. et G. Bekaert (1998), "Regime Switches in Interest Rates," NBER Working Paper No. 6508.
- [3] Archer G. et Titterington D., (1995), "Parameter estimation for hidden Markov chains", Technical report, University of Glasgow, Department of Statistics.
- [4] Baillie, R. T. et R. P. DeGennaro, (1990), "Stock returns et volatility", Journal of Financial et Quantitative Analysis 25, 203-214.
- [5] Bates, D. S., (1991), "The carsh of '87 : Was it expected? The evidence from option markets", Journal of Finance 46, 1009-1044.
- [6] Bera, A. K., E. Bubnys et H. Park, (1988), "Conditional heteroskedasticity in the markets model et efficient estimates of betas", Financial Review 23, 201-214.
- [7] Black, F., (1976), "Studies of stock market volatility changes", 1976 Proceedings of the American Statistical Association, Business et Economic Statistics Section, 177-181.

- [8] Bollerslev, T., (1987), "A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices et rates of return", *Review of Economics et Statistics* 69, 542-547.
- [9] Bollerslev, T., R. Y. Chou et K. F. Kroner, (1992), "Arch modeling in Finance : A review of the theory et empirical evidence", *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- [10] Cai, J. (1994), "A Markov Model of Unconditional Variance in ARCH," *Journal of Business et Economic Statistics*, 12, 309-316.
- [11] Campbell, J. Y., A. W. Lo et A. C. MacKinlay, (1997), *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton University Press.
- [12] Cecconi, M., G. M. Gallo et M. J. Lombardi, (2002), "GARCH-based volatility forecasts for market volatility indexes", working paper, Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Statistica.
- [13] Chaudhuri, K. et F. Klaassen (2000), "Have East Asian Stock Markets Calmed Down? Evidence from a Regime Switching Model," mimeo, University of Amsterdam.
- [14] Eichengreen, B., A. Rose et C. Wyplosz (1996), "Contagious Currency Crisis", *Scandinavian Economic Review*, 98, 4, 463-84.
- [15] Edwards, S. et R. Susmel, (2001), "Volatility dependence et contagion in emerging equity markets", Working paper, IASE Seminar in Buenos Aires.
- [16] Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation - A Simple Class of Multivariate GARCH Models", Forthcoming, *Journal of Business et Economic Statistics*.
- [17] Engle, R. F. et T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5, 1-50.

- [18] Engle, R.F. et S. Manganelli (2001), "CAViaR : Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles", Econometric Society World Congress 2000 Contributed Papers, No 0841.
- [19] Engle, R. F.et C. Mustafa, (1992), "implied ARCH models from Options Prices", Journal of Econometrics, 52, 289-311.
- [20] Engle, R. et K. Kroner (1995), "Multivariate Simultaneous GARCH", Econometric Theory 11, 122-150.
- [21] Engle, R. et K. Sheppard (2001), "Theoretical et Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", NBER Working Paper 8554.
- [22] Filardo, A.J. (1994), "Business-cycle phases et their transitional dynamics," Journal of Business et Economic Statistics, 12, 299-308.
- [23] Francq, C. et J.-M. Zakoian, (1999), "Linear-Representation Based Estimation of Switching-Regime GARCH Models", Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques papier no. 9957.
- [24] Franses, P. H. et D. van Dijk, (2000), Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance, Cambridge University Press.
- [25] Gable, J., S. van Norden et R. Vigfusson, (1995), "Analytical derivatives for Markov switching models", Working paper, Bank of Canada.
- [26] Glosten, L.R., R. Jagannathan, et D. Runkle (1993) On the Relation between the Expected Value et the Volatility of the Normal Excess Return on Stocks, Journal of Finance, 48, 1779-1801.
- [27] Gray, S.F. (1996a), "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process", Journal of Financial Economics, 42, 27-62.

- [28] Gray, S. F. (1996b), "An Analysis of Conditional Regime-Switching Models", Working Paper, Fuqua School of Business, Duke University.
- [29] Hamilton, J. D. (1988), "Rational Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime," *Journal of Economic Dynamics et Control*, 12, 385-423.
- [30] Hamilton, J. D. (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series et the Business Cycle", *Econometrica*, 57, 357-384.
- [31] Hamilton, J.D. et R. Susmel (1994), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity et Changes in Regime", *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.
- [32] Hamilton, J. D. (1996), "Specification Testing in Markov-Switching Time Series Models," *Journal of Econometrics*, 70, 127-157.
- [33] Hamilton, J. D. et G. Lin, (1996), "Stock market volatility et the business cycle", UCSD Economics Discussion Papers, no. 96-18, University of California at San Diego, Department of Economics.
- [34] Hamilton, J. D., (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- [35] Kim, C.-J. et C. R. Nelson, (1999), *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press.
- [36] Klaassen, F. (2002), "Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH," *Empirical Economics*, 27, 363-394
- [37] Krolzig, H.-M., (1997), *Markov-Switching Vector Autoregressions*, Springer.
- [38] Lamoureux, C. G. et W. D. Lastrapes, (1990), "Persistence in Variance, Structural Change, et the GARCH Model," *Journal of Business et Economic Statistics*, 8, 225-234.

- [39] Lamoureux, C. G. et W. D. Lastrapes, (1993), "Forecasting stock return variance : toward an understating of stochastic implied volatilities", *Review of Financial Studies*, 5, 293, 326.
- [40] Masson, P. (1998), "Contagion : Monsoonal Effects, Spillovers et Jumps Between Multiple Equilibria", IMF Working Paper 98/142.
- [41] Mullainathan, S., "A Memory Based Model of Bounded Rationality", M.I.T. *Mimeo.*
- [42] Nelson, D. B. (1991) "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach," *Econometrica*, 59, 347-370.
- [43] Nelson, C. R., R. Startz et C. M. Turner, (1989), "A Markov model of heteroskedasticity, risk, et learning in the stock market", *Journal of Financial Economics* 25, 3-22.
- [44] Pagan, A.R. et G.W. Schwert (1990), "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," *Journal of Econometrics*, 45, 267-290.
- [45] Ramchet, L. et R. Susmel (1998), "Volatility et cross correlation across major stock markets," *Journal of Empirical Finance*, Vol.5, 397-416.
- [46] Schaller, H. et S. van Norden, (1994), "Speculative behaviour, regime-switching, et stock market crashes", Working paper, Bank of Canada.
- [47] Schwert, G. W., (2002), "Stock volatility in the new millennium : how wacky is NASDAQ?", *Journal of Monetary Economics* 49, 3-26.
- [48] Schwert, G. W., (1989), "Why does StockMarket Volatility Change over Time?" *Journal of Finance*, 44, 1115-1153.

- [49] So, M., K. Lam et W. Li (1998), "A Stochastic Volatility Model With Markov Switching," *Journal of Business et Economic Statistics*, 16, 244-53.
- [50] Suleiman, R. (2002), "The Contagion Effect Between the Volatilities of the NASDAQ-100 et the IT.CAC : A Univariate et a Bivraiate Switching Approach", M.O.R.A. working paper No 02-2002.
- [51] Susmel, R. (2000), "Switching Volatility in International Equity Markets," *International Journal of Economics et Finance*.
- [52] Teräsvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, et Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of The American Statistical Association*, 89, 208–218.
- [53] Timmermann, A. (2000), "Moments of Markov Switching Models," *Journal of Econometrics*, 96, 75-111.
- [54] van Norden, S. et R. Vigfusson, (1996a), "Can regime-switching tests detect bubbles?", Working paper, Bank of Canada.
- [55] van Norden, S. et R. Vigfusson, (1996b), "Regime-switching models : a guide to the Bank of Canada Gauss procedures", Working paper, Bank of Canada.
- [56] Zakoian, J.-M. (1994), "Threshold Heteroskedastic Models", *Journal of Economic Dynamics et Control*, 18, 931-955.

Chapitre 3

Volatilités et Corrélations des Indices Boursiers Internationaux : Approche Multivariée

1

¹Ce chapitre a fait l'objet d'un article apparu en note de recherche MORA (No : 2003-04) à l'Ecole Normale Supérieure et apparaîtra également dans les proceedings de la conférence de l'ISINI à l'Ecole Supérieure de Commerce de Lille (20 au 23 Août) suite à sa présentation lors de cette conférence internationale. Le titre de l'article est le suivant : Should Stock Market Indexes Time Varying Correlations Be Taken Into Account ? A Conditional Variance Multivariate Approach.

Les différentes crises boursières vécues en Europe et aux U.S.A. et la fragilité des marchés boursiers internationaux depuis l'an 2000 ont augmenté l'intérêt des chercheurs en ces marchés, afin de comprendre et modéliser leurs volatilités constamment croissantes afin d'anticiper les crises et les combattre. Les gérants de portefeuilles comptent typiquement sur les estimateurs des corrélations entre les rendements des actifs de leurs portefeuilles et les volatilités de ces rendements. Leur tâche est relativement facile tant que les corrélations et les volatilités qu'ils considèrent ne dépendent pas du temps. Mais en réalité ces corrélations et ces volatilités sont dynamiques et changent avec le temps suivant les crises que peuvent subir les marchés.

Dans ce chapitre, nous examinons les volatilités croissantes des indices boursiers majeurs en Europe et aux U.S.A. et nous montrons que les corrélations dynamiques doivent être prises en compte dans la modélisation de ces indices. Nous trouvons que ces indices possèdent des corrélations variables avec le temps et possèdent un effet GARCH assez persistant.

3.1 Introduction

Pendant les périodes de haute volatilité des marchés boursiers, les corrélations entre les rendements des actifs tendent à augmenter par rapport aux corrélations estimées pendant les périodes de basses volatilités. Cette augmentation des corrélations des rendements pendant les périodes de hautes volatilités est souvent expliquée comme un changement dans les relations qui déterminent ces rendements. La théorie de probabilité montre que les corrélations entre les rendements des actifs dépendent des volatilités de ces rendements, même lorsque les relations qui les lient ne changent pas.

Les changements dans les corrélations mesurées sur différentes périodes du temps sont simplement la conséquence du changement de la volatilités réalisées.

La théorie moderne des portefeuilles, depuis le travail de Markowitz (1952), insiste sur l'importance de considérer les corrélations dynamiques dans le processus de choix du portefeuille, puisque la considération des rendements et de leurs volatilités uniquement n'est plus suffisante pour avoir une *bonne* sélection des actifs d'un portefeuille, avec la structure des marché boursiers aujourd'hui. Les corrélations entre les actifs doit être déterminée d'une façon précise afin d'avoir une attribution optimales des actifs dans un portefeuille. Sinon, si les corrélations dynamiques qui augmentent dans les périodes de haute volatilité, sont faussement ignorées, le processus d'attribution des actifs serait biaisé. Ainsi, le portefeuille ne sera pas assez diversifié pendant les périodes de hautes volatilité et corrélations. Cela peut mener à des pertes considérables. Ang et Bekaert (1999) discutent ce problème à l'aide du *Home Bias Puzzle*, qui représente la situation où les investisseurs diversifient leurs portefeuilles internationalement moins que la théorie le suggère.

Dans les deux chapitres précédants nous avons examiné différents aspects qui lient les indices internationaux de Nouvelles Technologies. Nous avons trouvé qu'il y a un effet de co-mouvement entre le NASDAQ-100, le IT.CAC et le NEMAX (Suleimann, 2003). Nous avons également trouvé que l'effet de co-mouvement entre le NASDAQ-100 et le IT.CAC est unidirectionnel et qu'il existe un effet de contagion entre le NASDAQ-100 et le IT.CAC (Suleimann, 2002). Nous avons également montré que les effets de co-mouvement et de contagion affectent les volatilités des indices.

Dans ce chapitre, nous examinons le lien entre la volatilité et la corrélation, un lien ignoré jusqu'à récemment par la littérature financière et économétrique. En effet,

le lien statistique entre les volatilités et les corrélations des rendements des actifs a des implications assez importantes dans l'évaluation du risque de portefeuille par les gérant de portefeuilles et dans la surveillance du risque des pratiques de gestion d'une société par les investisseurs. Des fois, les gestionnaires du risque utilisent des données à courts intervalles pour le calcul des corrélations et des volatilités pour leur utilisation dans les modèles de gestion du risque. Quelques méthodes d'estimation sont basées sur des intervalles de données plus longues, mais utilisent des poids géométriquement décroissants et donc réduisent le nombre d'observations employées. De plus, les gestionnaires du risque utilisent généralement des corrélations conditionnelles qui sont indépendantes de la volatilité, spécifiquement, indépendantes des covariances des actifs. En effet, l'utilisation de corrélations conditionnelles indépendantes mène à des corrélations conditionnelles biaisées par l'hétéroscédasticité qui peut être présente dans les données (ce qui est le cas la plupart du temps dans les données financières et boursières)(Forbes et Rigobon, 2000). Donc, les gestionnaires du risque ne doivent pas considérer les effets possibles des volatilités élevées des rendements sans également prendre en compte les corrélations conditionnelles plus élevées que dans le cas des basses volatilités, qui accompagnent les volatilités élevées généralement (Ronn, 1995). Les surveillants des institutions financières doivent prendre conscience du lien entre les volatilités et les corrélations en évaluant le risque des pratiques de gestion d'une société. Par exemple, dans l'évaluation des modèles internes de ces sociétés, ces surveillants doivent prendre en compte les difficultés associées à la considération d'intervalles courtes de données, pour estimer les corrélations conditionnelles, puisque ces intervalles risquent d'ignorer les covariance possiblement élevées d'une période précédente et *vice-versa*.

Dans ce chapitre, nous examinons les rendements de cinq indices boursiers internationaux : NASDAQ Composite, Standard et Poor 500, Dax, CAC40 et Dow Jones Industrial Average. Nous commençons par modéliser les séries en utilisant un modèle VECM afin de filtrer les données des linéarités qu'elles contiennent et nous examinons les relations de cointégration et les fonctions de réponses impulsionnelles des cinq indices. Nous modélisons ensuite les résidus du modèle VECM en utilisant le modèle DCC-MVGARCH de Engle et Sheppard (2001)² et nous montrons que ce modèle convient aux données le mieux parmi un certain nombre de spécifications GARCH multivariées. Nous concluons enfin, qu'il n'y a pas d'effet de contagion entre les cinq indices mais juste une inter-dépendance qui doit être prise en compte en modélisant ces séries.

Le chapitre est organisé comme suit : la section 2 discute les mécanismes de propagation traités dans des travaux empiriques précédents. Section 3 fournit les statistiques descriptives des données et des informations sur leurs volatilités et leurs corrélations. Dans la section 4, nous estimons le modèle VECM et nous calculons les fonctions de réponses impulsionnelles. Dans la section 5, nous modélisons les résidus du modèle VECM en utilisant un certain nombre de spécifications GARCH multivariées, dont le modèle DCC-MVGARCH. La section 6 fera la conclusion.

²Notons que le modèle DCC-MVGARCH introduit par Engle et Sheppard (2001) est la version élaborée du modèle dcc-MVGARCH introduit par Engle (2001).

3.2 Les Mécanismes de Propagation de la Contagion : Revue des Travaux Empiriques

La majorité de la littérature définit la contagion comme une augmentation significative dans les liens à travers les marchés suite à un choc à un pays (ou un groupe de pays). Les liens à travers les marchés peuvent être mesurés à l'aide de différentes mesures statistiques, comme les corrélations dans le cas de rendements d'actifs boursiers, les fonctions de réponses impulsionnelles, la probabilité d'une attaque spéculative, ou la transmission d'un choc ou d'une volatilité très élevée, même si les travaux récents ont utilisé des définitions plus générales de la contagion. Dans ce chapitre, nous définissons la contagion comme une volatilité qui se transmet d'un marché ou un pays à un autre marché ou pays (ou groupes de marchés ou pays).

Les quatre approches suivantes ont été utilisées afin de tester et mesurer la contagion et expliquent comment les chocs sont transmis internationnellement à travers les marchés : 1. Analyse de coefficients de corrélations à travers les marchés, 2. modèles GARCH et modèles à changement de régime, 3. cointégration, 4. les modèles probit.

3.2.1 Corrélations à Travers les Marchés

Les tests les plus simples sont ceux qui mesurent les coefficients de corrélation des rendements des actifs dans deux marchés distincts, pendant une période de stabilité et pendant une période de turbulence. Il s'agit de tester si les corrélations ont augmenté dans la deuxième période par rapport à la première. Si les corrélations ont significativement augmenté dans la deuxième période, nous concluons que le mécanisme de transmission de choc entre les deux marchés (ou groupe de marchés), a eu lieu et que

la contagion a bien eu lieu. La plupart des papiers utilisant cette approche ont traité le krach boursier américain de 1987, par exemple, King et Wadhvani (1990) examine et test l'augmentation des corrélations entre les marchés américain, britannique et japonais. Ils trouvent que les corrélations ont significativement augmenté après le krach de 1987. Cette analyse a été généralisée afin d'inclure 12 marchés principaux par Lee et Kim (1993) et ils trouvent également un effet de contagion suite au krach de 1987. Calvo et Reinhart (1995) testent la période qui suit la crise du peso Mexicain en 1994. Ils trouvent, pour plusieurs marchés émergents, que les corrélations entre ces marchés ont augmenté suite à cette crise.

Ainsi les tests basés sur les corrélations à travers des marchés financiers, permettent de dire que les corrélations augmentent pendant les périodes de turbulence, ce qui indique, suivant les auteurs ci-dessus, que la contagion a eu lieu dans la période étudiée.

Dans ce qui suit, nous exposons les différentes approches utilisée afin de modéliser la contagion.

3.2.2 Modèles GARCH et Modèles Hétéroscédastiques à Changement de Régime

Chou *et. al.* (1994) examinent la présence de contagion en utilisant les modèles GARCH pour estimer les mécanismes de transmission à travers la matrice de variances-covariances à travers les marchés, suite au krach de 1987 aux U.S.A. Ils trouvent des effets de débordement significatifs à travers les marchés suite au krach et ils trouvent que la contagion n'a pas lieu uniformément à travers les pays, mais qu'elle est stable

au cours du temps. Edwards (1998) utilise un modèle GARCH augmenté afin d'examiner la propagation à travers les marchés de bonds suite à la crise du peso Mexicain et il observe que l'effet du contrôle de capital affecte la transmission des chocs. Il trouve des débordements significatifs du Mexique vers l'Argentine, mais pas du Mexique vers le Chili. Alors, il travaille sur la propagation de volatilité de la contagion, ce qui veut dire que la volatilité est transmise d'un pays à un autre (ou un groupe de pays).

Engle et Sheppard (2001) développent les propriétés empiriques et théoriques d'une nouvelle classe de modèles GARCH multivariés, capables d'estimer de grandes matrices de variances-covariances variables avec le temps : le modèle DCC-MVGARCH. Ce modèle est une continuité des modèles GARCH multivariés à corrélations constantes, introduits par Bollerslev, Engle et Wooldridge (1998) et une extension du modèle dcc-MVGARCH de Engle (2001). Bien que le fait que ce modèle n'a pas été introduit afin de mesurer l'effet de contagion, il peut être très utile dans le calcul de corrélations conditionnelles dynamiques basées sur la matrice de covariance d'un grand nombre de séries.

Edwards et Susmel (2001) élaborent un modèle qui assemble un modèle ARCH avec un modèle à changement de régime afin d'estimer un modèle bivarié ARCH à changement de régime (SWARCH). Ils utilisent des données boursières hebdomadaires d'un certain nombre de pays de l'Amérique Latine, afin d'analyser l'évolution de la volatilité au cours du temps. Ils montrent que les périodes de haute volatilité sont corrélées à travers les pays et tirent la conclusion de la présence d'un effet de contagion entre ces pays. Bien qu'ils estiment le coefficient de corrélation conditionnel dynamique (DCC) entre les données, ils ne basent pas leur analyse dessus.

3.2.3 Modèles VAR et la Cointégration

L'utilisation de l'approche de cointégration mène à l'estimation et à l'analyse de la relation à long terme entre les marchés boursiers, au lieu de la relation à court terme qui offre plus d'informations suite à un choc. Dans cette approche, les changements dans le vecteur cointégrant entre les marchés boursiers, sont testés à la place de la matrice de variance-covariance. Dans Longin et Solnik (1995) sept pays de l'O.C.D.E., de 1960 à 1990, sont examinés, et les corrélations moyennes dans les rendements des actifs boursiers entre les U.S.A. et d'autres pays, augmentent pendant cette période. Si ce type de tests montre que la relation de cointégration a augmenté au cours du temps (dans le cas d'un choc), cela peut vouloir dire qu'il y a eu un décalage dans les liens entre les marchés au lieu d'une contagion ; c'est pour cette raison que cette approche a été critiquée puisqu'elle ne détecte que les changements structurels permanents dans les liens à travers des marchés au lieu des changements éphémères qui ne sont pas permanents. De plus, la concentration sur de longues périodes de temps peut mener à rater les périodes brèves de contagion, comme la crise en Russie en 1998.

3.2.4 Le Modèle Probit

Cette approche pour tester la présence d'un effet de contagion utilise des hypothèses simples et se base sur les événements exogènes pour la construction du modèle et mesure les changements dans le mécanisme de propagation. Baig et Goldfajn (1998) étudient l'impact des informations quotidiennes, en tant qu'évènement exogène, dans le marché financier d'un pays sur le marché boursier d'une autre pays pendant la crise asiatique de 1997-1998. Ils trouvent qu'une grande proportion des informations issues d'un pays affecte les pays voisins. Eichengreen, Rose et Wyplosz (1996) examine le cas

de la France, l'Allemagne et les Pays-Bas pendant la période 1992-1993, en utilisant le modèle probit. Ils testent l'effet d'une crise dans un pays, en tant qu'évènement exogène, sur le déclenchement d'une crise dans un (ou plus) des autres pays. Ils trouvent que la probabilité qu'un pays subisse une attaque spéculative augmente lorsqu'un autre pays parmi ces trois pays subit une attaque spéculative.

3.3 Statistiques Descriptives, Corrélations et Volatilités des Indices

Nous utilisons un échantillon de données quotidiennes de cinq indices internationaux : NASDAQ Composite, Standard et Poor 500, Dow Jones Industrial Average, DAX et CAC40. L'échantillon en question couvre la période allant du 4 Janvier 1988 jusqu'au 31 Janvier 2003.

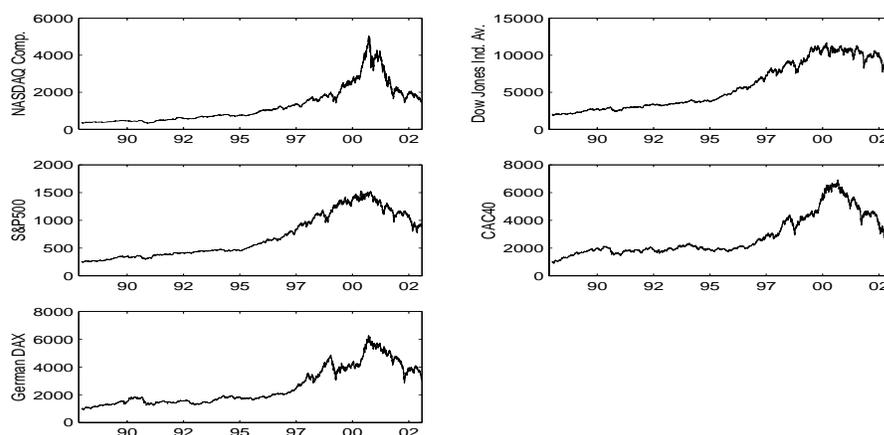


FIG. 3.1 – Graphes des 5 Indices en Niveau

3.3.1 Statistiques Descriptives des Données

La figure (3.1) montre les graphes des cinq indices étudiés dans ce chapitre.

Nous utilisons les rendements hebdomadaires (en %) des cinq indices, dont les graphes sont présentés dans la figure (3.2).

TAB. 3.1 – Descriptive statistics of the five indexes' weekly stock returns

	NASDAQ	DJ	S&P	CAC40	DAX
Moy.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Mediane	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Max.	0.18	0.10	0.12	0.14	0.13
Min.	-0.29	-0.14	-0.13	-0.15	-0.17
Ecar.-Typ.	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03
Asym.	-0.80	-0.43	-0.36	-0.26	-0.55
Kurtosis	8.27	5.56	5.46	4.69	5.11
Jarque-Bera	4776.81	1142.01	1032.36	491.05	887.19
Proba.	0	0	0	0	0
Somm.Carrés.Devia.	4.14	1.64	1.92	3.44	3.12
Observations	3775	3775	3775	3775	3775

Il est clair sur les graphes des indices, et sur les graphes de leurs rendements hebdomadaires, qu'après l'année 1997, les volatilités des séries ont largement augmenté par rapport à la période précédente. Le tableau (3.1) fournit les statistiques descriptives des rendements.

Les moyennes des rendements des indices sont positives pour les cinq séries et les écarts-type des cinq séries ont des valeurs très proches. En examinant les asymétries, qui sont les mesures des asymétries des distributions des rendements, nous trouvons que les rendements des indices ont une asymétrie négative indiquant que dans ces deux marchés, les krach sont plus probables que les expansions. Les distributions

des cinq rendements ont un excès de kurtosis³ (valeurs supérieures à 3) et donc ces distributions sont plus épaisses sur les extrêmes que la distribution Normale, ce qui indique la présence de leptokurticité. Le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse de normalité des distributions des cinq séries. Ces statistiques descriptives confirment les caractéristiques classiques des données financières, notamment l'asymétrie négative et les queues de distributions épaisses.

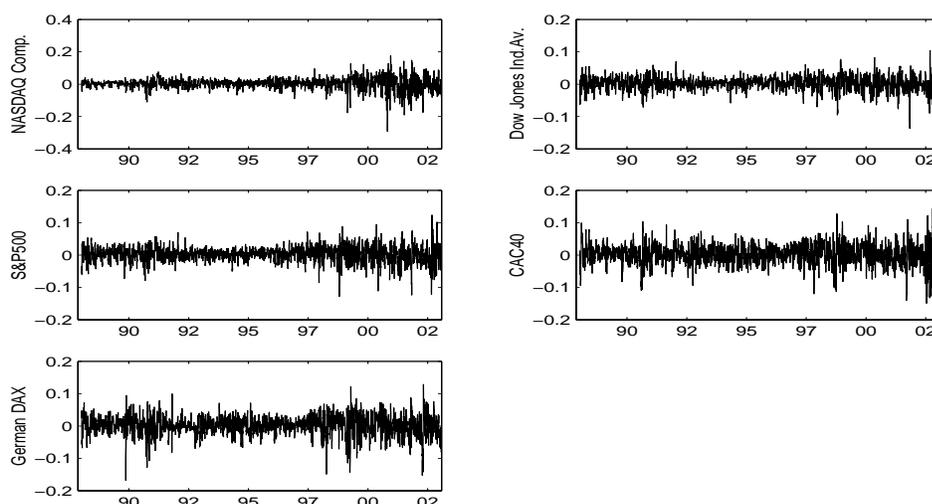


FIG. 3.2 – Graphes des 5 Rendements des Indices

Ensuite nous testons la présence d'autocorrélations en utilisant le test de Ljung-Box. Le test de Ljung-Box (LB) à 36 retards est distribué suivant une loi du χ_{36}^2 . Le test LB montre la présence de dépendances linéaires dans les rendements des cinq indices considérés.

Ensuite nous considérons la présence d'hétéroscédasticité dans les données en

³Le kurtosis est la mesure de l'épaisseur des queues de la distribution de la série en comparaison avec celles de la loi Normale dont le kurtosis est égal à 3.

régressant les rendements sur les carrés des rendements passés (jusqu'à 12 retards). La statistique TR^2 de Engle, où T est le nombre d'observations et R^2 est le coefficient de détermination, est distribué suivant une loi χ_{12}^2 sous l'hypothèse nulle d'homoscédasticité. La statistique de Engle prend des valeurs très élevées pour chacun des marchés, ce qui indique la présence très forte de dépendances non-linéaires du second moment. Nous concluons alors, que les données sont fortement hétéroscédastiques.

3.3.2 Volatilités des Rendements et Hypothèse de Corrélations

L'augmentation des volatilités des marchés boursiers internationaux a récemment suscité beaucoup de discussions sur sa nature.

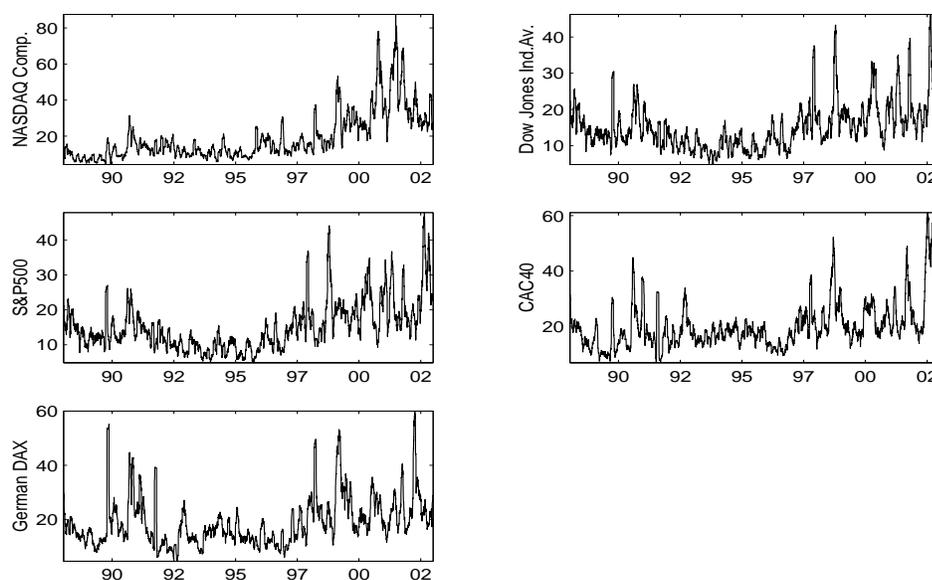


FIG. 3.3 – Graphes des ETR (en %) sur 21 Jours des 5 Rendements

En effet, la crise des marchés de Nouvelles Technologies en 2000 a rendu les investisseurs boursiers très sensibles. La grande sur-évaluation de beaucoup de sociétés IT⁴ et les incertitudes quand à l'intégrité des méthodes comptabilité⁵ ont rendu les investisseurs, privés et professionnels, plus sensible au risque d'investissement qu'avant cette crise. Par conséquent, nous observons depuis 3 ans des fluctuations très brutales des rendements des actifs et indices boursiers.

La figure (3.3) montre les graphes des écarts-type roulants⁶ (ETR) sur 21 jours, comme mesure préliminaire de volatilité, des rendements des cinq indices.

Les rendements de tous les indices en question, passe par une période calme entre 1992 et 1996. Avant 1992, trois évènements ont secoué les marchés boursiers internationaux : le krach boursier de 1987, la crise politique en Russie, notamment la sequestration de Gorbachev et finalement la première guerre du Golf avec l'Irak. Donc, au début de notre échantillon en 1988, les marchés étaient toujours en phase de retour à la normale, suite au krach de 1987, mais ces marché replongent dans la crise avec les deux autre évènements. Les volatilités des rendements repart à la hausse avec la formation de la bulle spéculative des marchés de Nouvelles Technologies autour de l'an 2000 et ensuite l'explosion de cette bulle spéculative. Notons la présence de chocs autour de 1997 qui correspondent à la crise économique et financière Russe. La seule exception est le NASDAQ, qui présente une volatilité peu élevée avant 1992. Cela est dû à la *jeunesse* du NASDAQ à l'époque, alors que le Dow Jones et le Standard et Poor 500 étaient les indices les plus observés à l'époque, contrairement à aujourd'hui où le NASDAQ est l'indice le plus observé.

⁴IT : Information et Technologie.

⁵Spécialement suite aux affaires de Enron et WorldCom et Vivendi Universal.

⁶Définis dans le chapitre précédent.

Afin de mieux comprendre l'augmentation considérable des volatilités des rendements dans les trois dernières années, nous examinons le nombre de fois où chacun des ces rendements a eu une valeur supérieure à 3% ou inférieure à -3%. La figure (3.4) montre les graphes de ce décompte. Dans chacun des graphes, la courbe supérieure représente le décompte $r_t > 3\%$ et la courbe inférieure représente le décompte $r_t < -3\%$, où r_t est le rendement.

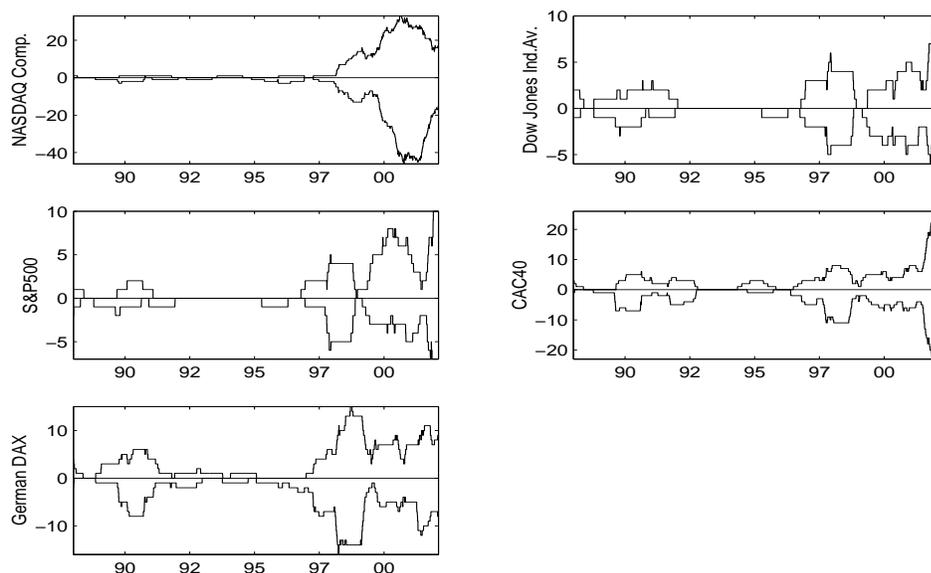


FIG. 3.4 – Décompte des Fluctuations Supérieures à $|3\%|$

En regardant la figure (3.4) et en la comparant avec la figure (3.3), nous pourrions clairement voir que les volatilités suivent les graphes des décomptes des valeurs extrêmes de la figure (3.4). Nous distinguons trois sous-ensemble : la période entre 1988 et 1992 qui inclut la suite du krach de 1987, la crise politique en Russie et la première guerre du Golf. La deuxième période entre 1993 et 1997 montre que les rendements passent par une période assez stable et calme. Finalement, la troisième période,

de 1997 jusqu'à aujourd'hui, montre que les rendements passent par une période de grande turbulence en comparaison avec les deux autres périodes. Par exemple, le NASDAQ a eu un maximum de rendements supérieurs à $|3\%$ de 80 jours en une seule année (252 jours d'échange).

Il y a trois raisons qui expliquent ce changement structurel dans les rendements des indices boursiers : premièrement, les investisseurs sont devenus très sensibles aux bonnes et mauvaises nouvelles qu'ils reçoivent, par rapport à la période qui a précédé la bulle spéculative de Nouvelles Technologies. Deuxièmement, les méthodes électroniques d'échanges instantanés d'actifs boursiers via Internet, notamment dans le cas des investisseurs privés, a rendu les échanges plus faciles et plus fréquents. Cela explique aussi la grande augmentation des volumes d'échanges sur les marchés boursiers. Finalement, les investisseurs sont affectés par le nouveau type de récession qu'on remarque depuis l'an 2000. En effet, nous avons distingué deux types de récessions jusqu'à l'an 2000. Le premier est le type de récession est celui auquel on a témoigné pendant la grande dépression de 1930-1932. Les hauts niveaux de déflation ont poussé les taux d'intérêt à augmenter à un tel niveau que les niveaux d'investissements ont largement diminué. Le deuxième type de récession est celui que les économies ont vécues en 1957, 1970, 1980-1982 ou 1990-1991 avec l'augmentation de l'inflation et le durcissement des politiques monétaires. Aujourd'hui nous vivons un nouveau type de récession où l'excès de dettes des sociétés n'obéit pas à la théorie traditionnelle des cycles économiques ; les prix sont stables et les politiques monétaires ne peuvent pas mieux faire. Une des raisons qui peut expliquer la sur-évaluation des actifs financiers s'observe aux U.S.A. où durant la dernière vague de fusions et acquisitions l'équivalent de \$3000 milliards d'actifs financiers ont été échangés. Bien que la plupart des sociétés

adoptent aujourd'hui des politiques très strictes de réduction de leurs dettes, leurs ratio dette/actifs est toujours très élevé par rapport à son niveau dans les année 90. Le déséquilibre économique dû aux mauvaises anticipations sur les capitaux investis est toujours loin d'être résolu.

3.3.3 Hypothèse Préliminaire sur les Corrélations Internationales

Le Tableau (3.2) montre les coefficients de corrélation inconditionnelle pour les cinq rendements hebdomadaires. En examinant ces coefficients nous pourrions conclure que la majorité des rendements ne sont pas corrélés, vue les faibles niveaux de ces coefficients.

TAB. 3.2 – Coefficients Inconditionnelles (en %) des Cinq Rendements

	NASDAQ	DJ	S&P500	CAC40	DAX
NASDAQ	100	-2.90	-0.66	0.82	54.27
DJ	-2.90	100	84.86	7.05	-3.82
S&P500	-0.66	84.86	100	5.00	1.89
CAC40	0.82	7.05	5.00	100	1.31
DAX	54.27	-3.82	-1.89	1.31	100

Mais si nous examinons les coefficients de corrélation conditionnelle glissante, nous concluons le contraire. La figure (3.5) montre les graphes des coefficients de corrélation conditionnelle glissante et il est clair que ces coefficients ne sont pas constants et montrent un niveau élevé de fluctuation. Ignorer ces fluctuations peut sérieusement affecter le choix de portefeuilles pour les raisons discutées ci-dessus.

Ensuite, nous examinons les coefficients de corrélation inconditionnelle des écarts-type roulants (ETR) sur 21 jours des cinq indices afin de vérifier le niveau de corrélation des volatilités des rendements des indices. Le tableau (3.3) montre les valeurs de ces corrélations qui présentent des valeurs assez significatives. Cela indique que les volatilités des rendements sont liées.

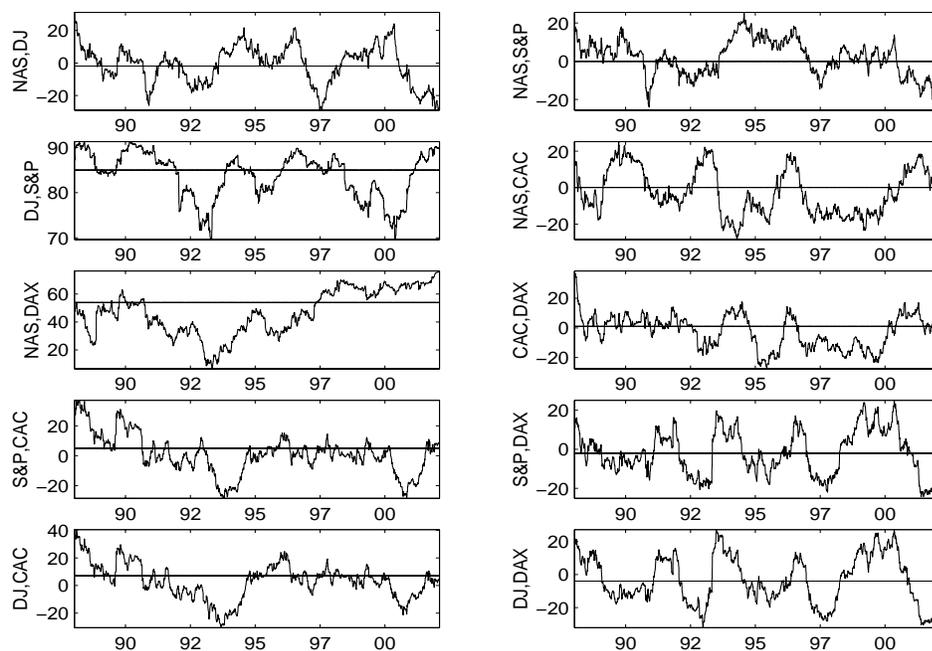


FIG. 3.5 – Graphes des Corrélations Conditionnelles Glissantes des Rendements

TAB. 3.3 – Coefficients de Corrélation Inconditionnelle (en %) des ETR sur 21 jours de Indices

	NASDAQ	DJ	S&P	CAC40	DAX
NASDAQ	100	37	43	30	51
DJ	37	100	96	51	31
S&P	43	96	100	50	34
CAC40	30	51	50	100	18
DAX	51	31	34	18	100

3.4 Estimation du VECM et des Fonctions de Réponses Impulsionnelles

Dans cette section, nous estimons un modèle VECM et nous analysons les fonctions de réponses impulsionnelles.

3.4.1 Estimation du Modèle VECM

Nous commençons par tester la présence d’une racine unitaire dans les données en utilisant le test de Dickey Fuller augmenté (ADF). Le résultat nous indiquera l’ordre de cointégration des trois indices afin de construire un modèle vectoriel à correction d’erreur (VECM). Le résultat du test ADF montre la présence d’une racine unitaire dans les données, indiquant la non-stationnarité des séries. Le test ADF indique l’absence de cette racine unitaire dans les rendements mensuels des indices.

Le tableau (3.4) montre le résultat du test de cointégration de Johansen, utilisé pour déterminer le nombre d’équations de cointégration (EC) à inclure dans le modèle VECM. Le test révèle la présence de deux équations de cointégration entre les rendements des indices.

TAB. 3.4 – Test de Cointégration de Johansen pour les 5 Rendements

Hypot. No. de EC(s)	Valeur Propre	Stat.	5% Valeur Critique	1% Valeur Critique
Aucune **	0.015418	110.3106	68.52	76.07
Max 1 *	0.007125	51.65491	47.21	54.46
Max 2	0.004739	24.661	29.68	35.65
Max 3	0.001283	6.727331	15.41	20.04
Max 4	0.000498	1.880026	3.76	6.65

Ensuite, nous procédons à l'estimation du modèle VECM en utilisant les moindres carrés ordinaires (OLS), nous utilisons les critères AIC, SC et LR afin de déterminer le meilleur nombre de retards à retenir et nous appliquons un test *d'exclusion de retards* afin d'éliminer les retards inutiles. De plus, nous appliquons le test d'exogénéité de Wald afin de vérifier s'il y a des variables endogènes à considérer comme variables exogènes; les résultats de ces tests sont résumés dans le tableau (3.5).

Le tableau (3.5) montre qu'aucune des variables comprises dans le modèle VECM est à exclure du système puisqu'aucune ne peut être considérée comme une variable exogène.

3.4.2 Fonctions de Réponses Impulsionnelles

La fonction de réponses impulsionnelles mesure l'effet d'un choc égal à la valeur d'un écart-type sur une des innovations et influence les valeurs actuelles et les valeurs futures des variables endogènes. Un choc sur la variable i affecte directement la variable i et est également transmis à toutes les variables endogènes à travers la structure dynamique du modèle VECM. Puisque les innovations sont habituellement corrélées, elles possèdent un élément commun qui ne peut pas être associé à une

TAB. 3.5 – Test d'Exogénéité de Wald

Var. Dép. : D(CAC)			
Exclure	Chi-sq	d.l.	Prob.
D(DJ)	90.76185	40	0
D(NAS)	128.1013	40	0
D(SP)	120.9728	40	0
D(DAX)	82.14166	40	0.0001
Tous	414.1141	160	0
Var. Dép. : D(DJ)			
Exclure	Chi-sq	d.l.	Prob.
D(CAC)	199.6803	40	0
D(NAS)	87.23688	40	0
D(SP)	1552.043	40	0
D(DAX)	91.6275	40	0
Tous	2238.514	160	0
Var. Dép. : D(NAS)			
Exclure	Chi-sq	d.l.	Prob.
D(CAC)	81.83241	40	0.0001
D(DJ)	110.7865	40	0
D(SP)	125.3311	40	0
D(DAX)	182.9098	40	0
Tous	517.9875	160	0
Var. Dép. : D(SP)			
Exclure	Chi-sq	d.l.	Prob.
D(CAC)	370.7251	40	0
D(DJ)	115.6008	40	0
D(NAS)	85.2956	40	0
D(DAX)	112.5971	40	0
Tous	712.3431	160	0
Var. Dép. : D(DAX)			
Exclure	Chi-sq	d.l.	Prob.
D(CAC)	67.47911	40	0.0042
D(DJ)	89.21926	40	0
D(NAS)	261.1547	40	0
D(SP)	102.5393	40	0
Tous	551.7206	160	0

variable spécifique.

L'analyse dynamique du modèle VECM est habituellement effectuée en utilisant les fonctions de réponses impulsionnelles (Sim, 1980). La décomposition de Cholesky est utilisée dans la littérature, quand les erreurs sont orthogonalisées afin que la matrice des covariances des innovations issues de l'estimation, soit une matrice diagonale.

Nous commençons par introduire un choc au rendement du NASDAQ et nous analysons son impact à travers tous les rendements sur 60 jours. Nous répétons la même chose aux quatre autres rendements. La figure (3.6) montre les différents graphes des fonctions de réponses impulsionnelles cumulées pour les rendements des trois indices⁷.

Les graphes des fonctions de réponses impulsionnelles ne sont pas très significatifs, contrairement au cas des indices de Nouvelles Technologies dans le chapitre précédant (Suleimann, 2003). En effet, la dépendance des indices les uns envers les autres n'est pas une dépendance linéaire. En effet, les corrélations élevées des ETR (donc les volatilités) des rendements indiquent une dépendance non-linéaire (du deuxième moment) des séries (tableau (3.3)).

Les deux relations de cointégration dans la figure (3.7) montrent que la relation de long terme des séries, a changé après 1997. Cela confirme l'hypothèse d'un changement structurel dans les marchés boursiers que les cinq indices représentent.

Les écarts-type roulants et leurs corrélations inconditionnelles élevées ainsi que les coefficients de corrélations glissants trouvés sont non-constants. Ceci nous amène à considérer un modèle à variance conditionnelle avec des corrélations conditionnelles dynamiques pour les indices : le modèle DCC-MVGARCH de Engle et Sheppard (2001).

⁷Les bornes représentant deux fois les écarts-type (en pointillés) sont calculés en utilisant 100 itérations par la méthode de Monte Carlo.

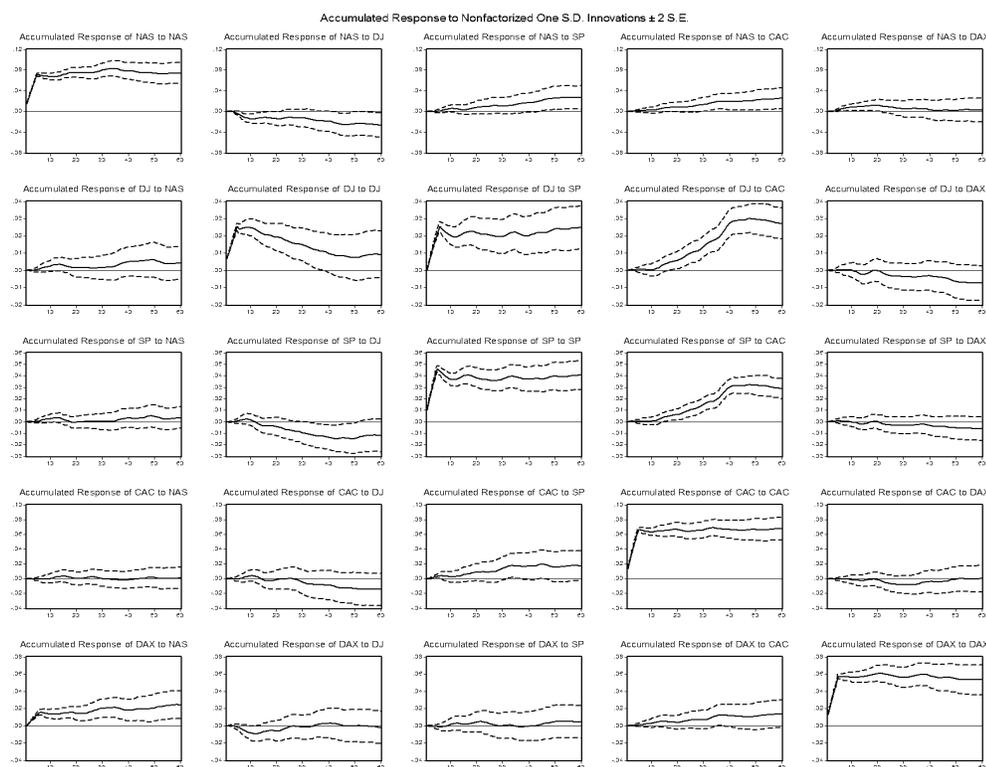


FIG. 3.6 – Fonctions de Réponses Impulsionnelles Cumulées sur 30 Jours

3.5 Analyse des Résidus du VECM Utilisant le DCC-MVGARCH

Dans cette section nous examinons les résidus issus de l'estimation du modèle VECM afin de vérifier que le modèle a bien filtré les données de leurs linéarités. Ensuite nous les modélisons en utilisant le modèle DCC-MVGARCH. Nous commençons par tester les résidus pour la présence d'autocorrélations en utilisant un test LM pour différents retards (6, 12 et 18 retards). Les résultats sont donnés dans le tableau (3.6).

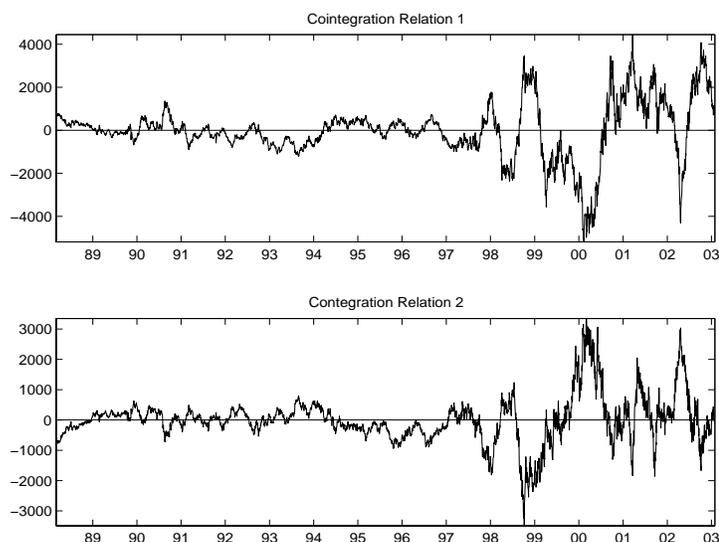


FIG. 3.7 – Les 2 Relations de Cointégration du VECM Estimé

TAB. 3.6 – Test LM des Résidus (H_0 : pas d'autocorrélations d'ordre h)

Lags(h)	LM-Stat	Prob
6	28.26	0.31
12	31.65	0.17
24	29.32	0.25

Nous rejetons l'hypothèse de présence d'autocorrélations dans les résidus du modèle VECM pour les trois retards 6, 12 et 24. Cela veut dire que le modèle VECM a capturé toutes les linéarités qui se présentaient dans les cinq rendements. Ensuite, nous testons la normalité des résidus en utilisant un test de normalité multivariée. Les résultats du test sont dans le tableau (3.7). Le test montre que les résidus du NASDAQ sont symétriques, tandis que ceux du Dow Jones sont positivement asymétriques.

Les cinq résidus exhibent un excès de kurtosis, ce qui est typique dans le cas

TAB. 3.7 – Test de Normalité des Résidus (H_0 :Résidus Gaussiens Multivariés)

Var.	Asym	Chi-sq	d.l.	Prob.
NASDAQ	0.029559	0.543161	1	0.4611
DJ	0.576036	206.2797	1	0
S&P500	-0.65274	264.8751	1	0
CAC40	-0.11993	8.941201	1	0
DAX	-0.60894	230.5217	1	0
Joint		711.1608	5	0
Var.	Kurtosis	Chi-sq	d.l.	Prob.
NASDAQ	9.086649	5757.768	1	0
DJ	4.831252	521.1875	1	0
S&P500	6.276983	1668.96	1	0
CAC40	4.309628	266.5592	1	0
DAX	7.572329	3249.171	1	0
Joint		11463.65	5	0
Var.	Jarque-Bera	d.l.	Prob.	
NASDAQ	5758.311	2	0	
DJ	727.4672	2	0	
S&P500	1933.835	2	0	
CAC40	275.5004	2	0	
DAX	3479.693	2	0	
Joint	12174.81	10	0	

de données boursières. Finalement, le test de normalité de Jarque-Bera rejette l'hypothèse de normalité des résidus.

Nous testons finalement, la présence d'hétéroscédasticité dans les résidus, le résultat du test se trouvent dans le tableau (3.8). Les tests individuel et joint d'hétéroscédasticité montrent la présence de la présence dans les résidus, ce qui justifie l'utilisation d'un modèle GARCH multivarié.

TAB. 3.8 – Tests d'Hétéroscédasticité Individuel et Joint des Résidus

Test joint :						
	Chi-sq	d.l.	Prob.			
	12786.64	6750	0			
Test individuel :						
Var. Dépend.	R-carré	F-test	Prob.	Chi-sq(450)	Prob.	
$(ResidNAS)^2$	0.397485	4.807079	0	1482.618	0	
$(ResidDJ)^2$	0.313327	3.324893	0	1168.712	0	
$(ResidS\&P)^2$	0.288882	2.960103	0	1077.528	0	
$(ResidCAC)^2$	0.274981	2.763639	0	1025.678	0	
$(ResidDAX)^2$	0.185211	1.656341	0	690.8362	0	

3.6 L'Estimation du Modèle DCC-MVGARCH

Le modèle DCC-MVGARCH, introduit par Engle et Sheppard (2001), diffère des autres spécifications GARCH multivariés dans le fait qu'un modèle GARCH univarié est estimé pour chacune des séries en question. Ensuite les résidus standardisés issus de la première étape d'estimation sont utilisés pour estimer la matrice des corrélations variables avec le temps. Cette approche rend le calcul de l'estimateur des corrélations conditionnelles dynamiques facile, tout en gardant une simple interprétation des modèles GARCH multivariés. En effet, ce modèle réduit considérablement le temps de calcul par rapport aux modèles BEKK MVGARCH de Engle et Kroner (1995) ; il réduit le nombre de paramètres à estimer, de 65 (pour le BEKK MVGARCH dans le cas de cinq séries) à 32 pour le même nombre de séries. Cela réduit également, le nombre d'interprétations des paramètres à effectuer.

Dans le modèle DCC-MVGARCH, nous supposons que les résidus (notés ϵ_t) de k séries suivent une loi normale multivariée dont la moyenne est nulle et dont la

matrice des covariances est notée H_t ⁸ (Engle et Sheppard, 2001), le modèle s'écrit comme suit :

$$\epsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (3.6.1)$$

$$H_t \equiv D_t R_t D_t$$

où Ω_t est la matrice des informations disponibles jusqu'à la date t , ϵ_t représente le vecteur des résidus obtenus de l'estimation du modèle VECM, D_t est la matrice diagonale de dimensions $K \times k$ des écarts-type variables avec le temps issus de chacun des modèles GARCH univariés estimés, avec $\sqrt{h_{it}}$ étant le terme i de la diagonale et R_t représente la matrice de corrélations conditionnelles dynamiques estimées. La fonction de log-vraisemblance pour les résidus ϵ_i , $i \in \{1, 2, \dots, T\}$ peut être écrite comme suit :

$$\begin{aligned} L &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|H_t|) + \epsilon_t' H_t^{-1} \epsilon_t) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|D_t R_t D_t|) + \epsilon_t' D_t^{-1} R_t^{-1} D_t^{-1} \epsilon_t) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|D_t|) + \log(|R_t|) + \eta_t' R_t^{-1} \eta_t) \end{aligned} \quad (3.6.2)$$

où $\eta_t \sim N(0, R_t)$ sont les résidus standardisés par leurs écarts-type conditionnels. Engle et Sheppard (2001) écrivent les éléments de D_t sous forme d'un modèle GARCH univarié, donc :

$$H_{it} = \omega_i + \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} \epsilon_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-p} \quad (3.6.3)$$

⁸L'hypothèse de normalité multivariée n'est pas nécessaire pour la consistance et la normalité asymptotique des paramètres estimés. Lorsque les séries modélisées ne suivent pas une loi normale, les estimateurs DCC-MVGARCH peuvent être considérés comme un estimateur de quasi-maximum de vraisemblance.

où H_{it} représente la variance conditionnelle GARCH classique (comme dans Bollerslev, 1986) pour $i = 1, 2, \dots, k$ avec les restrictions usuelles des modèles GARCH, notamment la non-négativité et la stationnarité :

$$\sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-p} < 1. \quad (3.6.4)$$

La structure proposée pour les corrélations dynamiques est donnée par :

$$Q_t = (1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{n=1}^N \beta_n) \bar{Q} + \sum_{m=1}^M \alpha_m (\eta_t - m \eta'_{t-m}) + \sum_{n=1}^N \beta_n Q_{t-n}$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (3.6.5)$$

où α et β sont considérés comme des pondérations, \bar{Q} est la covariance inconditionnelle des résidus standardisés de la première étape d'estimation et Q_t^* est une matrice diagonale composée des racines carrées des éléments de la diagonale q_{ij} de Q_t . M et N sont les retards du DCC spécifiés par le chercheur. L'élément typique de R_t aura la forme $\rho_{ijt} = \frac{q_{ijt}}{\sqrt{q_{ii}q_{jj}}}$.

3.6.1 Résultats de l'Estimation du DCC-MVGARCH

Nous estimons sept spécifications GARCH multivariées pour les résidus des cinq rendements : Full BEKK, diagonal BEKK, scalar BEKK dans les cas d'une distribution normale et une distribution Student, et DCC-MVGARCH. Le tableau (3.9) montre les vraisemblances des sept spécifications ainsi que le test de rapport de vraisemblance et les critères d'information d'Aikake (AIC) et Schwartz (SC), afin de

choisir la meilleure spécification⁹.

TAB. 3.9 – Résultats des Estimations et Comparaisons des Spécifications

Spécification	Log-vraisemb.	No. de param.	AIC	SC
Full BEKK	60520	65	60455	60403.92
Scal. BEKK	60364	17	60347	60333.64
Diag. BEKK	60405	25	60380	60360.35
Full T BEKK	60849	66	60783	60731.13
Scal. T BEKK	60763	18	60745	60730.85
Diag. T BEKK	60803	26	60777	60756.57
DCC-MVGARCH	60525	22	60503	60485.71

Suivant les critères AIC et SC, les spécifications BEKK gaussiennes sont préférées aux spécifications BEKK avec une distribution Student. Le tableau (3.10) donne les paramètres α et β estimés en utilisant le modèle DCC-MVGARCH pour les cinq résidus.

Nous examinons ensuite, les covariances conditionnelles estimées par le modèle DCC-MVGARCH (figure (3.8)). Il est clair que les graphes des variances et covariances des résidus montrent une très haute volatilité après 1997, ce qui correspond à notre hypothèse d'un changement structurel dans les volatilités des indices après la formation et l'explosion de la bulle spéculative IT. Cette augmentation de volatilité correspond à l'augmentation du nombre de fois où les indices ont été supérieurs à $|3\%|$. Nous pouvons également remarqué sur les graphes de la figure (3.8) quelques fluctuations autour de 1990 correspondant à la crise politique russe et la première guerre du Golf.

⁹La deuxième colonne indique la valeur maximum de la fonction du log-vraisemblance. AIC est calculé comme suit : $L-k$, où k est le nombre de paramètres dans la colonne 3. Schwartz calculé comme suit : $L-(k/2).\ln(T)$, où L est la valeur du log-vraisemblance et T est la taille de l'échantillon.

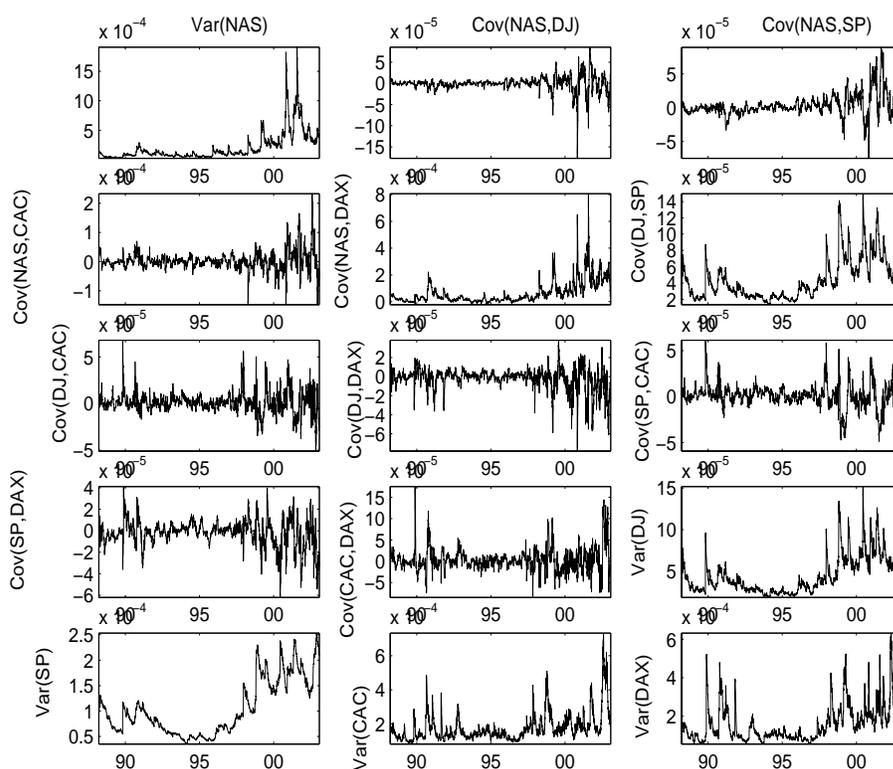


FIG. 3.8 – Les graphes des Variances-Covariances du DCC-MVGARCH Estimé

La période allant de 1992 à 1997 est une période de calme en comparaison avec la période qui suit.

La figure (3.9) montre les graphes des corrélations conditionnelles dynamiques estimés par le modèle DCC-MVGARCH.

Notons que pour les rendements ayant un coefficient de corrélation incondi-
 tionnel négatif, les corrélations dynamiques y sont supérieures. Tandis que dans le cas de
 corrélations incondi-
 tionnelles positives, les corrélations dynamiques y sont inférieures.
 Les graphes des corrélations conditionnelles dynamiques montrent bien que ces corrélations

TAB. 3.10 – Paramètres Estimés du Modèle DCC-MVGARCH

	Alpha	Beta
NASDAQ	0.12 (2.60E-06)	0.87 (0.04)
DJ	0.088 (1.30E-05)	0.64 (0.06)
S&P500	0.08 (1.50E-05)	0.89 (0.05)
CAC40	0.09 (5.30E-06)	0.86 (0.06)
DAX	0.01 (1.00E-05)	0.98 (0.03)

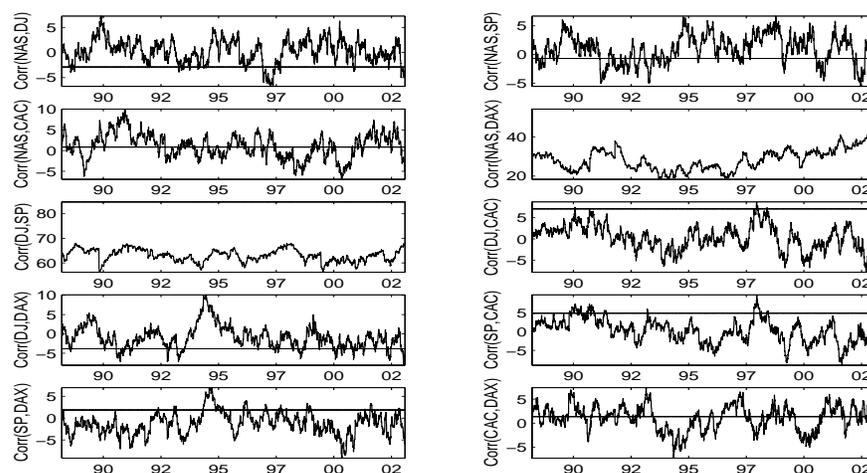


FIG. 3.9 – Corrélation Conditionnelles Dynamiques Issues de l'Estimation du Modèle DCC-MVGARCH

ne sont constantes au cours du temps et nous remarquons leurs fortes fluctuations, à prendre en compte pour la gestion de portefeuilles.

Notons que les résidus issus de l'estimation du modèle DCC-MVGARCH ne suivent

pas une loi gaussienne. Cela peut être expliqué par la présence d'un effet de changement de régime dans la volatilité, dû à la grande différence entre la volatilité basse des rendements entre 1992 et 1997 et la très haute volatilité après 1998. Cette hypothèse sera examinée dans le chapitre 4.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous modélisons les rendements du NASDAQ, Dow Jones Industrial Average, S & P 500, CAC40 et DAX en utilisant un modèle VECM et ensuite un modèle DCC-MVGARCH pour les résidus issus du VECM. Nous trouvons que les volatilités des rendements des indices ont considérablement augmenté depuis 1998 et nous trouvons que les corrélations inconditionnelles ne sont pas des estimateurs précis des corrélations réelles des rendements. Ainsi, les gestionnaires de portefeuilles doivent prendre en compte les corrélations dynamiques qui existent entre ces rendements.

Le travail effectué dans ce chapitre peut être élaboré afin d'examiner les covariances et les corrélations variables avec le temps, des rendements des actifs constituant les portefeuilles typiques existants sur le marché. La différence de performance entre les modèles à covariances et corrélations constantes et non-constantes peut être étudiée afin de minimiser le risque d'investissement en cas de crises.

Bibliographie

- [1] Akaike, H., 1976, "Canonical correlation analysis of time series analysis et the use of an information criterion", dans : R. K. Mehra et D. G. Lainiotis, eds, System identification : Advances et case studies (Academic Press, New York, NY).
- [2] Ang, A. et G. Bekaert (1998), "Regime Switches in Interest Rates," NBER Working Paper No. 6508.
- [3] Ang, A. et G. Bekaert (1999), "International Asset Allocation With time Varying Correlations", NBER Working Paper 7056.
- [4] Archer G. et Titterington D., (1995), "Parameter estimation for hidden Markov chains", Technical report, University of Glasgow, Department of Statistics.
- [5] Baig, T. et I. Goldfajn (1998), "Financial Markets Contagion in the Asian Crises", IMF Mimeo.
- [6] Baillie, R. T. et R. P. DeGennaro, (1990), "Stock returns et volatility", Journal of Financial et Quantitative Analysis 25, 203-214.
- [7] Bates, D. S., (1991), "The carsh of '87 : Was it expected? The evidence from option markets", Journal of Finance 46, 1009-1044.
- [8] Bera, A. K., E. Bubnys et H. Park, (1988), "Conditional heteroskedasticity in the markets model et efficient estimates of betas", Financial Review 23, 201-214.

- [9] Black, F., (1976), "Studies of stock market volatility changes", 1976 Proceedings of the American Statistical Association, Business et Economic Statistics Section, 177-181.
- [10] Bollerslev, T. (1986). "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- [11] Bollerslev, T., (1987), "A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices et rates of return", *Review of Economics et Statistics* 69, 542-547.
- [12] Bollerslev, T., R.F. Engle et J.M. Wooldridge (1988), "A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying covariances", *Journal of Political Economy*, 96, 498-505.
- [13] Bollerslev, T., R. Y. Chou et K. F. Kroner, (1992), "Arch modeling in Finance : A review of the theory et empirical evidence", *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- [14] Boyer, B. H., M. S. Gibson et M. Loretan (1999), "Pitfalls in Tests for Changes in Correlations", *International Finance Discussion Paper No.597R*, Federal Reserve Board, March.
- [15] Cai, J. (1994), "A Markov Model of Unconditional Variance in ARCH," *Journal of Business et Economic Statistics*, 12, 309-316.
- [16] Calvo, S. et C. Reinhart (1995), "Capital Inflows to Latin America : Is there Evidence of Contagion Effects ?", Mimeo, World Bank et International Monetary Fund.
- [17] Campbell, J. Y., A. W. Lo et A. C. MacKinlay, (1997), *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton University Press.

- [18] Cecconi, M., G. M. Gallo et M. J. Lombardi, (2002), "GARCH-based volatility forecasts for market volatility indices", working paper, Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Statistica.
- [19] Chaudhuri, K. et F. Klaassen (2000), "Have East Asian Stock Markets Calmed Down? Evidence from a Regime Switching Model," mimeo, University of Amsterdam.
- [20] Chou, R., V. NG et L. Pi (1994), "Cointegration of International Stock Market Indices", International Monetary Fund (IMF) Working Paper WP/94/94.
- [21] Eichengreen, B., A. Rose et C. Wyplosz (1996), "Contagious Currency Crisis", *Scandinavian Economic Review*, 98, 4, 463-84.
- [22] Edwards, S. (1998), "Interest Rate Volatility, Capital Controls, et Contagion", NBER Working Paper No. 6756.
- [23] Edwards, S. et R. Susmel, (2001), "Volatility dependence et contagion in emerging equity markets", Working paper, IASE Seminar in Buenos Aires.
- [24] Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation - A Simple Class of Multivariate GARCH Models", Forthcoming, *Journal of Business et Economic Statistics*.
- [25] Engle, R. F. et T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5, 1-50.
- [26] Engle, R. F. et C. Mustafa, (1992), "implied ARCH models from Options Prices", *Journal of Econometrics*, 52, 289-311.
- [27] Engle, R. et K. Kroner (1995), "Multivariate Simultaneous GARCH", *Econometric Theory* 11, 122-150.

- [28] Engle, R. et K. Sheppard (2001), "Theoretical et Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", NBER Working Paper 8554.
- [29] Filardo, A.J. (1994), "Business-cycle phases et their transitional dynamics," *Journal of Business et Economic Statistics*, 12, 299-308.
- [30] Forbes, K. et R. Rigobon (2000), "No Contagion, Only Interdependence : Measuring Stock Market Co-movements", NBER Working Paper No.7267, July.
- [31] Francq, C. et J.-M. Zakoian, (1999), "Linear-Representation Based Estimation of Switching-Regime GARCH Models", Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques papier no. 9957.
- [32] Franses, P. H. et D. van Dijk, (2000), *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*, Cambridge University Press.
- [33] Gable, J., S. van Norden et Robert Vigfusson, (1995), "Analytical derivatives for Markov switching models", Working paper, Bank of Canada.
- [34] Glosten, L.R., R. Jagannathan, et D. Runkle (1993) On the Relation between the Expected Value et the Volatility of the Normal Excess Return on Stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.
- [35] Gray, S.F. (1996a), "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process", *Journal of Financial Economics*, 42, 27-62.
- [36] Gray, S. F. (1996b), "An Analysis of Conditional Regime-Switching Models", Working Paper, Fuqua School of Business, Duke University.
- [37] Hamilton, J. D. (1988), "Rational Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime," *Journal of Economic Dynamics et Control*, 12, 385-423.

- [38] Hamilton, J. D. (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series et the Business Cycle", *Econometrica*, 57, 357-384.
- [39] Hamilton, J.D. et R. Susmel (1994), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity et Changes in Regime", *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.
- [40] Hamilton, J. D. (1996), "Specification Testing in Markov-Switching Time Series Models," *Journal of Econometrics*, 70, 127-157.
- [41] Hamilton, J. D. et G. Lin, (1996), "Stock market volatility et the business cycle", UCSD Economics Discussion Papers, no. 96-18, University of California at San Diego, Department of Economics.
- [42] Hamilton, J. D., (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- [43] Johansen, S., (1991), "Estimation et Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models", *Econometrica*, pp. 1551-1580.
- [44] Kim, C.-J. et C. R. Nelson, (1999), *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press.
- [45] King M. et S. Wadhvani (1990), "Transmission of Volatility between Stock Markets", *Review of Financial Studies*, 3(1), 5-33.
- [46] Klaassen, F. (2002), "Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH," *Empirical Economics*, 27, 363-394
- [47] Krolzig, H.-M., (1997), *Markov-Switching Vector Autoregressions*, Springer.
- [48] Lamoureux, C. G. et W. D. Lastrapes, (1990), "Persistence in Variance, Structural Change, et the GARCH Model," *Journal of Business et Economic Statistics*, 8, 225-234.

- [49] Lamoureux, C. G. et W. D. Lastrapes, (1993), "Forecasting stock return variance : toward an understanding of stochastic implied volatilities", *Review of Financial Studies*, 5, 293, 326.
- [50] Lee, S.B. et K.J. Kim (1993), "Does the October 1987 Crash Strengthen the comovement among National Stock Markets?", *Review of Financial Economics*, 3(1), 89-102.
- [51] Longin, F. et B. Slonik (1995), "Is the Correlation in International Equity Returns Constant : 1960-1990", *Journal of International Money et Finance*, 14(1), 3-26.
- [52] Markowitz, H. M. (1952), "Portfolio Selection", *Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- [53] Masson, P. (1998), "Contagion : Monsoonal Effects, Spillovers et Jumps Between Multiple Equilibria", IMF Working Paper 98/142.
- [54] Mullainathan, S., "A Memory Based Model of Bounded Rationality", M.I.T. *Mimeo.*
- [55] Nelson, D. B. (1991) "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach," *Econometrica*, 59, 347-370.
- [56] Nelson, C. R., Richard Startz et Christopher M. Turner, (1989), "A Markov model of heteroskedasticity, risk, et learning in the stock market", *Journal of Financial Economics* 25, 3-22.
- [57] Pagan, A.R. et G.W. Schwert (1990), "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," *Journal of Econometrics*, 45, 267-290.
- [58] Ramchand, L. et R. Susmel (1998), "Volatility et cross correlation across major stock markets," *Journal of Empirical Finance*, Vol.5, 397-416.

- [59] Ronn, E. I. (1995), "The Impact of Large Changes in Asset Prices on Intra-Market Correlations in the Stock et Bond Markets", mimeo, Department of Finance, University of Texas at Austin, July.
- [60] Schaller, H. et S. van Norden, (1994), "Speculative behaviour, regime-switching, et stock market crashes", Working paper, Bank of Canada.
- [61] Schwert, G. W., (2002), "Stock volatility in the new millennium : how wacky is NASDAQ?", *Journal of Monetary Economics* 49, 3-26.
- [62] Schwert, G. W., (1989), "Why does StockMarket Volatility Change over Time?" *Journal of Finance*, 44, 1115-1153.
- [63] So, M., K. Lam et W. Li (1998), "A Stochastic Volatility Model With Markov Switching," *Journal of Business et Economic Statistics*, 16, 244-53.
- [64] Suleimann, R. (2002), "The Contagion Effect Between the Volatilities of the NASDAQ-100 et the IT.CAC : A Univariate et a Bivriate Switching Approach", M.O.R.A. Team, Ecole Normale Supérieure de Cachan, working paper No 02-2002.
- [65] Suleimann, R. (2003), "New Technology Stock Market Indexes Contagion : A VAR-dccMVGARCH Approach", M.O.R.A. Team, Ecole Normale Supérieure de Cachan, working paper No 01-2003.
- [66] Susmel, R. (2000), "Switching Volatility in International Equity Markets," *International Journal of Economics et Finance*.
- [67] Teräsvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, et Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of The American Statistical Association*, 89, 208–218.

- [68] Timmermann, A. (2000), "Moments of Markov Switching Models," *Journal of Econometrics*, 96, 75-111.
- [69] van Norden, S. et R. Vigfusson, (1996a), "Can regime-switching tests detect bubbles?", Working paper, Bank of Canada.
- [70] van Norden, S. et R. Vigfusson, (1996b), "Regime-switching models : a guide to the Bank of Canada Gauss procedures", Working paper, Bank of Canada.
- [71] Zakoian, J.-M. (1994), "Threshold Heteroskedastic Models", *Journal of Economic Dynamics et Control*, 18, 931-955.

Chapitre 4

Indices Boursiers Internationaux : Approches MSVAR-DCC-MVGARCH Univariée et Multivariée

1

¹Ce chapitre a fait l'objet d'un article à paraître en note de recherche MORA à l'Ecole Normale Supérieure.

Dans ce chapitre, nous complétons un travail précédant sur la volatilité et la nature des liens qui peuvent exister entre les différents indices boursiers internationaux, traditionnels ou de nouvelles technologies. Nous modélisons chacun de ces indices en utilisant un modèle MSVAR univarié de changements de régimes, afin de détecter la présence de changements de régimes dans les données et identifier, dans le cas échéant, la coïncidence des différents régimes que le modèle MSVAR identifiera. Ensuite nous utilisons un modèle MSVAR multivarié dont le résidu suit un modèle DCC-MVGARCH, afin d'étudier les différents types d'interactions qui existent entre les indices. Ces interactions seront mises en évidence en utilisant les fonctions de réponses impulsionnelles qui dépendent des régimes identifiés par le modèle MSVAR et les corrélations conditionnelles dynamiques, calculées à partir du modèle DCC-MVGARCH.

4.1 Introduction

Les modèles autorégressifs vectoriels (Vector Autoregression Models) ou les modèles VAR sont rapidement devenus une méthodologie dominante dans le domaine de la macroéconomie et la finance empiriques. Leur popularité repose sur la facilité de leur estimation, même dans le cas multivarié, et sur les développements considérables qui peuvent être appliqués dessus afin d'améliorer le modèle non-restreint. Un des développements les plus importants, un développement qui devient de plus en plus populaire, est de permettre au modèle VAR de changer de régime suivant une chaîne de Markov cachée. Depuis l'introduction du modèle autorégressif à changement de

régime de Hamilton (1989), il est devenu assez fréquent de modéliser les séries temporelles économiques et financières à partir d'un modèle autorégressif sujets à des changements de régime.

Il y a un grand nombre de paramètres correspondant aux changements de régimes dans un modèle MSVAR². En effet, la moyenne, la constante, les paramètres autorégressifs, les variances et les covariances peuvent tous dépendre du régime, le nombre de paramètres à estimer est potentiellement assez élevé. Par exemple, pour un modèle multivarié à quatre variables et deux retards, dans lequel les constantes, les paramètres autorégressifs, les variances et les covariances peuvent tous changer de régime, le nombre total de paramètres à estimer sera de quarante six paramètres. Par conséquent, l'interprétation de ces paramètres est assez difficile. Tandis que le changement de régime dans la moyenne peut être expliqué par une fluctuation de la conjoncture économique (Hamilton, 1989 et Krolzig et Toro, 1999), il n'y a souvent pas d'explication franche pour les autres paramètres.

Le deuxième problème des modèles MSVAR est que, dans le cas de données financières ou boursières, les résidus issus du modèle ne sont pas totalement débruités et peuvent toujours contenir des informations qui peuvent servir à mieux comprendre la ou les séries étudiées. En effet, les séries temporelles boursières actuelles contiennent une forte hétéroscédasticité due à un effet de changement de régime causé par les différentes crises qui ont lieu dans les dix dernières années. C'est pour cette raison que, d'un côté, les modèles à variance conditionnelle traitant cette hétéroscédasticité, comme les modèles GARCH et d'un autre côté les modèles à changement de régime, n'arrivent pas, toujours, à extraire l'ensemble des informations de ces séries. Ceci

²Markov Switching Vector Autorégression

conduit alors à des résidus non-gaussiens. De plus, les modèles MVGARCH³ utilisés dans le cas des séries boursières ignorent la possibilité que les corrélations soient conditionnellement dynamiques, situation qui peut biaiser le calcul de rentabilité des portefeuilles boursiers. Ce problème a été traité par Engle et Sheppard (2001) par l'intermédiaire du modèle DCC-MVGARCH⁴. De même, les modèles MSVECM⁵ ne prennent pas en compte les fonctions de réponses impulsionnelles qui dépendent des régimes. Ce problème a été traité en particulier, par Ehrmann, Ellison et Valla (2001) et Koop, Pesaran et Potter (1996) pour un maximum de quatre séries. Notons qu'au delà de ce nombre, l'estimation devient difficile.

Dans ce chapitre nous proposons une méthodologie qui permettrait de résoudre les problèmes ci-dessus rencontrés dans le cas des séries boursières. Nous commençons par examiner l'existence d'un changement de régime, en univarié, dans le rendement hebdomadaire des différents indices boursiers que nous étudions⁶ et nous mettons en évidence la coïncidence des régimes de haute et basse volatilité afin de justifier l'utilisation du modèle MSVECM multivarié. Ensuite, nous modélisons les rendements en utilisant un modèle MSVECM multivarié à fonctions de réponses impulsionnelles qui dépendent des régimes pour les trois rendements des indices de nouvelles technologies, et un modèle MSVECM traditionnel pour les cinq rendements des indices traditionnels. Nous modélisons ensuite, les résidus issus de la première étape ci-dessus suivant une spécification DCC-MVGARCH afin de filtrer l'hétéroscédasticité qu'ils contiennent et de mettre en évidence l'existence de dynamique dans les corrélations

³Modèles GARCH multivariés

⁴Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH

⁵Markov Switching Vector Error Correction Model

⁶Indices traditionnels : CAC40, DAX, NASDAQ, Dow Jones Industrial Average, Standard and Poor 500. Indices de nouvelles technologies : IT.CAC, NASDAQ 100 et NEMAX

conditionnelles. Les résidus que nous obtenons à la fin de ces deux étapes d'estimation s'avèrent être des bruits blancs.

Le chapitre est organisé comme suit : dans la deuxième section nous présentons les données étudiées et leurs statistiques descriptives. On y trouvera aussi l'analyse MSVAR univariée. La troisième section contient l'analyse multivariée MSVECM et dans la quatrième section nous modélisons les résidus du MSVECM par un modèle DCC-MVGARCH. La cinquième section conclut.

4.2 Les Données et leurs Statistiques Descriptives

Nous travaillons sur deux ensemble d'indices boursiers, le premier contient les principaux indices boursiers internationaux, le CAC40 français, le Dax allemand, et les indices américains NASDAQ, Dow Jones Industrial Average et Standard and Poor 500. Dans ce premier ensemble les observations sont quotidiennes et vont du 04/01/1988 au 31/01/2003. Le deuxième ensemble contient trois indices technologiques dont les observations sont quotidiennes : le NASDAQ 100 américain, le IT.CAC français et le NEMAX allemand. Ces échantillons des indices technologiques sont plus courts que ceux du premier ensemble car le marché boursier technologique est un marché relativement jeune ; ils couvrent la période allant du 04/01/1999 au 12/11/2002. Nous travaillons avec les rendements hebdomadaires (semaine boursière de cinq jours) calculés à partir de la différence du logarithme des données brutes et r_t désignera ce rendement⁷ en pourcentage, à la date t .

Les moyennes pour les rendements des indices traditionnels sont toutes positives

$${}^7r_t = \log\left(\frac{y_t}{y_{t-5}}\right) \times 100$$

TAB. 4.1 – Statistiques Descriptives des 5 Indices Boursiers Traditionnels

	DLOGNAS	DLOGDJ	DLOGSP	DLOGCAC	DLOGDAX
Moyenne	0.190732	0.189192	0.165929	0.136414	0.150467
Médiane	0.431939	0.277079	0.301362	0.215093	0.300981
Maximum	17.59646	10.42853	12.37463	14.39375	12.88745
Minimum	-29.1753	-13.6421	-12.8129	-14.9149	-16.8216
Ecar. Typ.	3.312681	2.085379	2.252735	3.01992	2.874803
Asym.	-0.80405	-0.42772	-0.36469	-0.25814	-0.54664
Kurtosis	8.270971	5.555131	5.455887	4.689785	5.108349
Jarque-Bera	4776.813	1142.01	1032.364	491.0524	887.1877
Probabilité(JB)	0	0	0	0	0

TAB. 4.2 – Statistiques Descriptives des 3 Indices Technologiques

	DLOGNAS100	DLOGITCAC	DLOGNEMAX
Moyenne	-0.28677	-0.24041	-1.24716
Médiane	-0.07824	-0.27444	-1.20724
Maximum	19.20969	26.19472	20.58981
Minimum	-29.1008	-29.1165	-30.4288
Ecar. Typ.	6.178994	6.665799	7.276496
Asym.	-0.21892	-0.10839	-0.14469
Kurtosis	3.487112	4.365553	3.331125
Jarque-Bera	17.44548	77.74369	7.864194
Probabilité(JB)	0.000163	0	0.019603

tandis qu'elles sont toutes négatives pour les rendements des indices technologiques. Nous verrons que les écarts-type du deuxième groupe font le double de ceux du premier groupe et les maximum et les minimum des rendements des indices technologiques sont nettement supérieurs à ceux du premier groupe (en comparant le NASDAQ100 au NASDAQ, le IT.CAC au CAC40 et le NEMAX au DAX). L'asymétrie des rendements (qui mesure l'asymétrie des distributions des rendements) de tous les indices

est négative, ce qui suggère que les krach sont plus probables que les expansion. Les rendements de tous les indices ont une kurtosis (mesure de l'épaisseur des queues de distribution) supérieure à celle de la loi Gaussienne dont la kurtosis est égale à 3. Le test de Jarque Bera rejette l'hypothèse de normalité des huit séries en question. Les statistiques descriptives données dans les tableaux (4.1) et (4.2) confirment les caractéristiques classiques des séries temporelles financières : asymétrie négative et excès de kurtosis.

Nous étudions ensuite les autocorrélations linéaires des huit séries en utilisant le test de Ljung-Box (LB) à 36 retards et dont la distribution suit une loi du χ_{36}^2 . Nous trouvons que les huit séries présentent une autocorrélation linéaire, ce qui nécessite l'utilisation d'un modèle du type autorégressif.

En effectuant la régression des carrés des rendements des indices sur les carrés des rendements passés, jusqu'à 12 retards, afin d'effectuer le test TR^2 de Engle, nous trouvons que les séries sont fortement hétéroscédastiques. Notons que le test de Engle suit une loi du χ_{12}^2 et que l'hypothèse testée est l'hypothèse nulle que les données sont homoscedastiques. T représente le nombre d'observations et R^2 est le coefficient donnant la qualité d'ajustement de la régression.

Si nous examinons les graphes des rendements des indices technologiques (4.1), nous pouvons voir une nette augmentation simultanée, à travers les trois rendements, de la volatilité entre les années 2000 et 2001. Cette augmentation correspond à la bulle spéculative de nouvelles technologies qui s'est formée autour de l'an 2000 et qui a causé ensuite la chute brutale des prix des actions. Les effets de la cette bulle spéculative sont également observables sur les graphes des rendements des indices traditionnels (4.2). Nous pouvons également voir sur les graphes de la figure (4.2) les

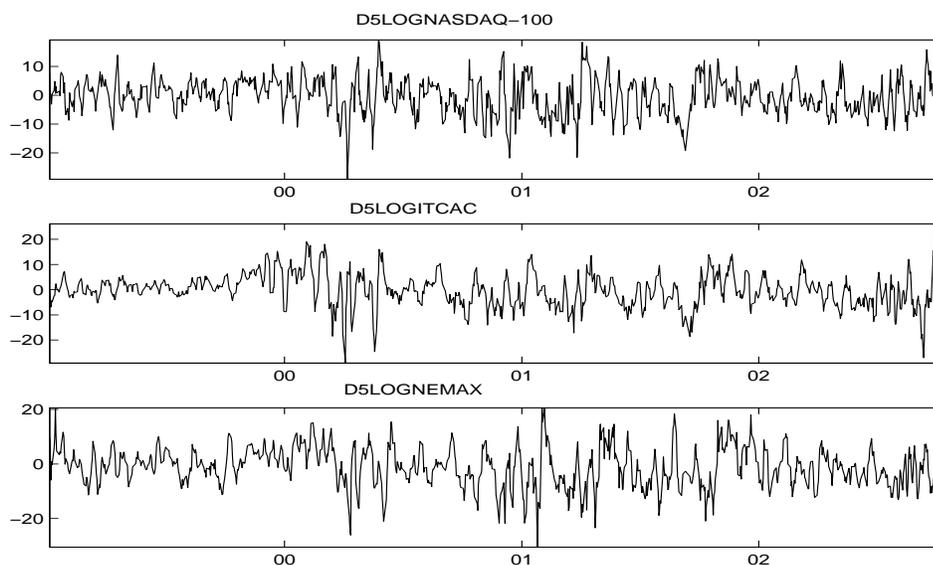


FIG. 4.1 – Graphes des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX

effets de la première guerre du Golf en 1991. L'impact de ces crises est visible sur les différents graphes et est la cause de la concentration d'hétéroscédasticité autour des dates des crises et en comparaison avec le reste de l'échantillon. La présence de cette forte hétéroscédasticité, confirmée par le test TR^2 de Engle, et la variabilité de son intensité conduit à l'emploi d'un modèle qui permet de prendre en compte non seulement cette hétéroscédasticité, mais aussi sa dynamique.

Les figures (4.3) et (4.4) montrent les écarts-type glissant sur 21 jours⁸ des rendements des huit indices que nous considérons comme une première mesure de la volatilité des rendements. En regardant la figure 3 des ETG des rendements des indices technologiques, nous pouvons constater une hausse considérable autour de l'an

⁸Écarts-type glissant (ETG) sur 21 jours : $\sigma(r_t) = [253 \sum_{k=1}^{21} 1(r_{t-k} - \mu)^2 / 20]^{\frac{1}{2}}$, où μ est la moyenne des observations sur 21 jours (Schwert, 2002).

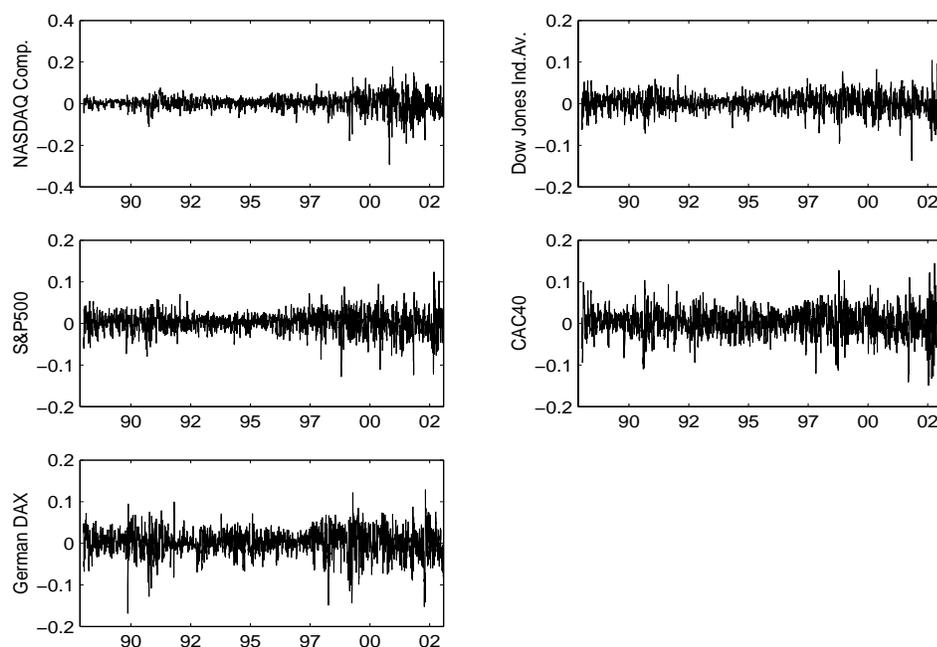


FIG. 4.2 – Graphes des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500 CAC40 et DAX

2000. Cette hausse correspond à ce qui a été observé sur les graphes des rendements (figure 4.1) et donc correspond à la formation et à l’explosion de la bulle spéculative des nouvelles technologies. La figure (4.4) montre les ETG des rendements des indices traditionnels. Nous pouvons constater deux périodes de turbulence : la première entre les années 1990 et 1992 correspond à la première guerre du Golf et la seconde période entre les années 1997 et 2003 correspond à la crise asiatique de 1997 et ensuite la crise des valeurs de nouvelles technologies autour de l’an 2000. Entre 1992 et 1997, les rendements sont relativement peu volatiles.

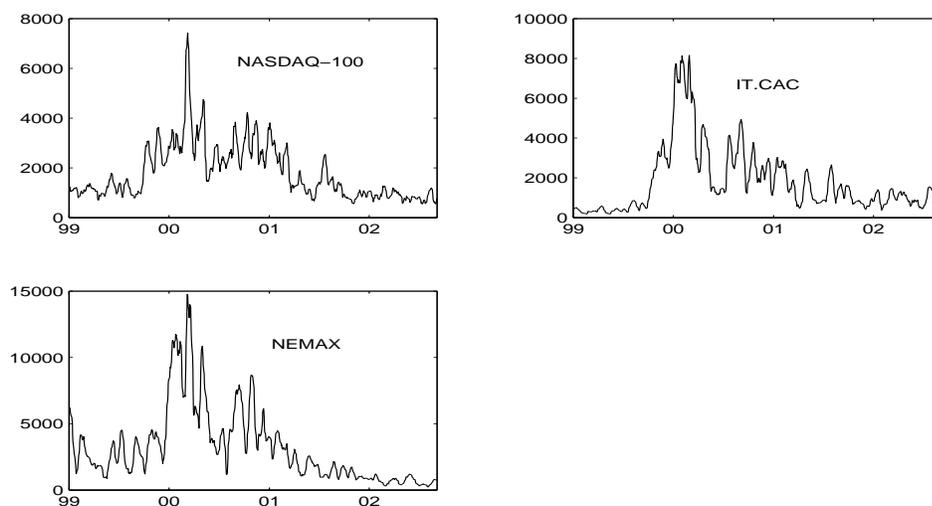


FIG. 4.3 – Graphes des Ecarts-Type Glissant sur 21 jours des Rendements Hebdomadaires du NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX

4.3 Le Modèle MSVECM : Analyses Univariée et Multivariée

Dans cette section, nous modélisons les séries suivant un modèle MSVECM univarié afin de détecter les changements de régime possibles dans les données et le cas échéant, vérifier si ces changements de régimes sont simultanés à travers les différentes séries examinées. Ensuite nous examinons les changements de régimes simultanés en utilisant un modèle MSVECM multivarié.

4.3.1 Le Modèle MSVECM : Analyse Univariée

Etant donné une série temporelle y_t , on dit qu'elle suit un processus AR(p) avec changement de régime dans la variance si :

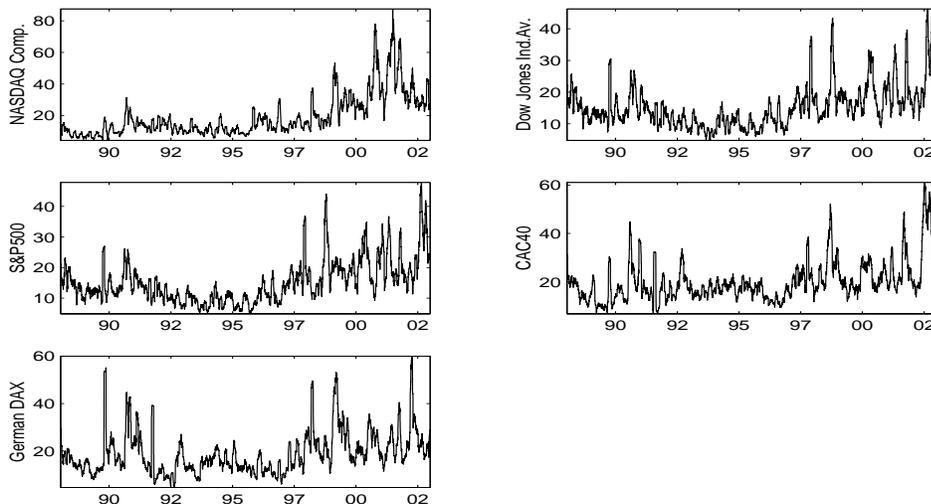


FIG. 4.4 – Graphes des Ecart-Type Glissant sur 21 jours des Rendements du NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500 CAC40 et DAX

$$y_t - \mu = \phi_1(y_{t-1} - \mu) + \phi_2(y_{t-2} - \mu) + \dots + \phi_p(y_{t-p} - \mu) + \epsilon_t \quad (4.3.1)$$

où $\epsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t})$ et σ_{s_t} est une fonction de changement de régime qui décrit la dépendance du paramètre σ_t au régime défini par une variable non-observée s_t , à savoir :

$$\sigma_{s_t} = \begin{cases} \sigma_1 & \text{si } s_t = 1 \\ \sigma_2 & \text{si } s_t = 2 \\ \vdots & \\ \sigma_M & \text{si } s_t = M \end{cases} \quad (4.3.2)$$

où M est le nombre de régimes en question. Ce modèle permet de prendre en compte une certaine forme d'hétéroscédasticité en fonction des régimes. La variable $(s_t) \in \{1, \dots, M\}$ est une variable aléatoire discrète et non-observable, qui suit une chaîne de Markov cachée discrète définie par les probabilités de transition :

$$p_{ij} = Pr(s_{t+1}|s_t = i), \quad \sum_{j=1}^M p_{ij} = 1 \quad \forall i, j \in \{1, \dots, M\} \quad (4.3.3)$$

Nous serons amenés à calculer trois types de probabilités à base d'inférence afin d'analyser les différents régimes en question. En effet, étant donnée une variable aléatoire $\hat{\xi}_{t|\tau}$ où :

$$\hat{\xi}_{t|\tau} = \begin{bmatrix} Pr(s_t = 1|r_\tau) \\ \vdots \\ Pr(s_t = M|r_\tau) \end{bmatrix}, \quad (4.3.4)$$

nous calculerons par la suite trois probabilités, la première est la probabilité *prévue* lorsque $\tau < t$, la deuxième est la probabilité *filtrée* lorsque $\tau = t$ et la troisième est la probabilité *lissée* lorsque $t < \tau \leq T$. Dans ce qui suit, nous supposons que $M = 2$ régimes et les estimations ont été effectuées en utilisant le logiciel Ox et le package MSVAR1.30 de Hans-Martin Krolzig⁹. Les figures (4.5) à (4.7) montrent les probabilités lissées des autorégressions à changements de régimes appliquées au trois rendements (r_t) à partir des T observations des indices technologiques ainsi que les graphes de ces rendements.

Nous pouvons clairement voir sur les trois figures (4.5) à (4.7) qu'il y a deux régimes qui caractérisent les trois séries. Nous pouvons également voir que les probabilités de changements de régimes suivent fidèlement les augmentations de volatilités des rendements visibles à l'œil. Remarquons finalement que les changements des rendements respectifs sont presque simultanés à travers le temps. En effet, les trois indices technologiques ont subi les mêmes crises depuis l'année 1999 et présentent un effet de co-mouvement (Suleimann, 2002 et 2003). Les figures (8) à (12) montrent les probabilités de changements de régime des rendements des cinq indices NASDAQ, Dow

⁹Page web : <http://www.econ.ox.ac.uk/research/hendry/krolzig/>

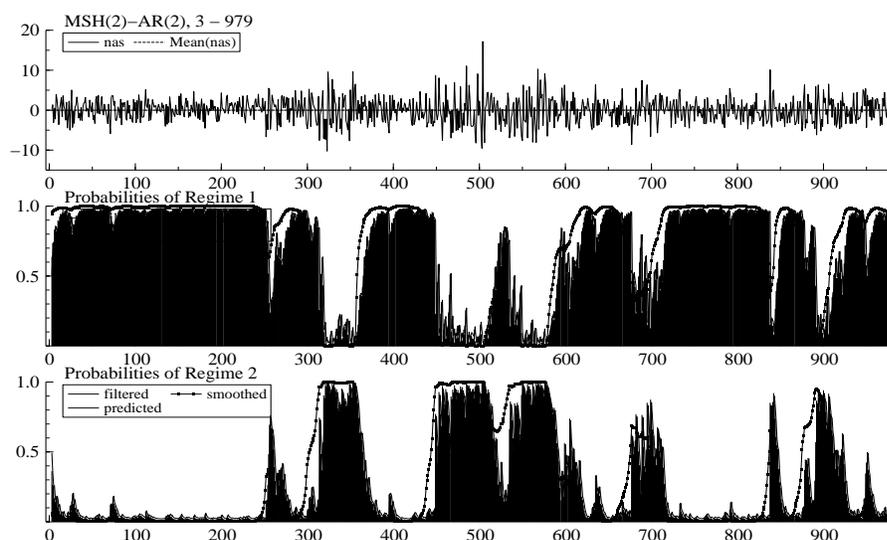


FIG. 4.5 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NASDAQ100

Jones, S&P500, CAC40 et DAX.

Les figures (4.8) à (4.12) montrent la présence de deux régimes pour les cinq indices traditionnels, le premier couvre la période du début de l'échantillon jusqu'à l'année 1997 et le deuxième jusqu'à la fin de l'échantillon. Notons que le régime de haute volatilité apparaît non seulement après l'année 1997 mais également autour de l'année 1990 lors du premier conflit dans le Golf. Les graphes de probabilités lissées montrent également que le régime de basse volatilité fait de petites apparitions même après 1997. Les graphes des probabilités lissées des cinq rendements montrent une coïncidence relative des deux régimes existant ; ce qui mène à l'analyse de changement de régime multivariée.

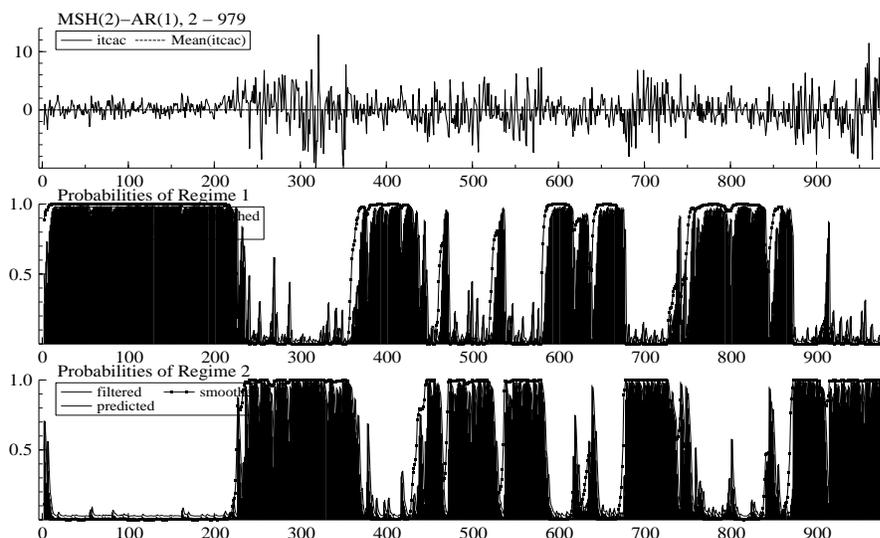


FIG. 4.6 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du IT.CAC

4.3.2 Le Modèle MSVECM : Analyse Multivariée

Dans cette section, nous utilisons le modèle MSVECM multivarié afin d'examiner les changements de régime simultanés des séries (trouvés dans la section précédente).

Le modèle MSVECM multivarié est défini comme suit (Krolzig, 1996), pour un processus (Y_t) :

$$\Delta Y_t = C_{s_t} + \alpha_{s_t} \beta' Y_{t-1} + \sum_{k=1}^{p-1} \Gamma_{i,s_t} \Delta Y_{t-k} + \epsilon_t \quad (4.3.5)$$

où les innovations ϵ_t sont conditionnellement Gaussiennes, $\epsilon_t | s_t \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_{s_t})$, C_{s_t} est la constante, α_{s_t} , β' et Γ_{i,s_t} sont les paramètres du modèles et ΔY_t est un vecteur qui contient les rendements des indices. Le choix du nombre de retards p se fait suivant le critère d'information de Akaike (AIC) où le p^* retenu satisfait $p^* = \max\{\operatorname{argmin}_p AIC\}$. La variable s_t dont dépendent certains des paramètres du

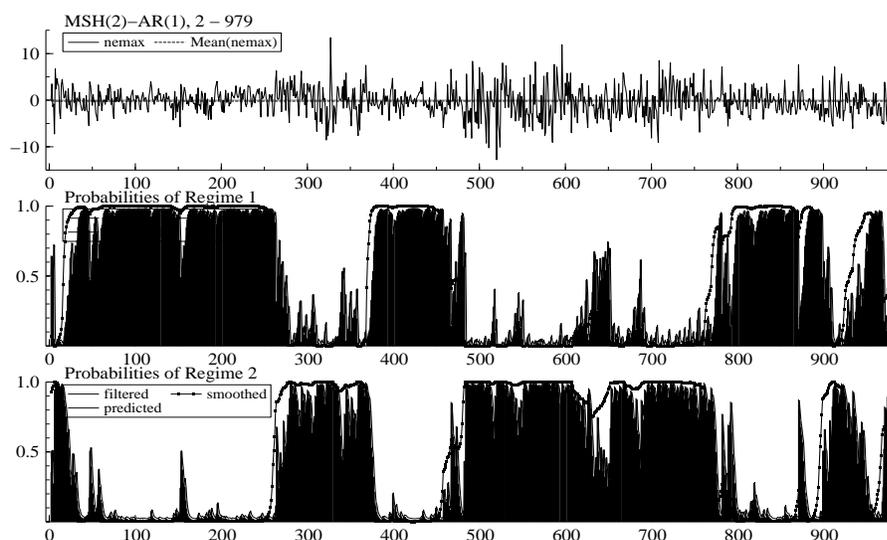


FIG. 4.7 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NEMAX

système est la variable inobservable du changement de régime et qui suit une chaîne de Markov cachée à nombre fini de régimes. Elle est définie par les probabilités de transition p_{ij} . Traditionnellement, le modèle MSVECM défini par (4.3.5) est a été utilisé par Hamilton (1989) et d'autres auteurs afin de permettre à la constante C_{s_t} de changer de régime, dans différentes études de conjoncture économique. Les autres paramètres du modèle sont indépendants de s_t .

Dans ce chapitre, seule la variance des innovations change de régime, ainsi le modèle sera de la forme suivante :

$$Y_t = C + \alpha\beta'Y_{t-1} + \sum_{k=1}^{p-1} \Gamma_k \Delta Y_{t-k} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t | s_t \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_{s_t}), \quad (4.3.6)$$

Cette spécification permet une certaine forme d'hétéroscédasticité avec deux variances pour les données (dans le cas de deux régimes), où la variance est constante

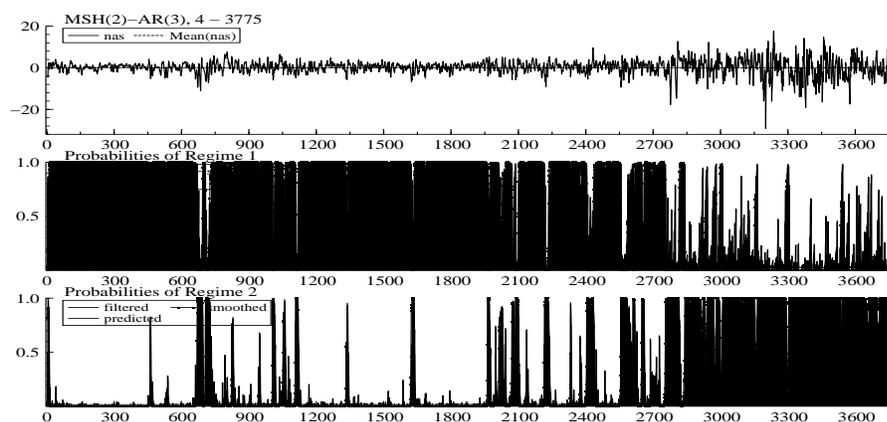


FIG. 4.8 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du NASDAQ Composite

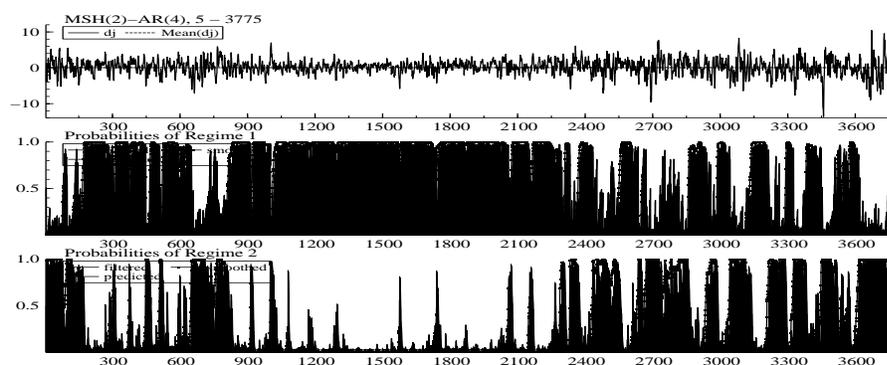


FIG. 4.9 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du Dow Jones

dans chacun des régimes. Notons que l'effet de changement de régime hétéroscédastique dans ce cas, est différent de l'hypothèse de variance conditionnelle avec les modèles GARCH. Le modèle (4.3.6) permet de retirer l'effet de changement de régime des données afin de les modéliser ensuite en utilisant un modèle MVGARCH. Le modèle MVGARCH seul ne permet pas une modélisation complète des données et ne fournit

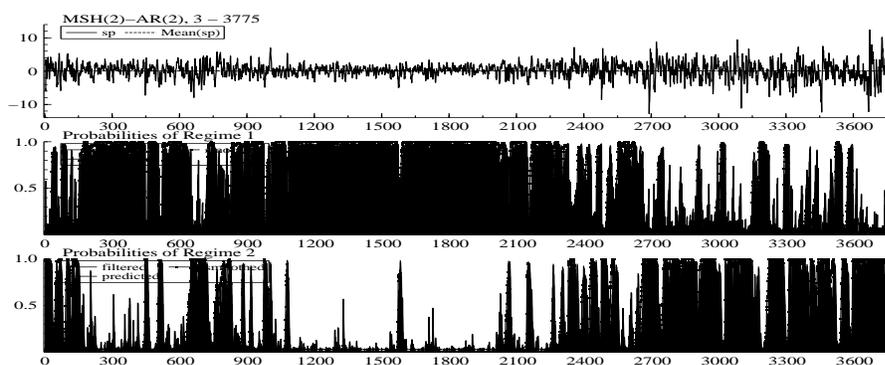


FIG. 4.10 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du S&P500

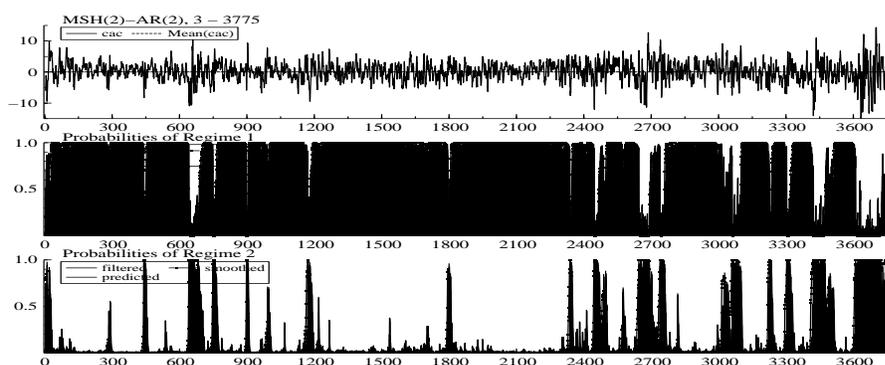


FIG. 4.11 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du CAC40

pas des bruits blancs après l'estimation (Suleimann, 2003).

L'estimation se fait en utilisant l'algorithme EM (Dempster, Laird, et Rubin, 1977) ; dans la première étape de l'algorithme, l'étape *expectations*, une inférence est constituée sur la chaîne de Markov cachée pour l'ensemble de paramètres à estimer. Dans la deuxième étape, l'étape *maximisation*, les paramètres de la chaîne de Markov cachée inférée, sont réestimés. Ces deux étapes sont répétées jusqu'à la convergence de l'algorithme. L'utilisation de l'algorithme EM qui permet d'estimer le modèle (4.3.6)

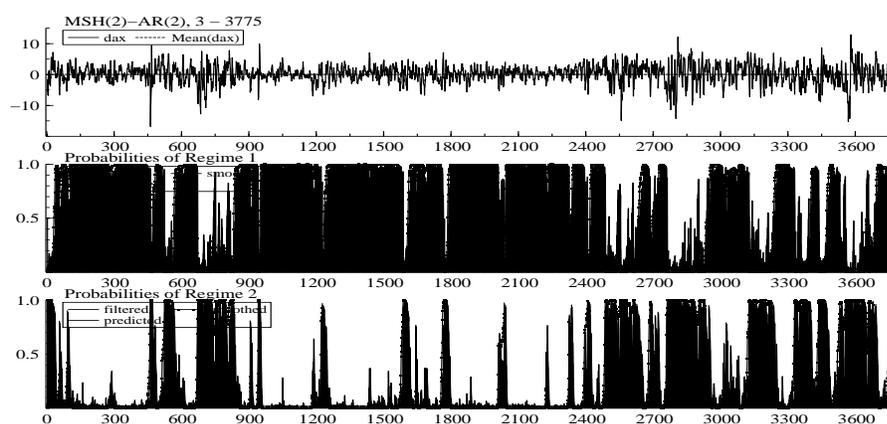


FIG. 4.12 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du DAX

fournit les estimateurs des paramètres associés à chacun des régimes, les deux variances correspondant à chacun des régimes, la matrice des probabilités de transition et les probabilités lissées.

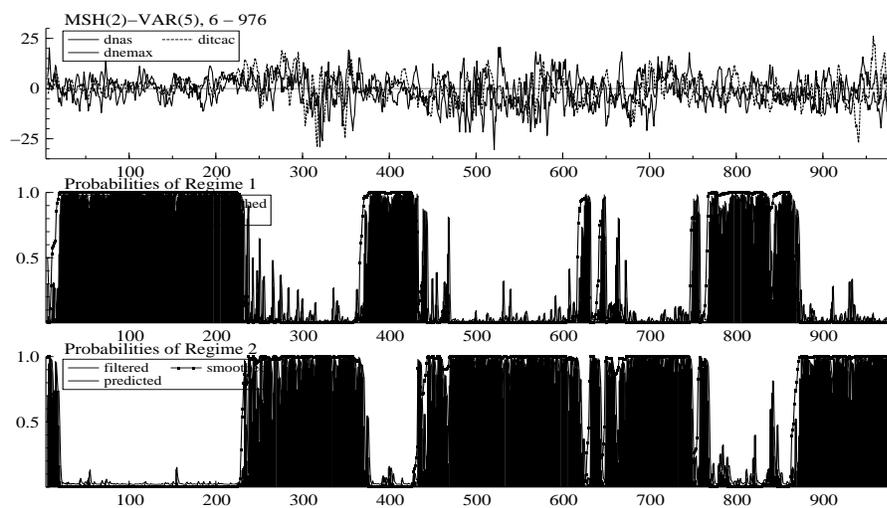


FIG. 4.13 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du MSVECM Multivarié pour les Rendements des Indices Technologiques

TAB. 4.3 – Durée et Probabilités de chacun des deux Régimes pour les Rendements des Indices Technologiques

	nObs	Prob.
Regime 1	412	0.4251
Regime 2	559	0.5749

La figure (4.13) montre les graphes des trois rendements des indices technologiques ainsi que les probabilités lissées d’être dans le régime 1 ou 2. Autour de l’observation 300, les trois rendements sont simultanément dans le régime 2 de haute volatilité, cette période correspond aux debuts de l’an 2000 et le commencement des turbulences liées à la bulle spéculative des nouvelles technologies. Ensuite, nous pouvons distinguer les différents changements de régimes simultanés des rendements suite à différents épisodes de tensions sur les marchés boursiers (les scandales de Enron, WorldCom, Vivendi Universal, etc).

Le tableau (4.3) montre le nombre d’observations appartenant au régime 1 et au régime 2, ainsi que les probabilités respectives d’appartenir à chacun des régimes et leurs durées. Les rendements sont dans un régime de haute volatilité 57,5% de l’échantillon (ce qui fait 559 observations). Nous pouvons également voir sur le graphe des probabilités lissées que les rendements sont simultanément dans le régime de haute volatilité plus souvent après l’an 2000 (la 300^{ème} observation).

TAB. 4.4 – Durée et Probabilités de chacun des deux Régimes pour les Rendements des Indices Traditionnels

	nObs	Prob.
Regime 1	2388	0.6340
Regime 2	1376	0.3660

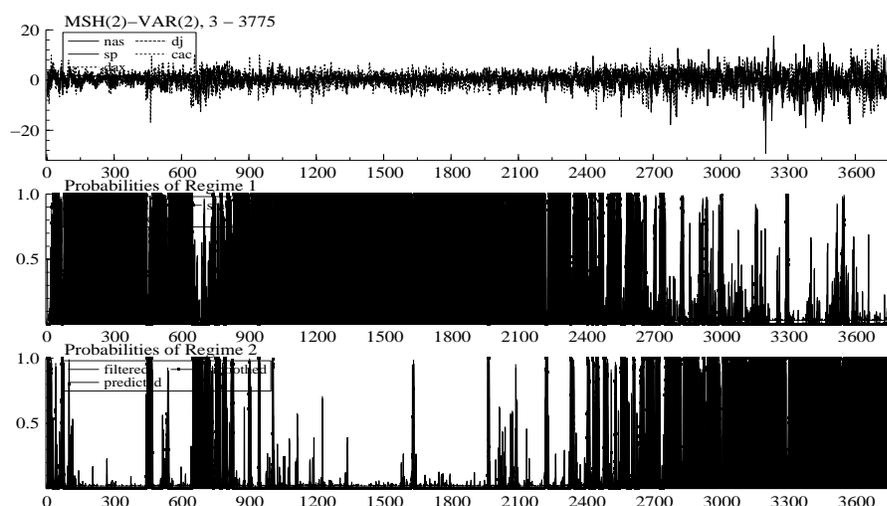


FIG. 4.14 – Graphes des Probabilités de Changement de Régime du MSVECM Multivarié pour les Rendements des Indices Traditionnels

La figure (4.14) montre les graphes des cinq rendements des indices traditionnels ainsi que les probabilités lissées issues de l'estimation du modèle MSVECM. Nous pouvons clairement voir qu'après la 2700^{ème} observations (correspondant au mois de Juin 1997) les indices sont simultanément dans un régime de haute volatilité. Nous pouvons également remarquer un "court" passage vers le régime de haute volatilité à la 800^{ème} observation, correspondant à l'année 1991 lors du premier conflit du Golf. La figure (4.15) montre les fonctions de réponses impulsionnelles qui dépendent du changement de régimes des rendements des indices technologiques.

La première ligne des graphes correspond à la réponse du rendement du NASDAQ-100 à un choc émis par lui-même dans le régime 1 et dans le régime 2, la deuxième ligne correspond à la réaction du rendement du IT.CAC au choc du rendement du NASDAQ-100 pour les deux régimes et la troisième ligne correspond pareillement, à

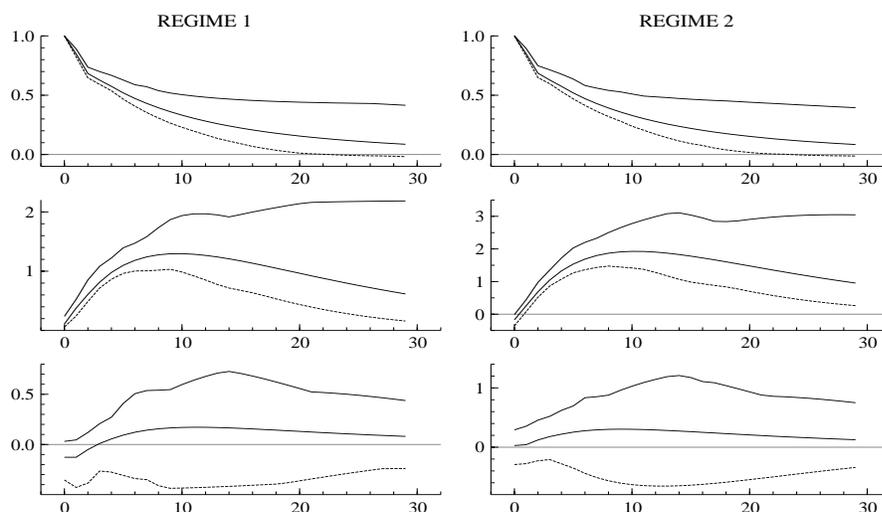


FIG. 4.15 – Graphes des Fonctions de Réponses Impulsionnelles à un Choc Provenant du NASDAQ100 sur le IT.CAC et le NEMAX

la réaction du NEMAX. Les deux courbes entourant les réponses représentent les intervalles calculés avec deux fois les écarts-type. Notons la différence d'échelle des graphes pour les deux régimes, ainsi nous pourrions bien remarquer que les réponses du IT.CAC (deuxième ligne du graphe) et du NEMAX (troisième ligne du graphe) sont plus violentes dans le deuxième régime de haute volatilité que le premier régime correspondant à l'état de basse volatilité. Ce comportement est explicable par le changement structurel du marché boursier, en effet depuis l'explosion de la bulle spéculative des nouvelles technologies, le marché boursier est devenu plus volatil¹⁰. Cette augmentation de volatilité a augmenté la sensibilité des spéculateurs aux fluctuations du marché. Puisque le marché boursier américain jouit d'une notoriété internationale assez importante, toute fluctuation sur ce marché entraîne une fluctuation aussi

¹⁰L'augmentation de la volatilité des marchés boursiers sera discutée avec plus de détails dans la quatrième partie de ce papier.

importante la plupart du temps sur les marchés européens. La transmission de ces chocs se fait d'une manière plus importante par temps de haute volatilité puisque les spéculateurs sont plus sensibles par peur des marges de perte plus importante que peut engendrer cette haute volatilité¹¹.

Le calcul des fonctions de réponses impulsionnelles n'a pas été possible pour les cinq rendements des indices traditionnels puisque l'algorithme de calcul de ces fonctions n'a pas convergé à cause du grand nombre de données, en présence de cinq variables.

La figure (4.16) montre les statistiques des erreurs issues du modèle MSVECM appliqué sur les rendements des trois indices technologiques, nous pouvons distinguer le corrélogramme, la densité spectrale, la densité et le QQ plot de ces erreurs contre celui d'une loi Gaussienne. Il est clair que ces erreurs sont toujours corrélées et ne suivent pas une loi Gaussienne.

Nous pouvons faire les mêmes remarques pour les erreurs issues de l'application du modèle MSVECM aux rendements des cinq indices traditionnels (figure 4.17).

Nous procédons par la suite à la modélisation des ces erreurs en utilisant un modèle DCC-MVGARCH afin d'examiner la volatilité des rendements des huit indices et les corrélations conditionnelles qui les relient.

4.4 Le Modèle DCC-MVGARCH

Le modèle DCC-MVGARCH, introduit par Engle and Sheppard (2001) diffère des autres spécifications MVGARCH. Dans le modèle DCC-MVGARCH, un modèle

¹¹Le co-mouvement et l'effet contagion entre les marchés boursiers américains et européens sont amplement discutés dans Suleimann, 2003a et Suleimann 2003b.

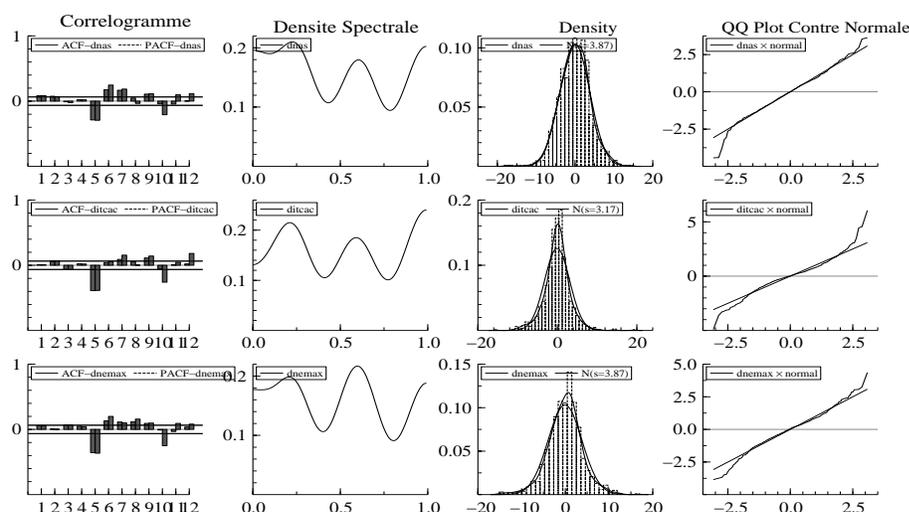


FIG. 4.16 – Corrélogramme, Densité Spectrale, Densité et QQ plot des Erreurs du MSVECM des Rendements Technologiques

GARCH univarié est estimé pour chacune des series étudiées (au lieu d'une estimation jointe dans le cas d'autres modèles MVGARCH). Ensuite les résidus standardisés issus de cette estimation sont utilisés afin d'estimer les coefficients de corrélation dynamiques. Cette approche permet un calcul simple des corrélations conditionnelles tout en gardant l'interprétation simple des modèles GARCH univariés. En effet, le modèle DCC-MVGARCH permet une économie de temps de calcul très importante en comparaison avec les modèles BEKK MVGARCH (Engle and Kroner, 1995), puisqu'il réduit considérablement le nombre de paramètres à estimer par rapport au modèle BEKK MVGARCH (32 paramètres pour le DCC-MVGARCH contre 65 paramètres pour le modèle BEKK MVGARCH dans le cas de cinq series).

Nous supposons avec le modèle DCC-MVGARCH, que les rendements (r_t) de k séries, ou bien les k résidus (ϵ_t) issus d'une première étape de modélisation, suivent

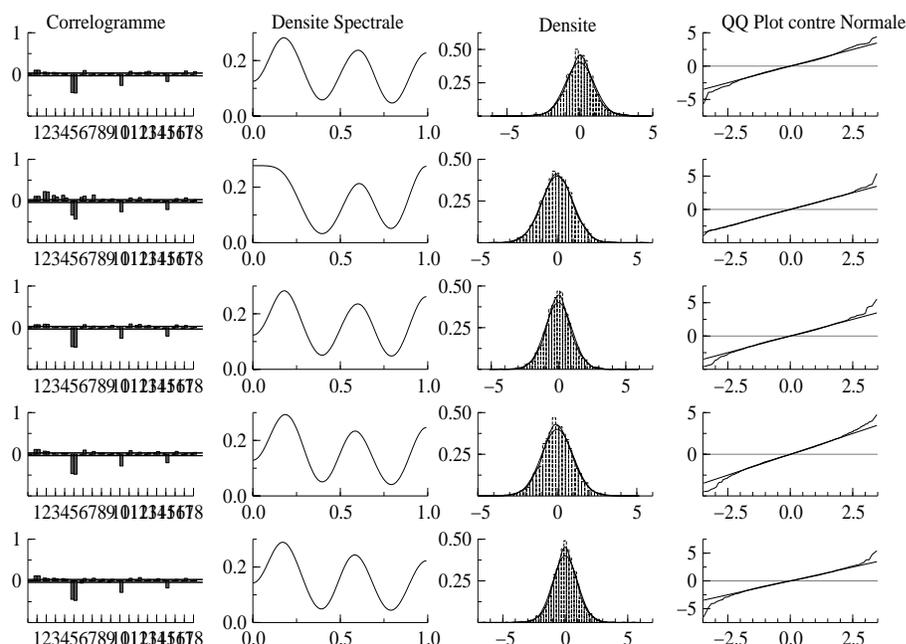


FIG. 4.17 – Correlogramme, Densité Spectrale, Densité et QQ plot des Erreurs du MSVECM des Rendements des Indices Traditionnels

une distribution gaussienne multivariée conditionnelle dont la moyenne est nulle et dont la matrice de covariance est notée H_t ¹², et les rendements peuvent avoir une moyenne nulle ou être des résidus d’une série filtrée (Engle et Sheppard, 2001) :

$$\epsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (4.4.1)$$

$$H_t \equiv D_t R_t D_t$$

où Ω_t est la matrice d’information disponible jusqu’à la date t . Les ϵ_t sont les résidus obtenus à partir du modèle MSVECM dans la section précédente, D_t est la

¹²L’hypothèse de normalité multivariée n’est pas nécessaire pour avoir des estimateurs consistents et asymptotiquement gaussiens. Lorsque les rendements ou les résidus ne sont pas gaussiens, l’estimateur DCC peut être interprété comme un estimateur de quasi-maximum de vraisemblance.

matrice diagonale de dimensions $K \times k$ des écarts-type dynamiques issus des différents modèles GARCH estimés où $\sqrt{h_{it}}$ est l'élément i de la diagonale et R_t est la matrice des corrélations variables avec le temps. La fonction de log-vraisemblance pour les résidus (ϵ_i) , $i \in \{1, 2, \dots, T\}$ peut être écrite comme suit :

$$\begin{aligned}
 L &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|H_t|) + \epsilon_t' H_t^{-1} \epsilon_t) \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|D_t R_t D_t|) + \epsilon_t' D_t^{-1} R_t^{-1} D_t^{-1} \epsilon_t) \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (k \log(2\pi) + \log(|D_t|) + \log(|R_t|) + \eta_t' R_t^{-1} \eta_t)
 \end{aligned} \tag{4.4.2}$$

où $\eta_t \sim N(0, R_t)$ sont les résidus de l'estimation et sont standardisés par leurs écarts-type conditionnels. Engle et Sheppard (2001) écrivent les éléments de D_t en tant que modèle GARCH univarié comme :

$$H_{it} = \omega_i + \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} \epsilon_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-p} \tag{4.4.3}$$

où H_{it} est la variance conditionnelle habituelle (voir Bollerslev, 1986) pour $i = 1, 2, \dots, k$ en imposant les restrictions GARCH usuels de non-négativité et stationnarité :

$$\sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip} + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-p} < 1. \tag{4.4.4}$$

La structure des corrélations dynamiques proposée est la suivante :

$$\begin{aligned}
Q_t &= (1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{n=1}^N \beta_n) \bar{Q} + \sum_{m=1}^M \alpha_m (\eta_t - m\eta'_{t-m}) + \sum_{n=1}^N \beta_n Q_{t-n} \\
R_t &= Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}
\end{aligned}
\tag{4.4.5}$$

où α et β sont considérés comme des poids, \bar{Q} est la covariance inconditionnelle des résidus standardisés issus de la première étape d'estimation du modèle DCC-MVGARCH et Q_t^* est la matrice diagonale composée de la racine carrée des éléments diagonaux, q_{ij} , de Q_t , et M et N sont les retards DCC à spécifier par le chercheur. L'élément typique de R_t aura la forme : $\rho_{ijt} = \frac{q_{ijt}}{\sqrt{q_{ii}q_{jj}}}$.

La figure (4.18) montre les graphes des variances et les covariances des résidus des indices technologiques. Ces graphes montrent de très grandes fluctuations, impliquant la très grande volatilité des marchés technologiques durant et après l'explosion de la bulle spéculative du marché boursier des nouvelles technologies. La figure (4.19) montre les graphes des corrélations conditionnelles dynamiques issues du modèle DCC-MVGARCH, entre les résidus des indices technologiques. Les traits horizontaux représentent les corrélations inconditionnelles¹³.

Il est clair que les corrélations conditionnelles dynamiques (figure 4.19) ne sont pas constantes en comparaison avec les corrélations inconditionnelles et sont affectées par les crises vécues sur le marché boursier.

La figure (4.20) montre les graphes de variances et covariances des résidus des cinq indices traditionnels. Nous pouvons distinguer clairement sur ces graphes les différentes crises vécues par les marchés boursiers au cours des dix dernières années.

¹³La corrélation inconditionnelle du IT.CAC et du NEMAX est confondues avec l'axe des abscisses.

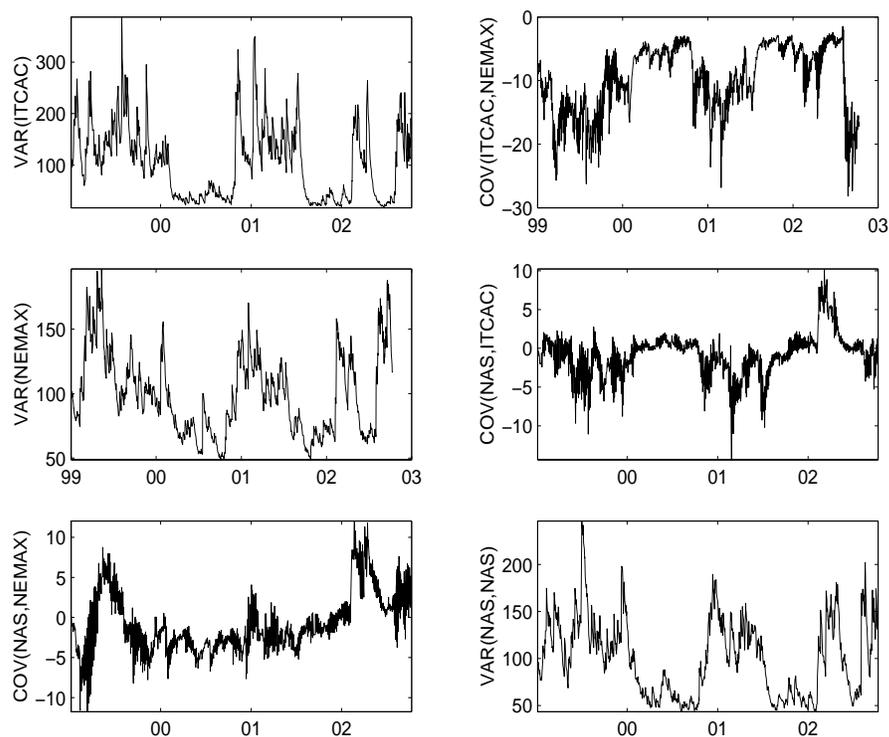


FIG. 4.18 – Graphes des Variances et Covariances des Résidus des Indices Technologiques

En effet, nous pouvons remarquer sur les cinq graphes, une augmentation de volatilité autour de l'année 1991 et qui correspond à la première guerre du Golf. Ensuite nous pouvons noter la période relativement calme entre les années 1992 et 1997, qui a précédé le début du retour du régime de haute volatilité dû à la crise asiatique en 1997. Cette volatilité n'a pas cessé d'augmenter avec la formation de la bulle spéculative boursière du marché des nouvelles technologies et qui fortement affecté les indices traditionnels. Cette volatilité très élevée est toujours présente et a même encore augmenté d'un cran avec la deuxième guerre du Golf d'Avril 2003.

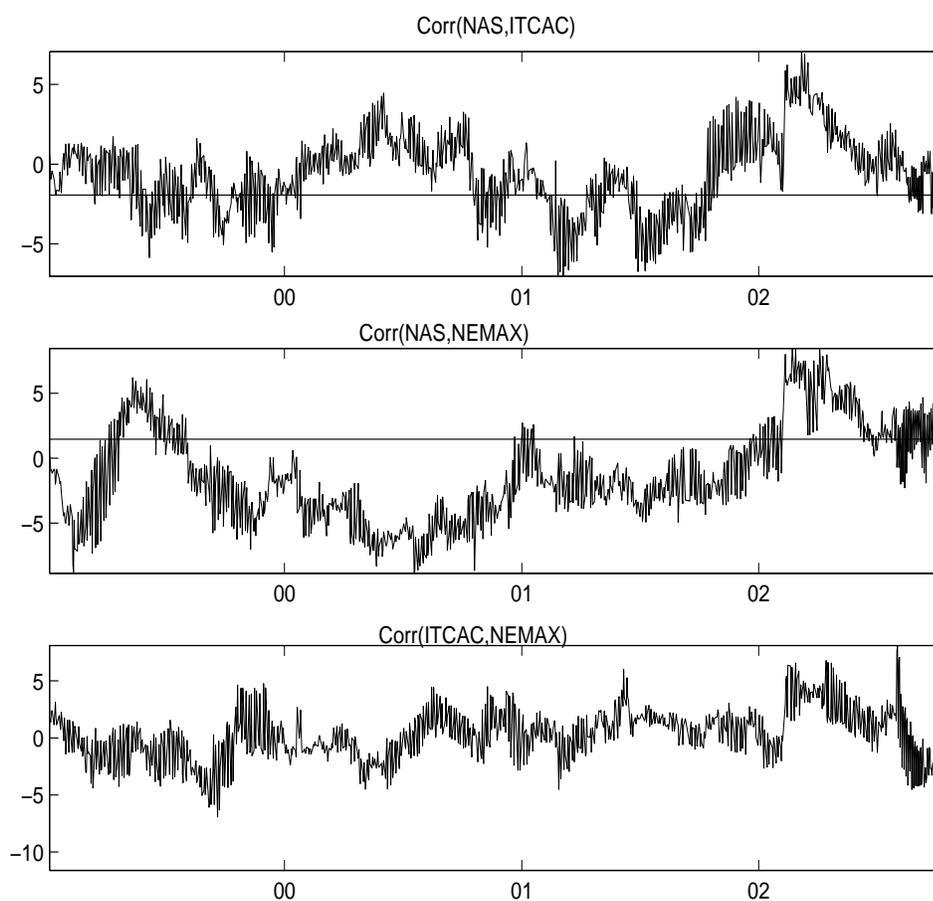


FIG. 4.19 – Graphes des Corrélations Conditionnelles Dynamiques des Résidus des Indices Technologiques

La figure (4.21) montre les graphes des corrélations conditionnelles dynamiques des résidus des indices traditionnels. De même, on remarque que pour les indices technologiques, que les corrélations ne sont pas constantes au cours du temps en comparaison avec les corrélations inconditionnelles représentées par les traits horizontaux.

Notons que les corrélations des indices européens (CAC40 et DAX) avec les indices américains, notamment le NASDAQ ont nettement augmenté au cours des trois

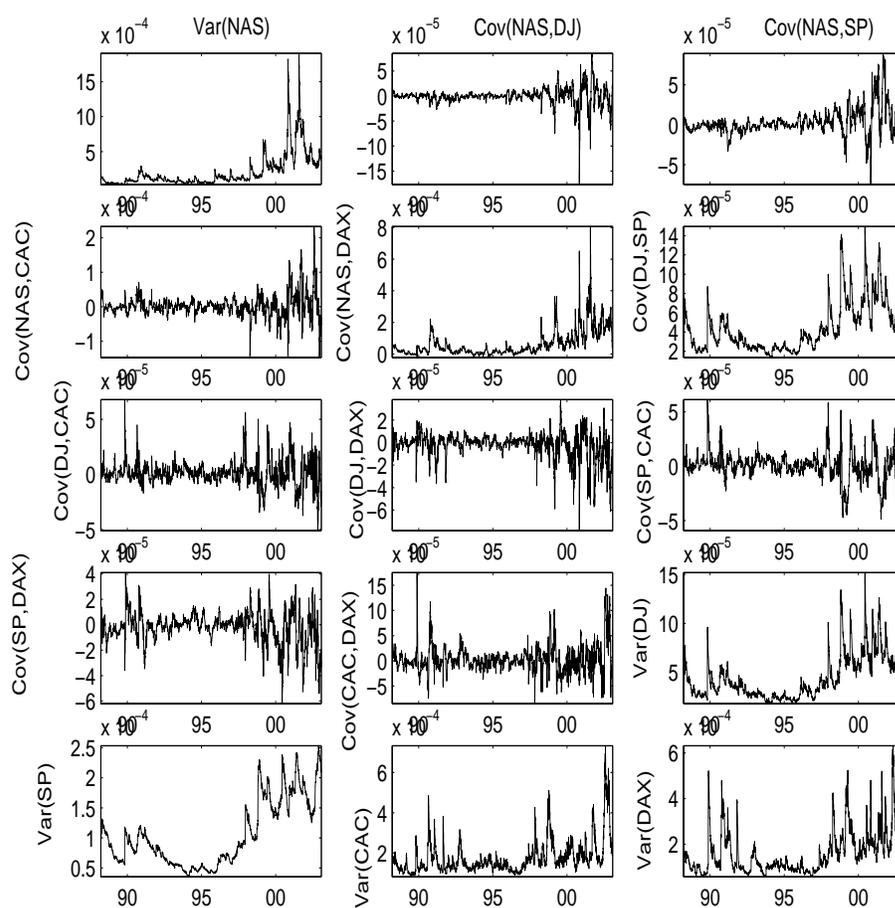


FIG. 4.20 – Graphes des Variances et Covariances des Résidus des Indices Traditionnels

dernières années.

Les huit résidus issus du modèle DCC-MVGARCH sont des bruits blancs. En effet, les tests de Lilliefors, Kolmogorove-Smirnov et Jarque-Bera acceptent tous l'hypothèse H_0 que les résidus sont des bruits blancs contre l'hypothèse H_1 qu'ils ne le sont pas, avec une probabilité de 99%. Cela indique que les huit séries étudiées sont

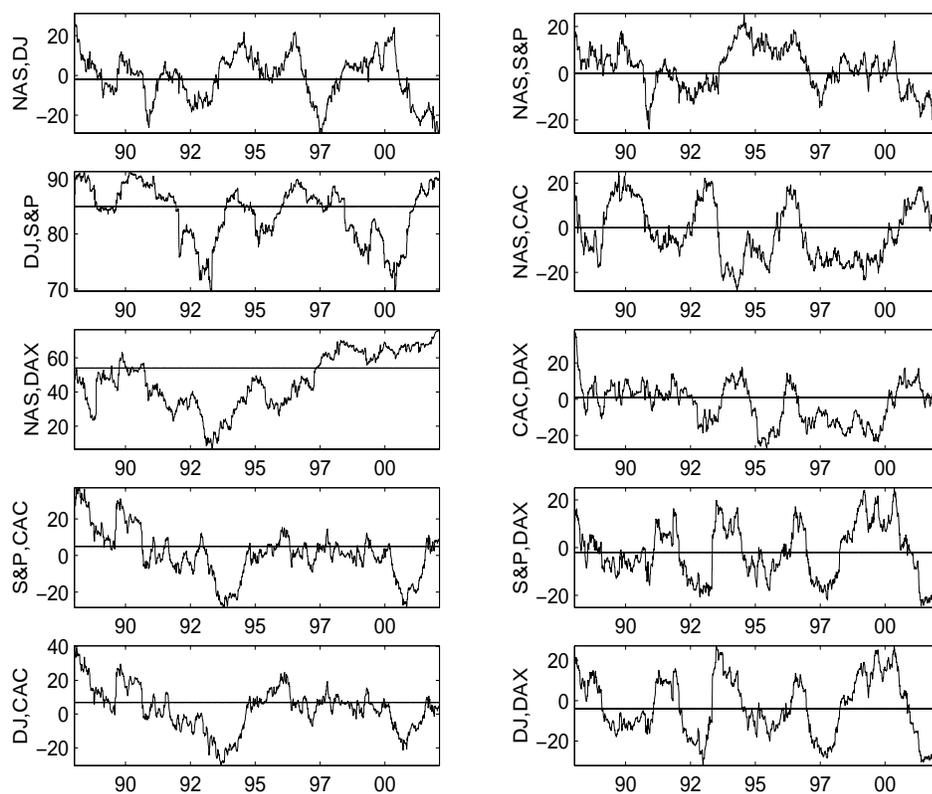


FIG. 4.21 – Graphes des Corrélations Conditionnelles Dynamiques des Résidus des Cinq Indices Traditionnels

correctement filtrées. Nous pouvons donc constater que ces séries contenaient un effet de changement de régime dans leurs variances, un effet de variance conditionnelle qui dépend du temps et des variances passées et un effet de corrélations conditionnelles dynamiques.

4.5 Conclusion

Dans ce papier nous avons étudié les rendements de trois indices boursiers de nouvelles technologies : NASDAQ-100, IT.CAC et NEMAX et de cinq indices boursiers traditionnels : NASDAQ, Dow Jones, Standard et Poor 500, CAC40 et DAX. Nous avons appliqué une méthodologie originale afin de modéliser ces rendements structurellement compliqués en utilisant deux types de modèles : MSVECM et DCC-MVGARCH. Ces modèles nous ont permis de trouver un changement de régime dans les variances de ces séries, ainsi que des variances conditionnelles qui dépendent du temps. Le modèle DCC-MVGARCH nous a également permis de détecter des corrélations conditionnelles dynamiques entre ces séries, dont le calcul est basé sur les matrices de variance-covariance.

L'application de cette méthodologie a permis de séparer et d'éliminer ces différents effets que ces séries contiennent, afin d'avoir à la fin des bruits blancs indépendants, ce qui indique que ces séries ont été correctement modélisées.

Bibliographie

- [1] Akaike, Hirotugu, 1976, "Canonical correlation analysis of time series analysis and the use of an information criterion", dans : Raman K. Mehra and Dimitri G. Lainiotis, eds, System identification : Advances and case studies (Academic Press, New York, NY).
- [2] Ang, A. and G. Bekaert (1998), "Regime Switches in Interest Rates," NBER Working Paper No. 6508.
- [3] Archer G. and Titterington D., (1995), "Parameter estimation for hidden Markov chains", Technical report, University of Glasgow, Department of Statistics.
- [4] Baillie, Richard T. and Ramon P. DeGennaro, (1990), "Stock returns and volatility", Journal of Financial and Quantitative Analysis 25, 203-214.
- [5] Bates, David S., (1991), "The crash of '87 : Was it expected ? The evidence from option markets", Journal of Finance 46, 1009-1044.
- [6] Bera, Anil K., Edward Bunnys and Hun Park, (1988), "Conditional heteroskedasticity in the markets model and efficient estimates of betas", Financial Review 23, 201-214.
- [7] Black, Fischer, (1976), "Studies of stock market volatility changes", 1976 Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics

Section, 177-181.

- [8] Bollerslev, Tim, (1987), "A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return", *Review of Economics and Statistics* 69, 542-547.
- [9] Bollerslev, Tim, Ray Y. Chou and Kenneth F. Kroner, (1992), "Arch modeling in Finance : A review of the theory and empirical evidence", *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- [10] Cai, J. (1994), "A Markov Model of Unconditional Variance in ARCH," *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 309-316.
- [11] Campbell, John Y., Andrew W. Lo and A. Craig MacKinlay, (1997), *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton University Press.
- [12] Cecconi, Massimiliano, Giampiero M. Gallo and Marco J. Lombardi, (2002), "GARCH-based volatility forecasts for market volatility indexes", working paper, Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Statistica.
- [13] Chaudhuri, K. and F. Klaassen (2000), "Have East Asian Stock Markets Calmed Down? Evidence from a Regime Switching Model," mimeo, University of Amsterdam.
- [14] Eichengreen, Barry, Andrew Rose and Charles Wyplosz (1996), "Contagious Currency Crisis", *Scandinavian Economic Review*, 98, 4, 463-84.
- [15] Edwards, Sebastian and Raul Susmel, (2001), "Volatility dependence and contagion in emerging equity markets", Working paper, IASE Seminar in Buenos Aires.

- [16] Engle, Robert (2002), "Dynamic Conditional Correlation - A Simple Class of Multivariate GARCH Models", Forthcoming, Journal of Business and Economic Statistics.
- [17] Engle, Robert F. and T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5, 1-50.
- [18] Engle, Robert F. and Chowdhury Mustafa, (1992), "implied ARCH models from Options Prices", *Journal of Econometrics*, 52, 289-311.
- [19] Engle, Robert and K. Kroner (1995), "Multivariate Simultaneous GARCH", *Econometric Theory* 11, 122-150.
- [20] Engle, Robert and Kevin Sheppard (2001), "Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", NBER Working Paper 8554.
- [21] Filardo, A.J. (1994), "Business-cycle phases and their transitional dynamics," *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 299-308.
- [22] Francq, Christian and Jean-Michel Zakoian, (1999), "Linear-Representation Based Estimation of Switching-Regime GARCH Models", Institut National de la Statistique and des Etudes Economiques papier no. 9957.
- [23] Franses, Philip Hans and Dick van Dijk, (2000), *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*, Cambridge University Press.
- [24] Gable, Jeff, Simon van Norden and Robert Vigfusson, (1995), "Analytical derivatives for Markov switching models", Working paper, Bank of Canada.
- [25] Glosten, L.R., R. Jagannathan, and D. Runkle (1993) On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Normal Excess Return on Stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.

- [26] Gray, S.F. (1996a), "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process", *Journal of Financial Economics*, 42, 27-62.
- [27] Gray, Stephen F. (1996b), "An Analysis of Conditional Regime-Switching Models", Working Paper, Fuqua School of Business, Duke University.
- [28] Hamilton, J. D. (1988), "Rational Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 385-423.
- [29] Hamilton, James D. (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle", *Econometrica*, 57, 357-384.
- [30] Hamilton, J.D. and Raul Susmel (1994), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime", *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.
- [31] Hamilton, James D. (1996), "Specification Testing in Markov-Switching Time Series Models," *Journal of Econometrics*, 70, 127-157.
- [32] Hamilton, James D. and Gang Lin, (1996), "Stock market volatility and the business cycle", UCSD Economics Discussion Papers, no. 96-18, University of California at San Diego, Department of Economics.
- [33] Hamilton, James D., (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- [34] Kim, Chang-Jin and Charles R. Nelson, (1999), *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press.
- [35] Klaassen, F. (2002), "Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH," *Empirical Economics*, 27, 363-394
- [36] Krolzig, Hans-Martin, (1997), *Markov-Switching Vector Autoregressions*, Springer.

- [37] Lamoureux, Christopher.G. and William.D. Lastrapes, (1990), "Persistence in Variance, Structural Change, and the GARCH Model," *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 225-234.
- [38] Lamoureux, Christopher.G. and William.D. Lastrapes, (1993), "Forecasting stock return variance : toward an understanding of stochastic implied volatilities", *Review of Financial Studies*, 5, 293, 326.
- [39] Masson, P. (1998), "Contagion : Monsoonal Effects, Spillovers and Jumps Between Multiple Equilibria", IMF Working Paper 98/142.
- [40] Mullainathan, S., "A Memory Based Model of Bounded Rationality", M.I.T. *Mimeo*.
- [41] Nelson, Daniel B. (1991) "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach," *Econometrica*, 59, 347-370.
- [42] Nelson, Charles R., Richard Startz and Christopher M. Turner, (1989), "A Markov model of heteroskedasticity, risk, and learning in the stock market", *Journal of Financial Economics* 25, 3-22.
- [43] Pagan, A.R. and G.W. Schwert (1990), "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," *Journal of Econometrics*, 45, 267-290.
- [44] Ramchand, L. and R. Susmel (1998), "Volatility and cross correlation across major stock markets," *Journal of Empirical Finance*, Vol.5, 397-416.
- [45] Schaller, Huntley and Simon van Norden, (1994), "Speculative behaviour, regime-switching, and stock market crashes", Working paper, Bank of Canada.
- [46] Schwert, G. William, (2002), "Stock volatility in the new millennium : how wacky is NASDAQ?", *Journal of Monetary Economics* 49, 3-26.

- [47] Schwert, G. William, (1989), "Why does StockMarket Volatility Change over Time?" *Journal of Finance*, 44, 1115-1153.
- [48] So, M., K. Lam and W. Li (1998), "A Stochastic Volatility Model With Markov Switching," *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 244-53.
- [49] Suleimann, Ryan (2002), "The Contagion Effect Between the Volatilities of the NASDAQ-100 and the IT.CAC : A Univariate and a Bivriate Switching Approach", M.O.R.A. working paper No 02-2002.
- [50] Susmel, Raul (2000), "Switching Volatility in International Equity Markets," *International Journal of Economics and Finance*.
- [51] Teräsvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of The American Statistical Association*, 89, 208–218.
- [52] Timmermann, A. (2000), "Moments of Markov Switching Models," *Journal of Econometrics*, 96, 75-111.
- [53] van Norden, Simon and Robert Vigfusson, (1996a), "Can regime-switching tests detect bubbles?", Working paper, Bank of Canada.
- [54] van Norden, Simon and Robert Vigfusson, (1996b), "Regime-switching models : a guide to the Bank of Canada Gauss precedures", Working paper, Bank of Canada.
- [55] Zakoian, J.-M. (1994), "Threshold Heteroskedastic Models", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931-955.

Chapitre 5

Comparaison entre les Copules et les Modèles DCC-MVGARCH : Calcul de la VaR

1

¹Ce chapitre a fait l'objet d'un article écrit avec Mr Cyril CAILLAULT (ENS et Dexia) et à paraître en note de recherche MORA à l'Ecole Normale Supérieure. Le titre de l'article est le suivant : VaR Calculation Using The DCC-MVGARCH and The Copulas Methods : A Comparison.

5.1 introduction

Dans ce chapitre, nous arrivons au calcul du risque d'investissement dans le secteur IT. En effet, afin de déterminer ce risque d'investissement, nous avons déterminé les structures et les dynamiques des volatilités des indices et leurs corrélations. Cela nous permet ainsi de mieux calculer et contrôler le risque d'investissement.

Nous nous intéressons donc, au calcul de la valeur à risque (VaR) sur un portefeuille constitué des indices NASDAQ-100 et IT.CAC. Notre approche consistera à obtenir cette valeur l'aide d'un calcul théorique issu de la modélisation DCC-MVGARCH, similaire à celle des chapitres 2 et 3 et de simulations de Monte Carlo issues de la distribution jointe des résidus du modèles VAR sur ces deux indices.

Le chapitre est organisé comme suit : dans la première section nous présenterons les statistiques descriptives des séries étudiées. La deuxième section fera un rappel des copules et exposera la méthodologie utilisée pour calculer la VaR ainsi que le calcul de cette VaR. La dernière partie de ce chapitre présentera l'estimation du modèle DCC-MVGARCH ainsi que le calcul de la VaR en utilisant les covariances estimées à partir de ce modèle.

5.2 Statistiques Descriptives des Séries

Les deux séries travaillées dans ce chapitre sont les résidus issus d'un modèle VAR à deux variables. En effet, nous utilisons le modèle VAR pour filtrer les linéarités des deux rendements hebdomadaires du NASDAQ-100 et du IT.CAC. Nous utilisons les résidus des deux rendements afin d'examiner leurs non-linéarités, notamment leurs volatilités et leurs corrélations. Dans cette section nous exposons les statistiques

descriptives des deux séries. Le tableau (5.1) montre le résumé de ces statistiques.

TAB. 5.1 – Statistiques Descriptives des 2 Séries

	residNASDAQ	residITCAC
Moyenne	-1.13E-08	-7.50E-08
Médiane	3.348119	-1.769521
Maximum	361.2756	457.7877
Minimum	-318.3111	-348.7847
Ecart-Type	74.58141	59.16353
Asymétrie	-0.085503	0.050593
Kurtosis	5.639866	13.34475
Jarque-Bera	283.716	4338.935
Probabilité	0	0

Il est clair que les deux séries sont symétriques et centrées (moyennes nulles), mais présentent un niveau élevé de kurtosis, une caractéristique classique des données boursières. Le test de Jarque-Bera indique que les séries ne suivent pas une loi gaussienne.

TAB. 5.2 – Test de Dickey-Fuller Augmenté pour les 2 Séries

Hyp. Nulle : RESIDNAS a une racine unit.		t-Stat.	Prob.*
Stat. ADF		-31.1465	0
Valeur Critique :	1% level	-3.43686	
	5% level	-2.8643	
	10% level	-2.56829	
Hyp. Nulle : RESIDITCAC a une racine unit.		t-Stat.	Prob.*
Stat. ADF		-32.2173	0
Valeur Critique :	1% level	-3.43686	
	5% level	-2.8643	
	10% level	-2.56829	

Le test de Dickey-Fuller (tableau (5.2)) montre que les deux séries sont stationnaires en tendance et ne présentent pas de racines unitaires.

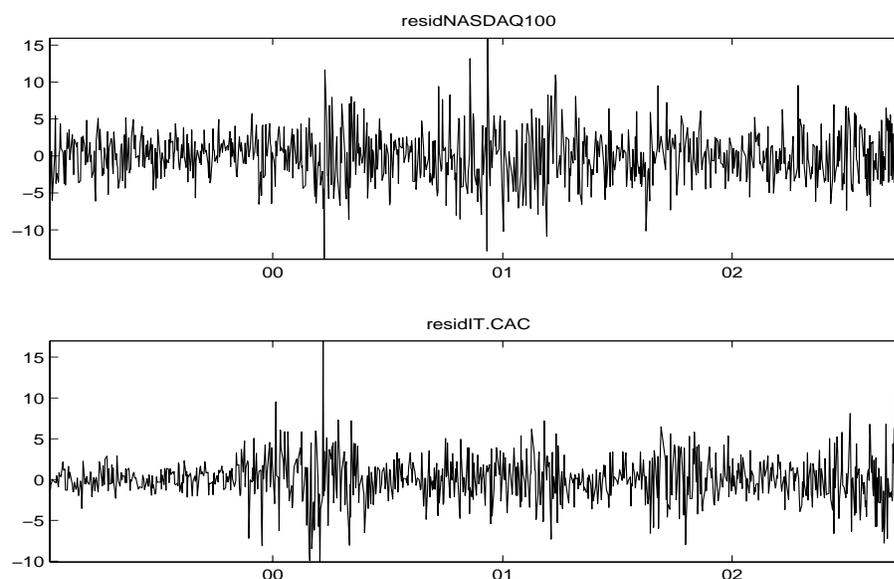


FIG. 5.1 – Dynamic conditional correlations for the three indexes

La figure (5.1) montre les graphes des deux séries. Nous pouvons voir les concentrations de volatilité sur les deux graphes à différents points du temps, notamment entre 2000 et 2001. Comme ça a été discuté précédemment, cette augmentation de volatilité est due à la crise des Nouvelles Technologies qui a affecté tous les secteurs de l'économie.

Les résultats sont donnés ci dessous :

1. $P_1 : a_1 = a_2 = 1/2$ La VaR 7 jours à 95% vaut -3.20% .
2. $P_2 : a_1 = -1, a_2 = 1$ La VaR 7 jours à 95% vaut -5.17% .
3. $P_3 : a_1 = 1/3, a_2 = 2/3$ La VaR 7 jours à 95% vaut -3.37% .

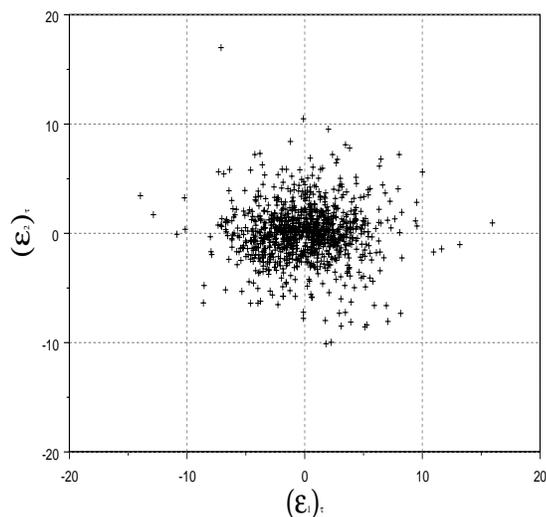


FIG. 5.2 – Scatter plot des couples $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$.

4. $P_1 : a_1 = 2/3, a_2 = 1/3$ La VaR 7 jours à 95% vaut -3.21% .

5.3 Le Modèle DCC-MVGARCH et le Calcul de la VaR

Dans cette section, nous modélisons les deux séries en utilisant un modèle DCC-MVGARCH qui suit une distribution de Student. Ensuite nous calculons la valeur à risque (VaR) de différents portefeuilles composés des deux indices, en utilisant les variances-covariances estimées avec le modèle DCC-MVGARCH et nous comparons les VaR estimées avec des corrélations inconditionnelle et dynamique (les corrélations dynamiques sont issues du modèle DCC-MVGARCH).

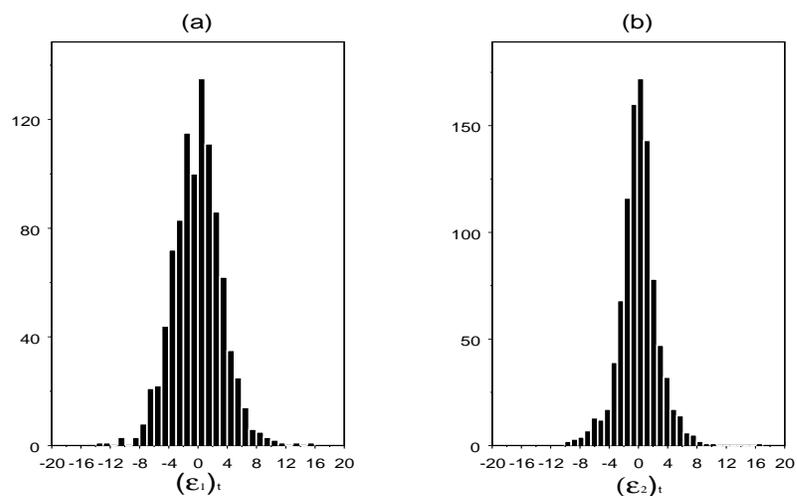


FIG. 5.3 – Histogrammes : (a) $(\epsilon_1)_t$, (b) $(\epsilon_2)_t$.

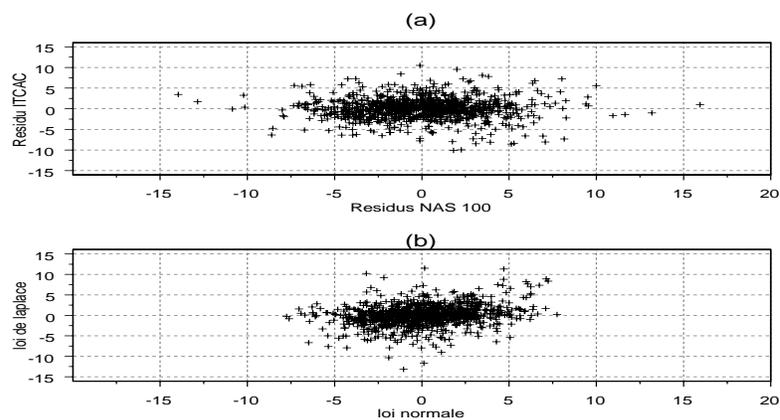


FIG. 5.4 – (a) Réel, (b) Simulé.

5.3.1 Ajustement du Modèle DCC-MVGARCH aux Séries Etudiées

Nous allons utiliser ici, le modèle DCC-MVGARCH introduit dans le chapitre 3. Dans ce chapitre, nous supposons que la loi conditionnelle du bruit ϵ_t est une loi de

Student à n degrés de liberté.

Le tableau (5.3) donne les estimateurs des paramètres du modèle DCC-MVGARCH (suivant une loi de Student) pour les deux séries étudiées. Notons la persistance très élevée des paramètres GARCH pour les deux séries indiquant l'effet de changement de régime que les deux séries contiennent.

TAB. 5.3 – Paramètres Estimés du Modèle DCC-MVGARCH pour les 2 Séries

	Alpha	Beta
NASDAQ-100	0.02 (2.60E-06)	0.97 (0.04)
IT.CAC	0.03 (1.30E-05)	0.95 (0.06)

La figure (5.5) montre les graphes des variances et de la covariance des deux séries. Nous pouvons voir l'augmentation des volatilités des séries autour de l'an 2000. Nous pouvons également noter qu'avant l'an 2000, la covariance des deux indices était nettement moins volatile qu'après, cela intervient suite à la crise du marché des Nouvelles Technologies discutée précédemment.

La turbulence des deux indices se reflète également sur le graphe des corrélations conditionnelles dynamiques (figure (5.6)).

Nous constatons sur le graphe des corrélations conditionnelles dynamiques et en comparaison avec le coefficient de corrélation inconditionnel (représenté par la ligne horizontale et égale à -0.0077) que ces corrélations ne sont pas constantes. En effet, si nous ne considérons que la corrélation inconditionnelle des deux indices, nous sous-estimons la corrélation qui existe entre eux. L'effet de ce fait se reflète également sur le calcul de la VaR dans la section suivante.

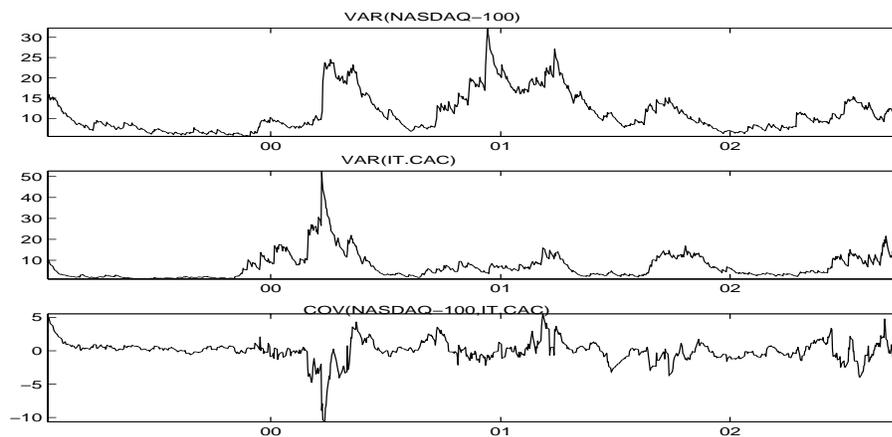


FIG. 5.5 – Graphes des Variance et Covariance du NASDAQ-100 et IT.CAC

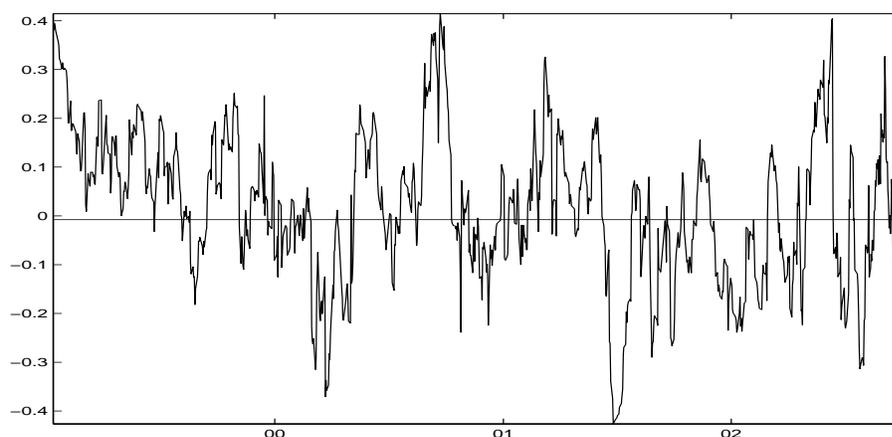


FIG. 5.6 – Graphe des Corrélations Conditionnelles Dynamiques du NASDAQ-100 et IT.CAC

5.3.2 Calcul de la VaR

Dans cette section, nous calculons la VaR en utilisant différentes combinaisons des indices et cela dans deux cas distincts : avec le coefficient de corrélation inconditionnel et avec les corrélations conditionnelles dynamiques estimées précédemment dans le

chapitre 2. Celle-ci s'écrit comme suit :

$$VaR_t = 1.65 \sqrt{(\omega^2 H_{11,t} + (1 - \omega)^2 H_{22,t} + 2(\omega(1 - \omega)\hat{\rho} \sqrt{H_{11,t}H_{22,t}})} \quad (5.3.1)$$

où le coefficient 1.65 est employé afin d'avoir une VaR à 95%, ω et $1 - \omega$ représentent les poids de chacun des indices dans le portefeuille, $H_{11,t}$ et $H_{22,t}$ sont les matrices des variances des indices (calculées à l'aide du modèle DCC-MVGARCH dans la section précédente) et $\hat{\rho}$ est le coefficient de corrélation inconditionnelle entre les deux séries.

Dans le cas des coefficients de corrélations conditionnelles dynamiques, nous utiliserons l'expression suivante de la VaR :

$$VaR_t = 1.65 \sqrt{(\omega^2 H_{11,t} + (1 - \omega)^2 H_{22,t} + 2(\omega(1 - \omega)\hat{\rho}_t \sqrt{H_{11,t}H_{22,t}})} \quad (5.3.2)$$

où l'indice t du coefficient de corrélation indique la présence de corrélations dynamiques.

Nous calculerons la VaR dans le cas de trois portefeuilles : un portefeuille aux poids égaux $\omega = 0.5$ et $1 - \omega = 0.5$, un portefeuille *hedge* (portefeuille risqué) aux poids $\omega = 1$ et $1 - \omega = -1$ et un troisième portefeuille aux poids $\omega = \frac{1}{3}$ et $1 - \omega = \frac{2}{3}$ (et le cas inverse).

La figure (5.7) montre les graphes d'un portefeuille aux poids (0.5, 0.5) et la courbe en pointillé représente la VaR aux corrélations dynamiques. Il est clair que les deux VaR sur cette figure sont assez proches, mais présentent des différences lors de fortes fluctuations des séries, c'est à dire dans le cas de fortes chutes ou de fortes augmentations.

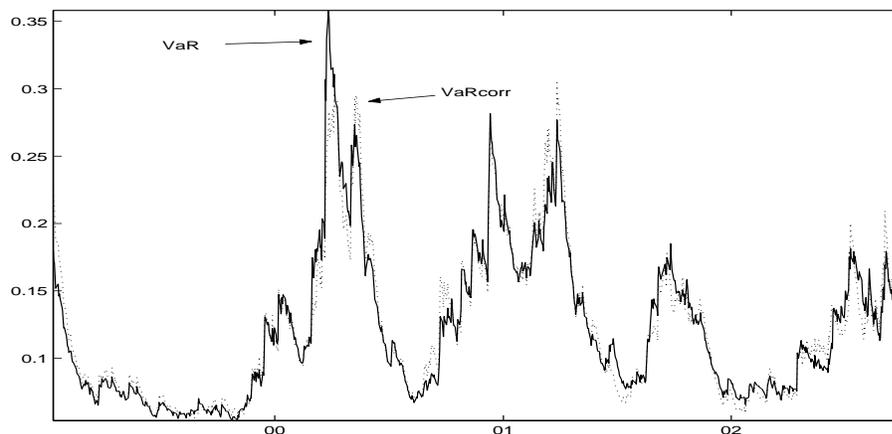


FIG. 5.7 – Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 0.5, 0.5

Les graphes des autres VaR pour différents poids montrent le même résultat (voir figures 5.8 et 5.9). En revanche, les graphes des VaR pour le portefeuille risqué (hedge portfolio aux poids 1 et -1), montrent les plus grands écarts entre celle aux corrélations inconditionnelle et corrélations dynamiques (figure (5.9)). En effet, dans le cas d'un portefeuille risqué, la VaR prend des valeurs supérieures aux autres cas.

Par conséquent, les différences qui peuvent exister entre la VaR à corrélation inconditionnelle et celle aux corrélations dynamiques s'élargissent et augmentent donc le risque de perte d'argent, puisque la VaR à corrélation inconditionnelle est sous-estimée par rapport à la deuxième VaR (voir figure (5.9)). Notons que le calcul de la VaR en utilisant les corrélations dynamiques issues du modèle DCC-MVGARCH est une approche originale.

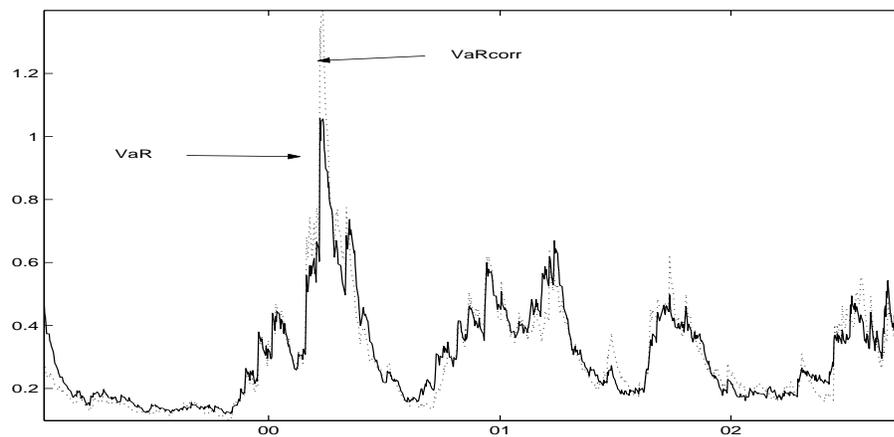


FIG. 5.8 – Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 1, -1

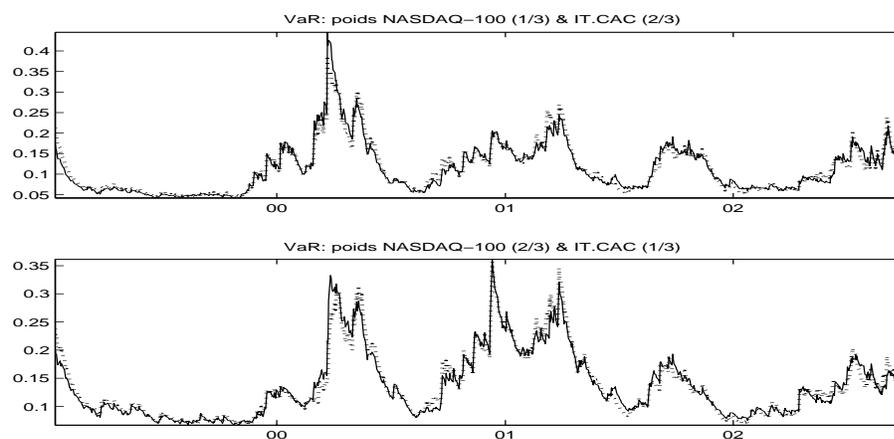


FIG. 5.9 – Comparaison de Graphes des VaR aux Poids 1/3, 2/3

5.3.3 Calcul de la VaR par une Approche non-Paramétrique : Les Copules

Pour les deux résidus des indices NASDAQ-100 et IT.CAC, nous allons ajuster, en utilisant la notion des copules, pour lesquelles on renvoie à Joe (1997) et Nelsen

(1994) la meilleure copule des variables aléatoires.

Pour cela, nous avons ajusté, par maximum de vraisemblance (voir Caillault et Guégan, 2003, pour plus de détails), la meilleure copule, sur les résidus des indices, notés ϵ_1 et ϵ_2 , au sens du critère d'Akaike. Cette copule fut choisie parmi les copules de Gumbel, de Clayton, de Joe et de Student, car le couple (ϵ_1, ϵ_2) présente de la dépendance supérieure (voir figure 5.10 et voir Suleimann et Caillault, 2003, pour une présentation détaillée de ce résultat).

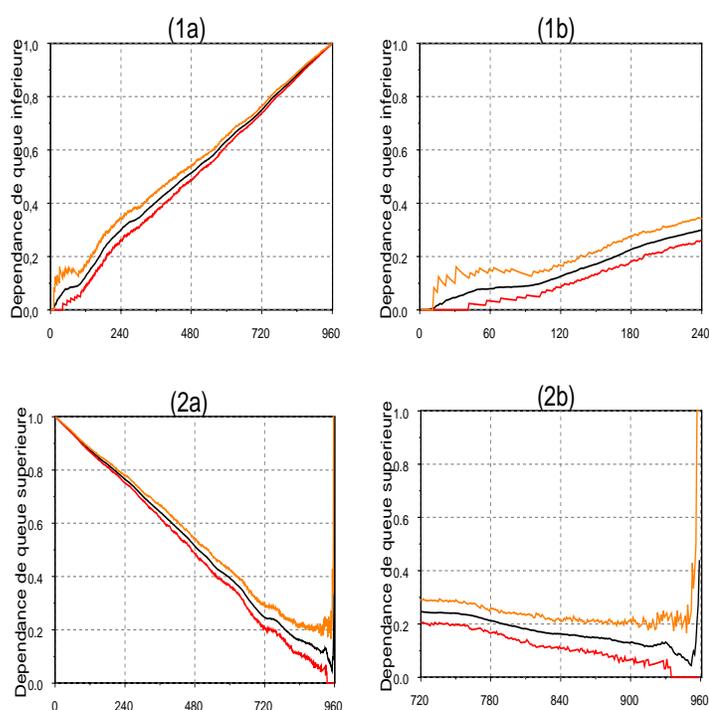


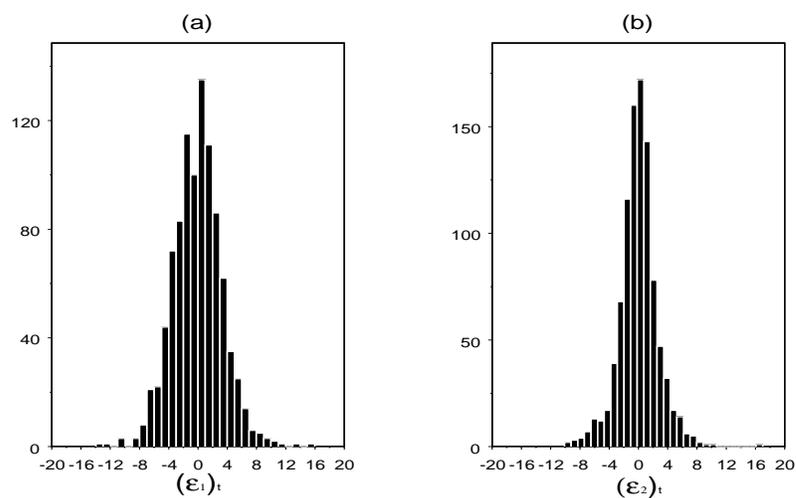
FIG. 5.10 – Moyenne, borne supérieure et borne inférieure de la distribution issue du bootstrap pour chaque $i \in \{0, \dots, N\}$. (1a) représente la dépendance de queue inférieure de $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$ et (1b) est un zoom de (1a) dans un voisinage de 0. De même (2b) est un zoom de la dépendance de queue supérieure en (2a) dans un voisinage de 1.

TAB. 5.4 – Les VaR Calculées pour les Différents Portefeuilles

	VaR à 7 jours à 95%
$P_1 : a_1 = a_2 = 1/2$	-3.20%
$P_2 : a_1 = -1, a_2 = 1$	-5.17%
$P_3 : a_1 = 1/3, a_2 = 2/3$	-3.37%
$P_4 : a_1 = 2/3, a_2 = 1/3$	-3.21%

Les résultats de l'ajustement sont donnés dans le tableau (5.5). On remarque que la meilleure copule est celle de Gumbel. C'est celle-là que nous allons utiliser pour calculer la VaR des divers portefeuilles introduits précédemment.

Pour illustrer notre démarche, on donne les figures (5.11) et (5.12), ainsi que les VaR calculées par simulation à l'aide de la méthode de Monte-Carlo, en utilisant la loi de Gumbel (tableau 5.4).

FIG. 5.11 – Histogrammes : (a) $(\epsilon_1)_t$, (b) $(\epsilon_2)_t$.

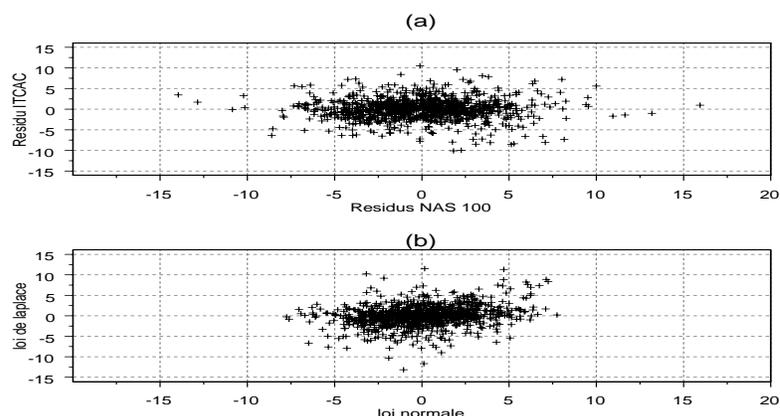


FIG. 5.12 – (a) Réel, (b) Simulé.

<i>Copula</i>	<i>Paramètre</i>		<i>s.e</i>	<i>AIC</i>
Gumbel	1.170		0.016	-159.67
S Clayton	0.214		0.034	-67.12
Joe	1.132		0.019	-98.43
t	0.080	3.262	0.039 0.452	-107.18

TAB. 5.5 – Estimation des paramètres, erreur standard et critère d’Akaike pour chaque copules ajustées au couple $((\epsilon_1)_t, (\epsilon_2)_t)$. Les erreurs standards sont calculés l’aide de la méthode de Jackknife (30 points sur 961 sont omit chaque calculs). Le premier paramètre de la copule de Student est le coefficient de corrélation linéaire et le second est le nombre de degré de liberté.

5.3.4 Comparaison entre les VaR Calculées par les Copules et par le Modèle DCC-MVGARCH

La comparaison des deux méthodes de calcul de la VaR, par le modèle DCC-MVGARCH et copules nous amène à conclure que ces deux méthodes sont complémentaires. En effet, la méthode des copules (à partir de la loi de Gumble) permet de calculer une

VaR pour tout l'échantillon étudié, tandis que les covariances et les corrélations du modèle DCC-MVGARCH permettent de calculer une VaR à chaque instant. Cette dernière méthode est utile lors du "day-trading", tandis que la méthode des copules est utile pour l'évaluation globale du risque d'un portefeuille. Notons que la différence d'ordre de grandeur des VaR calculée à partir de ces deux méthodes est dûe à la différence des distributions employées dans chacun des deux cas. Par exemple, la VaR donnée dans le tableau (5.4) est au plus de l'ordre de 5%, tandis que l'évolution de la VaR observée dynamiquement arrive à un maximum de 1.4%.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons comparé deux méthodes de calculs de la VaR : la méthode des covariances-corrélations du modèle DCC-MVGARCH et la méthode des copules. Nous trouvons que ces deux méthodes sont complémentaires et permettent une vision à la fois globale et détaillée du risque d'un investissement.

La combinaison de ces deux méthodes de calcul ne permet pas pour le moment de comparer des portefeuilles composés de plus que deux actifs. En effet, les copules pour $n > 2$ est soumise à des contraintes techniques en cours de travail en ce moment. Mais ces deux méthodes sont capables de représenter la complexité du risque d'investissement encouru, malgré les grandes fluctuations que subissent les marchés boursiers en ce moment.

Bibliographie

- [1] Breymann,W.,A.Dias,and P.Embrechts (2003), "Dependence structures for multivariate high-frequency data in finance" to appear in Quantitative Finance.
- [2] Caillault,C.,and D.Guégan (2003), "Empirical estimation of tail dependence using copulas. application to asian markets", M.O.R.A Working Paper No 05-2003.
- [3] Cambanis,S.,S.Huang,and G.Simons (1981), "On the theory of elliptical contoured Distributions ", Journal of Multivariate Analysis 11, 368-385.
- [4] Deheuvels, P. (1979), " La fonction de dépendance empirique et ses propriétés - un test non paramétrique d'indépendance ", Académie Royale de Belgique, Bulletin de la classe des sciences, Série 65, 274-292.
- [5] Engle, Robert F. and T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", Econometric Reviews, 5, 1-50.
- [6] Engle, Robert and K. Kroner (1995), "Multivariate Simultaneous GARCH", Econometric Theory 11, 122-150.
- [7] Engle, Robert and Kevin Sheppard (2001), "Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", NBER Working Paper 8554.

- [8] Fang, H.-B., K.-T. Fang, and S. Kotz (2002), "The meta-elliptical distributions with given Marginals", *Journal of Multivariate Analysis* 82, 1-16.
- [9] Genest, C., K. Ghoudi, and L.-P. Rivest (1995), "A semiparametric estimation procedure for dependence parameters in multivariate families of distributions", *Biometrika* 82, no.3, 543-552.
- [10] Genest, C., and R.-J. MacKay (1986b), "Copules archimédiennes et familles de lois bidimensionnelles dont les marges sont données", *Canadian Journal of Statistics* 14, 145-159.
- [11] Genest, C., and R.-J. MacKay (1993), "Statistical inference procedures for bivariate archimedean copulas", *Journal of the American Statistician Association* 88, 1034-1043.
- [12] Hamilton, J.D. and Raul Susmel (1994), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime", *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.
- [13] Joe, H. (1997), "Multivariate models and dependence concepts", Chapman et Hall, London.
- [14] Krolzig, Hans-Martin, (1997), *Markov-Switching Vector Autoregressions*, Springer.
- [15] Nelsen, R. (1994), *An introduction to copulas*, Springer, New York, (1999).
D. Oakes, Multivariate survival distribution *Journal of Nonparametric Statistics* 3, 343-354.
- [16] Schwert, G. William, (2002), "Stock volatility in the new millennium : how wacky is NASDAQ?", *Journal of Monetary Economics* 49, 3-26.
- [17] Schwert, G. William, (1989), "Why does Stock Market Volatility Change over Time?" *Journal of Finance*, 44, 1115-1153.

- [18] Shih, J.H., and T.A. Louis (1995), "Inferences on the association parameter in copula models for bivariate survival data", *Biometrics* 51, 1384-1399.
- [19] Sklar, A. (1959), "Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges", *Publications de l'Institut de Statistique de L'Université de Paris* 8, 229-231.
- [20] Suleimann, R. et C. Caillault (2003), "VaR Calculation Using The DCC-MVGARCH and The Copulas Methods : A Comparison", à paraître en note de recherche MORA.

Conclusion

Suite aux fluctuations très brutales sur les places boursières internationales, les discussions et les recherches sur le risque d'investissement et sa mesure ont largement augmenté. En effet, la bulle spéculative des Nouvelles Technologies et les conséquences de son éclatement a changé la structure des marchés boursiers, notamment en volatilité. Par conséquent la structure du risque d'investissement a également changé. La détermination du risque d'un portefeuille dépend de deux facteurs principaux : les covariances des actifs composants ce portefeuille ainsi que leurs corrélations. Donc la détermination précise de ces deux facteurs est essentiel pour la mesure précise du risque d'investissement. Mais avec les fluctuations et le changement structurel des marchés boursiers, la détermination des covariances (donc les volatilités) et les corrélations des actions boursières est devenue plus compliquée et les modèles existants échouent dans cet exercice.

Dans ce travail, nous avons déterminé que les marchés boursiers ont changé de régime et que leurs volatilités ont largement augmenté par rapport aux autres crises vécues auparavant. Ensuite, nous avons introduit une méthodologie originale qui a permis d'estimer les volatilités de huit indices boursiers majeurs et de déterminer les interactions qui existent entre eux. Cette détermination nous a ensuite permis de calculer le risque d'investissement en utilisant les volatilités et les corrélations dont les structures ont été déterminées précédemment.

Nous comparons la mesure de risque que nous obtenons avec une mesure de risque obtenue à l'aide des copules et nous trouvons que les deux mesures de risque obtenues sont complémentaires. La méthode des copules reste limitée par le nombre d'actifs

du portefeuille étudié ($n \leq 2$). Nos travaux futures concerneront la comparaison entre les deux méthodes ci-dessus pour un plus grand nombre d'actifs ($n > 2$). De plus, nous utiliserons le modèle DCC-MVGARCH pour mesurer les volatilités et les corrélations dynamiques d'un nombre de portefeuilles typiques des marchés boursiers et nous comparerons nos résultats, notamment nos prévisions à celles des sociétés d'investissement.

Annexe A

Annexe du Chapitre 1

A.1 Résultats des Estimations

Note : Le nombre de paramètres pour les estimations GARCH n'inclut pas l'estimateur initial de la variance $\hat{\sigma}^2$. Le nombre de paramètres pour le modèle SWARCH-L(3,2) n'inclut pas les probabilités de transition p_{ij} . La deuxième colonne indique de la fonction de log-vraisemblance. Le double de la différence entre les valeurs de deux maximum de vraisemblance de deux spécifications différentes, est distribuée suivant une loi du χ^2 avec un nombre de degrés de liberté égal à la différence entre le nombre de paramètres de deux spécifications différentes. AIC est calculé en effectuant la différence L-k, où k est le nombre de paramètres dans la colonne 1. Schwartz est calculé comme suit : $L - (\frac{k}{2}) \times \ln(T)$, où T est la taille de l'échantillon.

IT.CAC (Echantillon=913 observations) :					
Spécification	Nomb. de param.	Log-Vraisamb.	AIC	Schwarz	
AR(1)-ARCH(2)	5	-2105	-2111	-2113	
AR(1)-ARCH-L(1)	5	-2110	-2115	-2118	
AR(1)-EGARCH(1)	5	-2113	-2119	-2121	
AR(1)-GARCH(1,1)	5	-2040	-2045	-2048	
AR(1)-GARCH-L(1,1)*	6	-2031	-2037	-2039	
AR(1)-EGARCH(1,1)	6	-2033	-2039	-2041	
Changement de Régime Simple	4	-2059	-2055	-2064	
AR(1)-SWARCH(2,1)-Gauss.	7	-2084	-2091	-2094	
AR(1)-SWARCH-L(2,1)-Gauss.	8	-2080	-2088	-2092	
AR(1)-SWARCH(2,2)-Gauss.	8	-2075	-2083	-2087	
AR(1)-SWARCH-L(2,2)-Gauss.	9	-2070	-2079	-2083	
AR(1)-SWARCH(2,3)-Gauss.	9	-2055	-2064	-2068	
AR(1)-SWARCH-L(2,3)-Gauss.	10	-2050	-2060	-2065	
AR(1)-SWARCH-L(3,1)-Gauss.	11	-2025	-2036	-2041	
AR(1)-SWARCH(3,1)-Gauss.	10	-2071	-2081	-2085	
AR(1)-SWARCH(3,2)-Gauss.	11	-2019	-2030	-2035	
AR(1)-SWARCH-L(3,2)-Gauss.*	12	-2012	-2024	-2029	
AR(1)-SWARCH-L(3,2)-Student	13	-2025	-2038	-2044	
AR(1)-SWARCH(3,3)-Gauss.	13	-2023	-2036	-2042	
AR(1)SWGARCH(1,1)-Gauss.*	12	-1991	-2003	-2008	
NASDAQ-100 (Echantillon=1213 observations) :					
AR(1)-ARCH(2)	5	-2938	-2944	-2946	
AR(1)-ARCH-L(1)	5	-2961	-2967	-2969	
AR(1)-EGARCH(1)	5	-2968	-2974	-2977	
AR(1)-GARCH(1,1)	5	-2884	-2889	-2892	
AR(1)-GARCH-L(1,1)*	6	-2862	-2868	-2871	
AR(1)-EGARCH(1,1)	6	-2865	-2872	-2875	
Changement de Régime Simple	4	-2899	-2895	-2905	
AR(1)-SWARCH(2,1)-Gauss.	7	-2954	-2961	-2965	
AR(1)-SWARCH-L(2,1)-Gauss.	8	-2938	-2946	-2950	
AR(1)-SWARCH(2,2)-Gauss.	8	-2921	-2929	-2933	
AR(1)-SWARCH-L(2,2)-Gauss.	9	-2916	-2925	-2930	
AR(1)-SWARCH(2,3)-Gauss.	9	-2915	-2924	-2929	
AR(1)-SWARCH-L(2,2)-Student-t	10	-2917	-2927	-2932	
AR(1)-SWARCH-L(2,3)-Gauss.	10	-2908	-2918	-2923	
AR(1)-SWARCH(3,1)-Gauss.	10	-2895	-2905	-2910	
AR(1)-SWARCH-L(3,1)-Gauss.	11	-2870	-2881	-2887	
AR(1)-SWARCH(3,2)-Gauss.	11	-2867	-2878	-2884	
AR(1)-SWARCH-L(3,2)-Gauss.*	12	-2863	-2875	-2882	
AR(1)-SWGARCH(1,1)-Gauss.*	12	-2862	-2874	-2879	

TAB. A.1 – Résultats des Estimations

A.2 Statistiques Descriptives des deux Séries

Statistiques Descriptives pour le IT.CAC
Echantillon : 04/01/1999 14/08/2002

IT.CAC	Moy.	Mediane	Max.	Min.	Ecart-Type	Asym.	Kurtosis	Obs.
[0, 1000)	817.8103	794.54	996.84	633.88	115.5408	0.116798	1.490647	71
[1000, 2000)	1333.74	1285.245	1959.6	1000.06	246.9123	0.99548	3.067775	538
[2000, 3000)	2502.235	2467.305	2998.86	2002.9	304.9252	0.166785	1.729722	182
[3000, 4000)	3271.471	3188.4	3921.83	3003.18	232.9316	1.00056	3.008213	116
[4000, 5000)	4155.1	4135.59	4363.65	4015.65	116.0502	0.501824	1.901583	9
Total	1799.028	1384.785	4363.65	633.88	831.8377	0.865439	2.617248	916

TAB. A.2 – Statistiques Descriptives pour le IT.CAC

Test de Dickey-Fuller Augmenté pour le IT.CAC				
stat. ADF	-0.85744		1% Valeur Critique	-3.4402
			5% Valeur Critique	-2.8651
Variable	Coéff.	Ecart-Type	t-stat.	Prob.
CAC(-1)	-0.00188	0.002194	-0.85744	0.3914
D(CAC(-1))	0.19976	0.033255	6.006877	0
D(CAC(-2))	-0.05428	0.03389	-1.60172	0.1096
D(CAC(-3))	-0.02844	0.033879	-0.83941	0.4015
D(CAC(-4))	0.008253	0.033256	0.248155	0.8041
C	2.964034	4.357022	0.680289	0.4965

TAB. A.3 – Test de Dickey-Fuller Augmenté pour le IT.CAC

Test ADF pour le IT.CAC après Stationnarization				
Stats. ADF	-13.1269		1% Valeur Critique	-3.4402
			5% Valeur Critique	-2.8651
Variable	Coéff.	Ecart-Type	t-stat.	Prob.
D(CAC(-1))	-0.86368	0.065795	-13.1269	0
D(CAC(-1),2)	0.062478	0.059078	1.057553	0.2905
D(CAC(-2),2)	0.00726	0.051266	0.141624	0.8874
D(CAC(-3),2)	-0.02103	0.042614	-0.49342	0.6218
D(CAC(-4),2)	-0.01743	0.03325	-0.5241	0.6003
C	-0.40448	1.819434	-0.22231	0.8241

TAB. A.4 – Test ADF pour le IT.CAC après Stationnarization

Statistiques Descriptives pour le NASDAQ-100
Echantillon : 1/10/1997 14/08/2002

NASDAQ-100	Moy.	Mediane	Max.	Min.	Ecart-Type	Asym.	Kurtosis	Obs.
[0, 1000)	964.8405	975.67	998.46	857.08	34.60176	-1.34478	4.122783	41
[1000, 2000)	1429.74	1391.11	1999.04	1000.7	267.344	0.387757	2.169127	663
[2000, 3000)	2356.226	2330.025	2999.78	2000.18	249.616	0.611176	2.591512	266
[3000, 4000)	3572.002	3622.1	3998.26	3003.49	271.7814	-0.40952	2.129734	207
[4000, 5000)	4303.725	4264.045	4704.73	4030.26	203.6289	0.373506	1.944481	40
Total	2075.42	1751.11	4704.73	857.08	947.1657	0.88532	2.632854	1217

TAB. A.5 – Statistiques Descriptives pour le NASDAQ-100

Test ADF pour le NASDAQ-100				
Stats. ADF		-0.94996	1% Valeur Critique	-3.4402
			5% Valeur Critique	-2.8651
Variable	Coéff.	Ecart-Type	t-stat.	Prob.
NASDAQ100(-1)	-0.002	0.002106	-0.94996	0.3423
D(NASDAQ100(-1))	-0.06763	0.028815	-2.34689	0.0191
D(NASDAQ100(-2))	-0.07568	0.028873	-2.62102	0.0089
D(NASDAQ100(-3))	-0.02285	0.028872	-0.79148	0.4288
D(NASDAQ100(-4))	0.015973	0.028809	0.554464	0.5794
C	3.898322	4.809552	0.810538	0.4178

TAB. A.6 – Test ADF pour le NASDAQ-100

Test ADF pour le NASDAQ-100 après Stationnarization				
Stats. ADF		-16.662	1% Valeur Critique	-3.4402
			5% Valeur Critique	-2.8651
Variable	Coéff.	Ecart-Type	t-stat.	Prob.
D(NASDAQ100(-1))	-1.1883	0.071318	-16.662	0
D(NASDAQ100(-1),2)	0.119851	0.063241	1.89514	0.0583
D(NASDAQ100(-2),2)	0.042312	0.053566	0.789907	0.4297
D(NASDAQ100(-3),2)	0.016188	0.042173	0.38385	0.7012
D(NASDAQ100(-4),2)	0.029214	0.028807	1.014155	0.3107
C	-0.27092	1.989252	-0.13619	0.8917

TAB. A.7 – Test ADF pour le NASDAQ-100 après Stationnarization

A.3 Figures

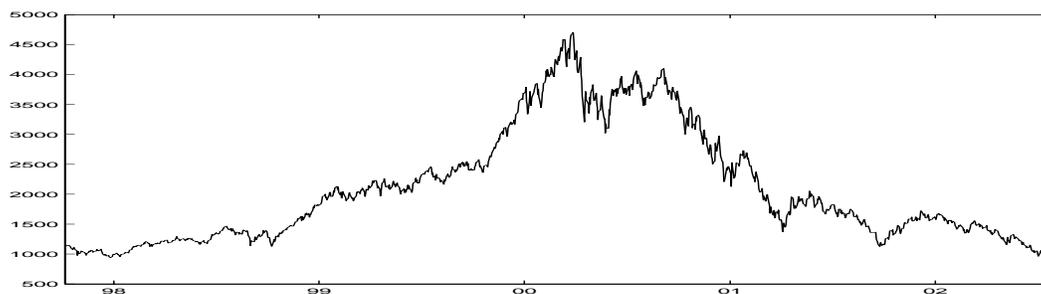


FIG. A.1 – NASDAQ-100

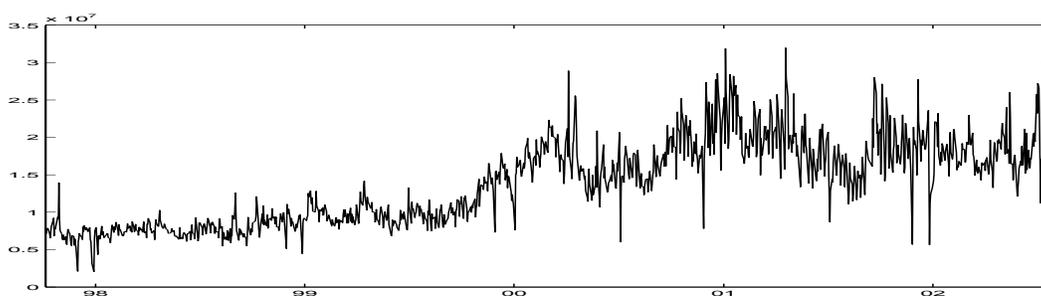


FIG. A.2 – NASDAQ-100 Volumes d'Echange

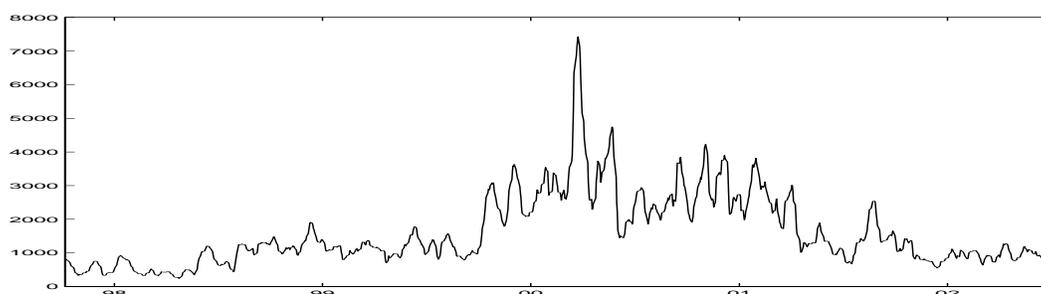


FIG. A.3 – Ecart-Type Glissant (ETR) sur 21 Jours pour le NASDAQ-100

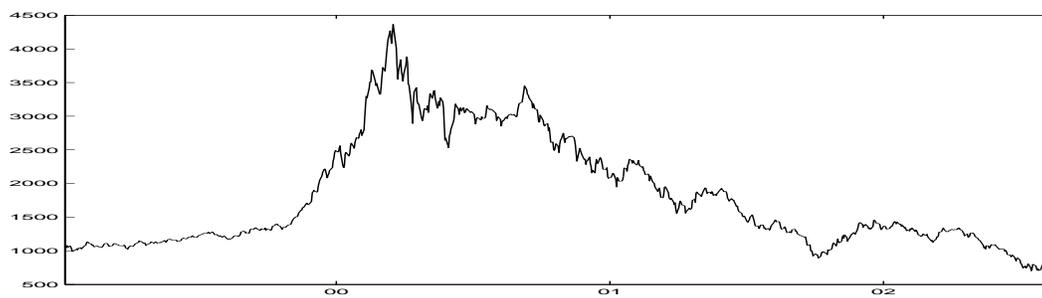


FIG. A.4 – IT.CAC

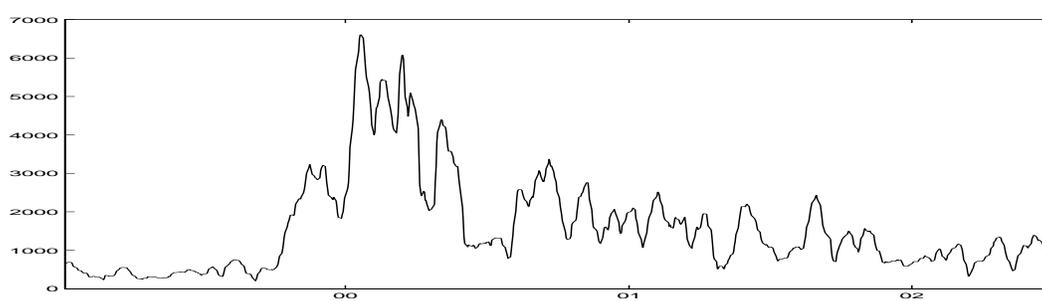


FIG. A.5 – ETR pour IT.CAC

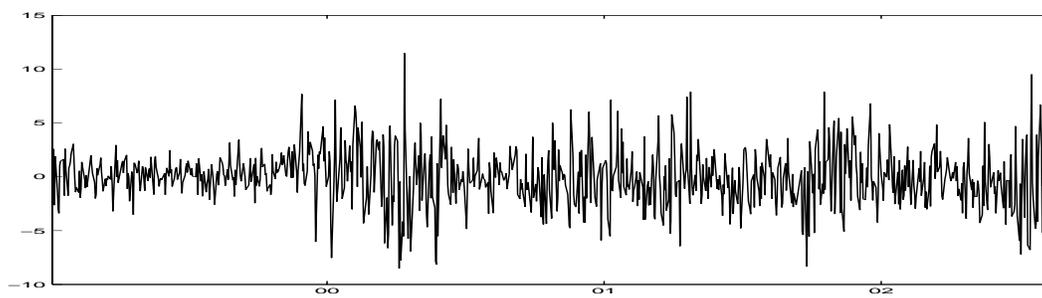


FIG. A.6 – D(%).IT.CAC

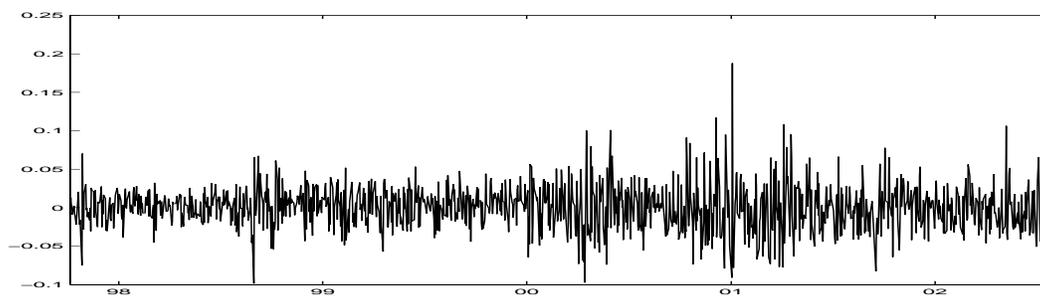


FIG. A.7 – D(%)NASDAQ-100

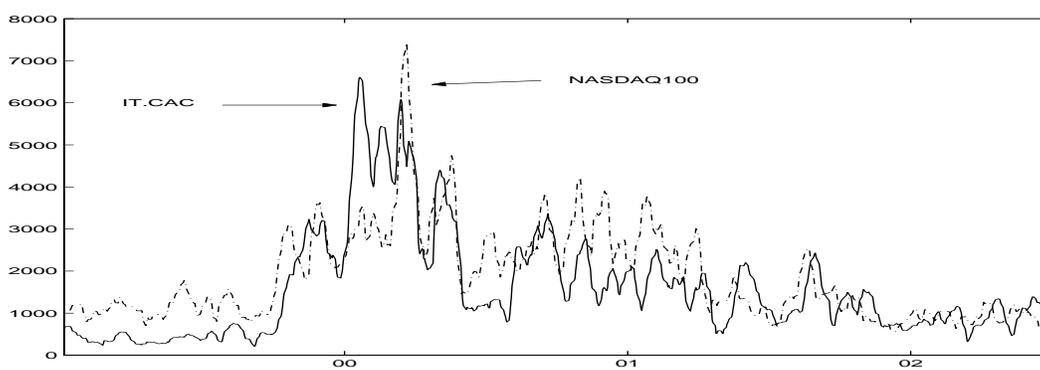


FIG. A.8 – ETR pour IT.CAC et NASDAQ-100

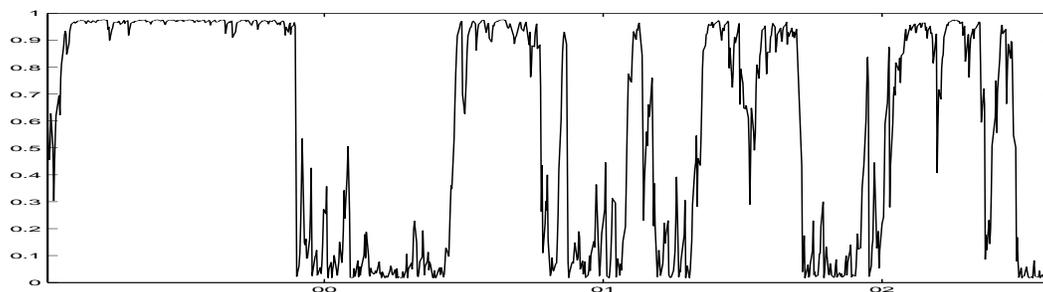


FIG. A.9 – Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$

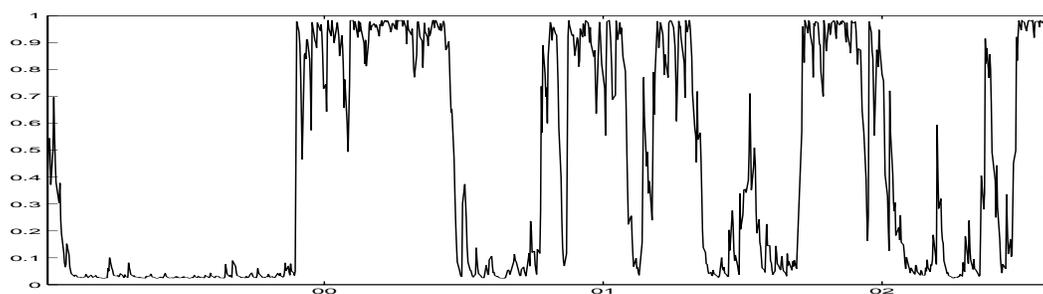


FIG. A.10 – Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$

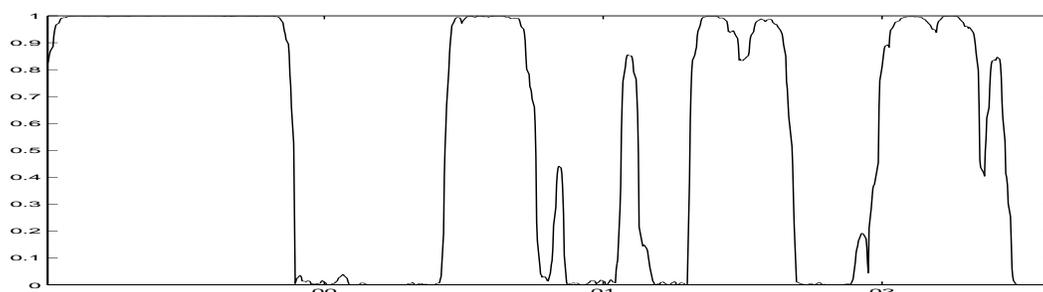


FIG. A.11 – Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$

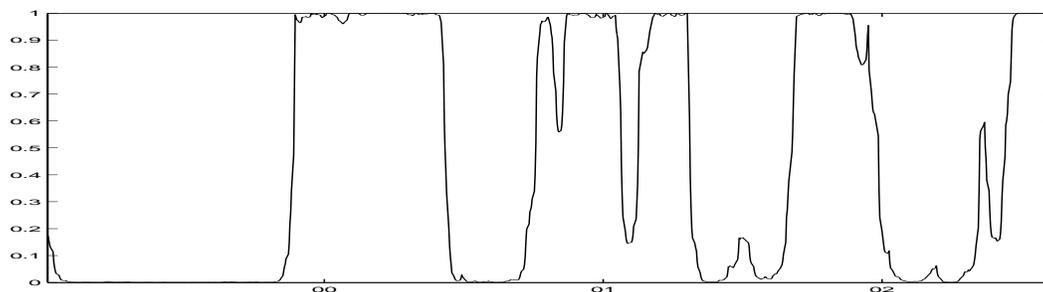


FIG. A.12 – Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$

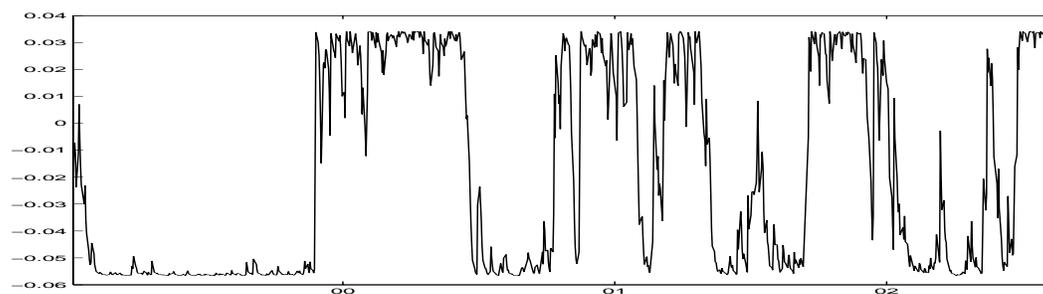


FIG. A.13 – Moyennes Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC

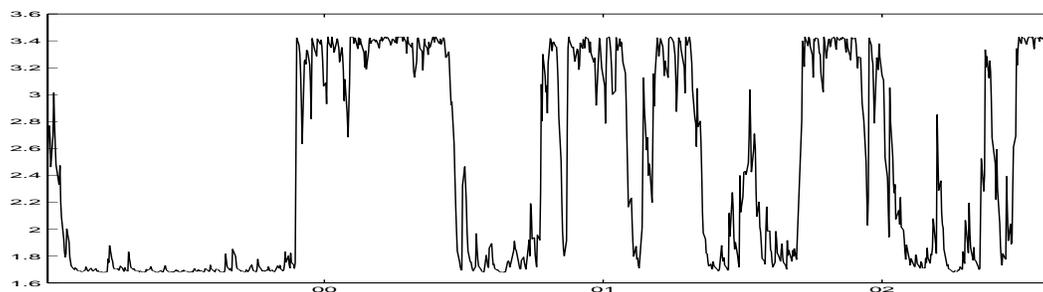


FIG. A.14 – Ecart-Types Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le IT.CAC

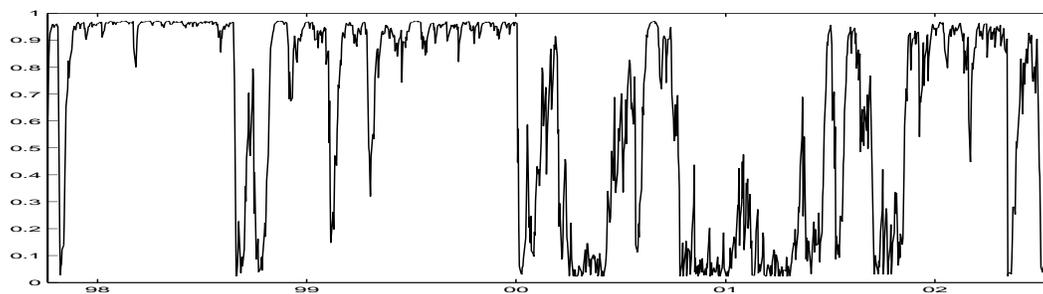


FIG. A.15 – Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$

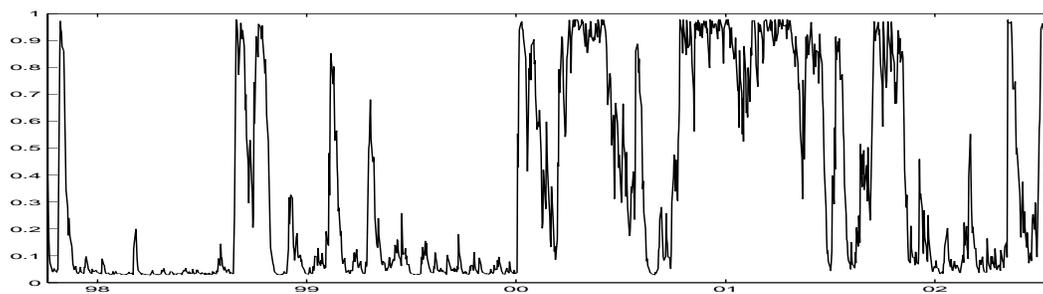


FIG. A.16 – Probabilités ex-ante pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$

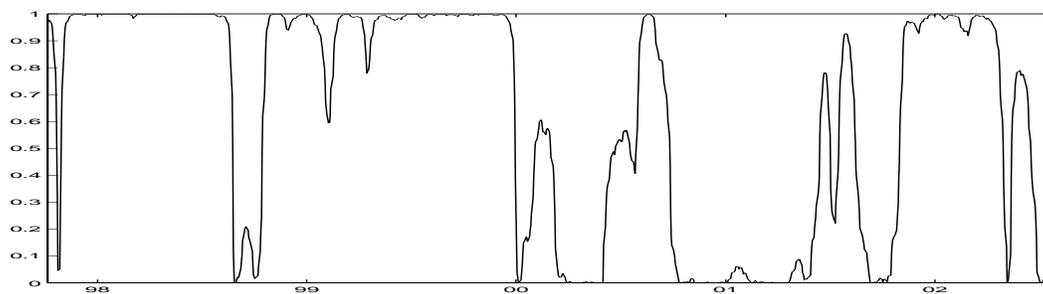


FIG. A.17 – Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$

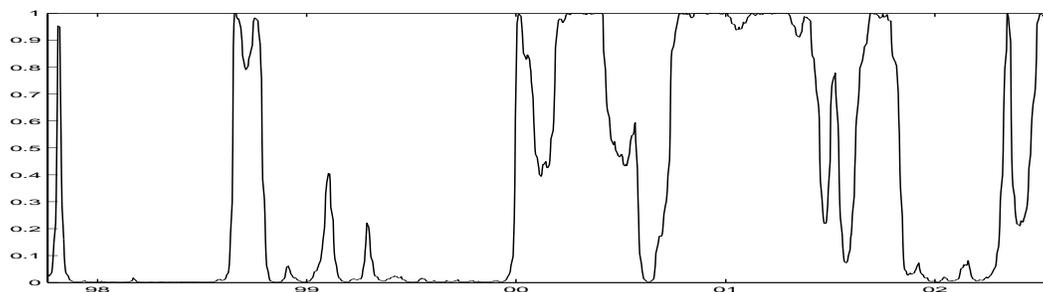


FIG. A.18 – Probabilités Lissées pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$

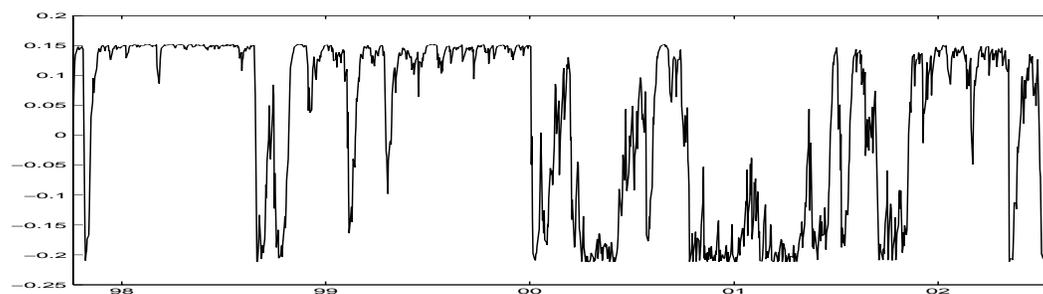


FIG. A.19 – Moyennes Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100

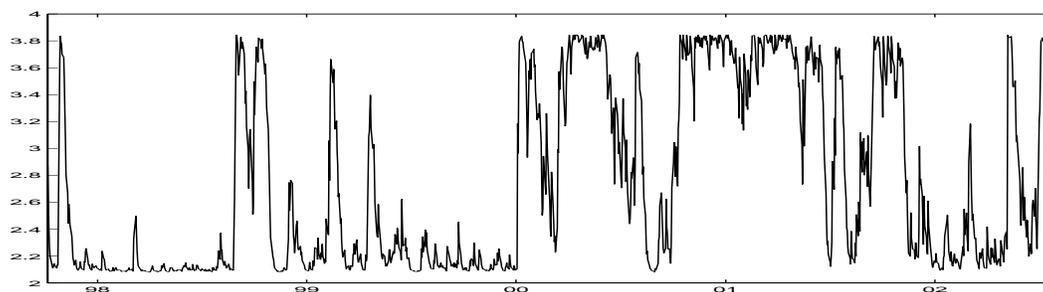


FIG. A.20 – Ecart-Type Conditionnelles pour le Modèle de Switching à Variance Constante pour le NASDAQ-100

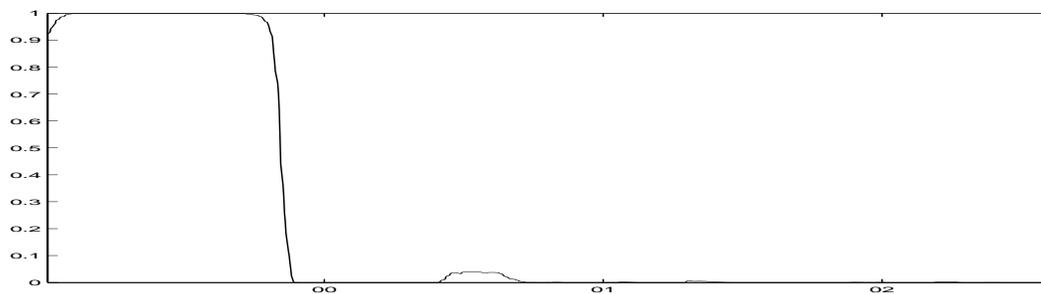


FIG. A.21 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$

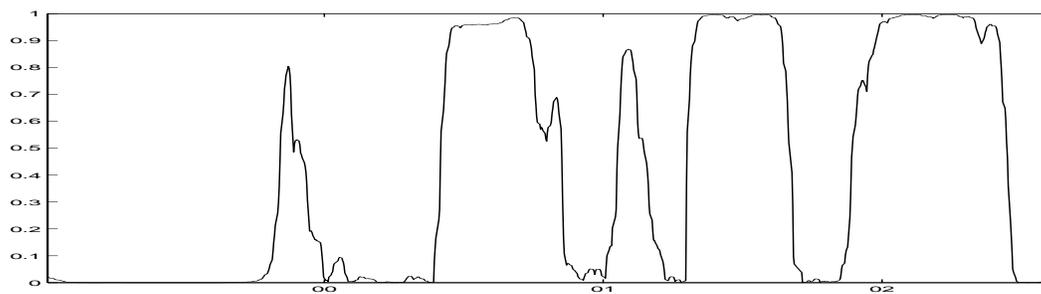


FIG. A.22 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$

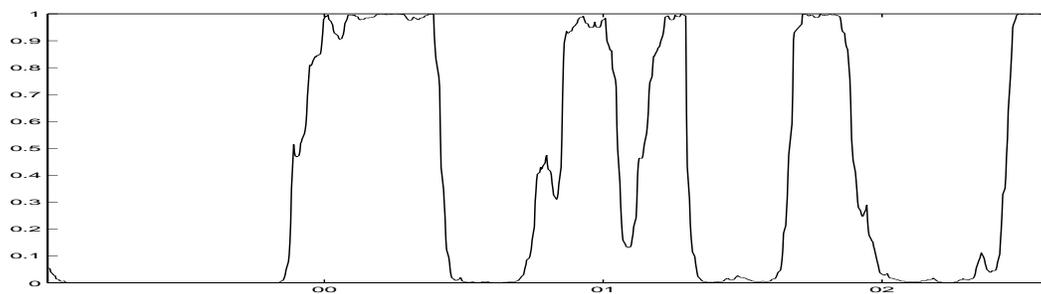


FIG. A.23 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 3)$

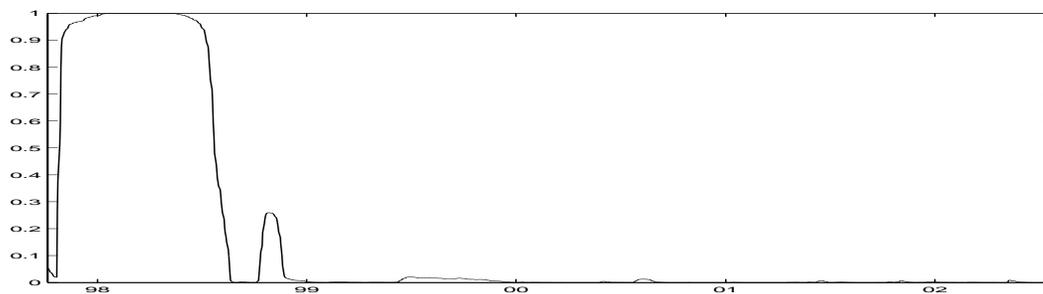


FIG. A.24 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$

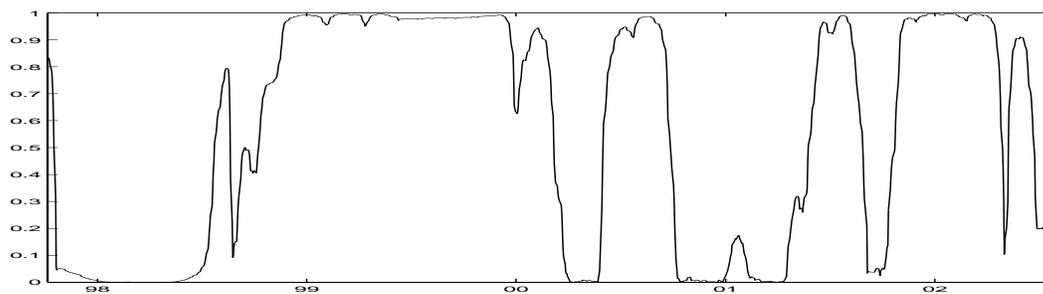


FIG. A.25 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$

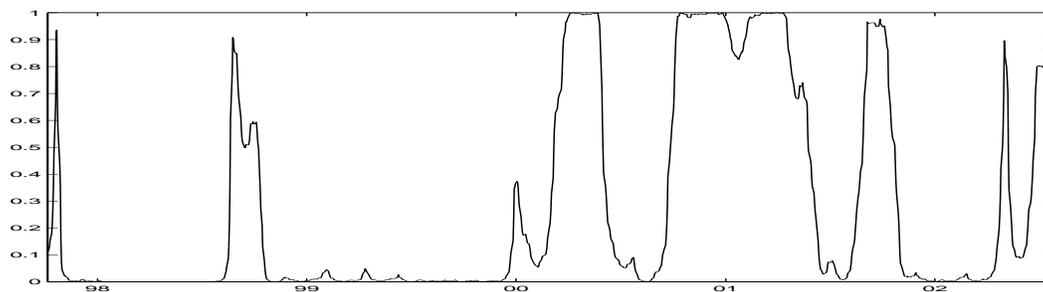


FIG. A.26 – Probabilités Lissées pour un Modèle AR(1)-SWARCH-L(3,2) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 3)$

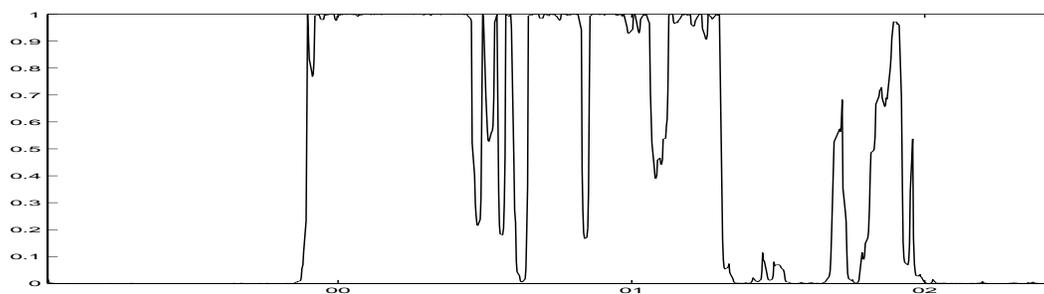


FIG. A.27 – Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 1)$

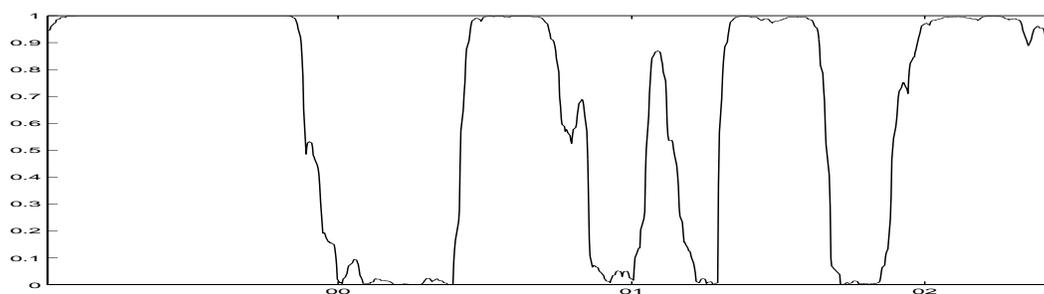


FIG. A.28 – Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le IT.CAC $P(s_t = 2)$

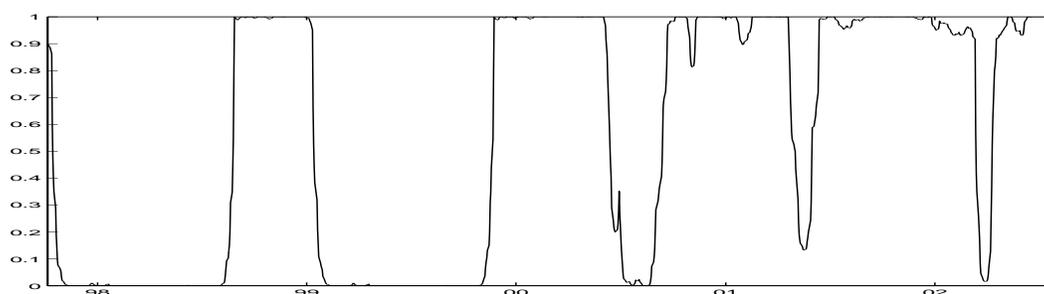


FIG. A.29 – Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 1)$

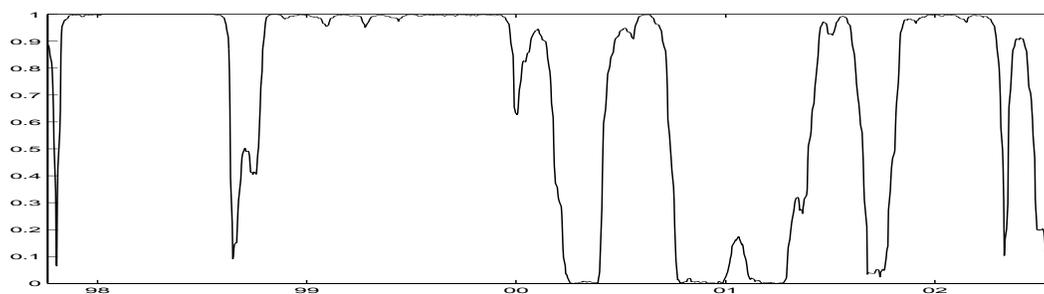


FIG. A.30 – Probabilités Lissées pour un Modèle SWGARCH(2,1,1) Univarié pour le NASDAQ-100 $P(s_t = 2)$

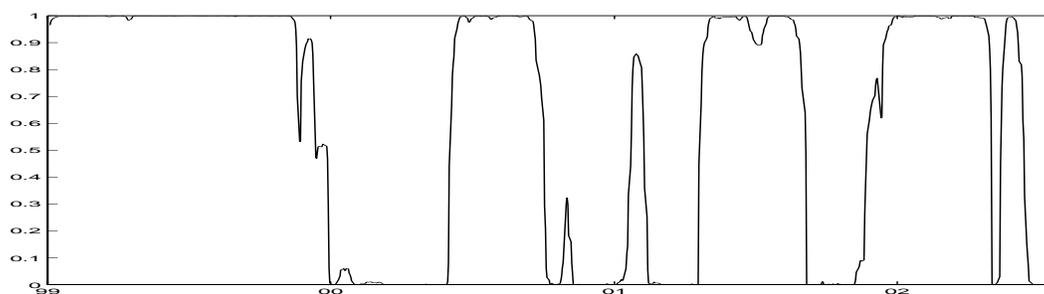


FIG. A.31 – Probabilités Lissées pour un Etat de basse-basse Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices

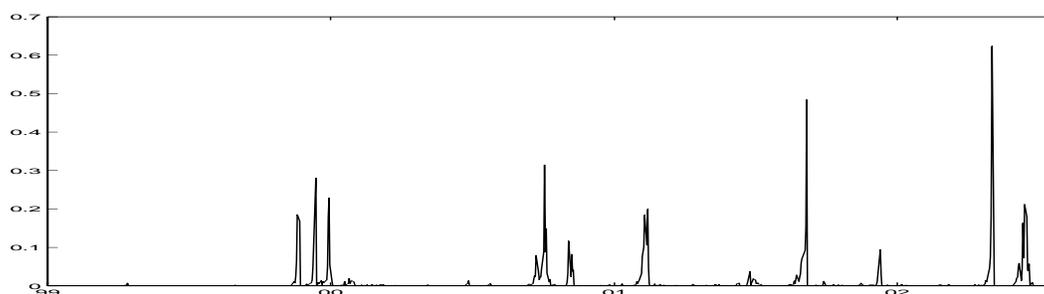


FIG. A.32 – Probabilités Lissées pour un Etat de basse-haute Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices

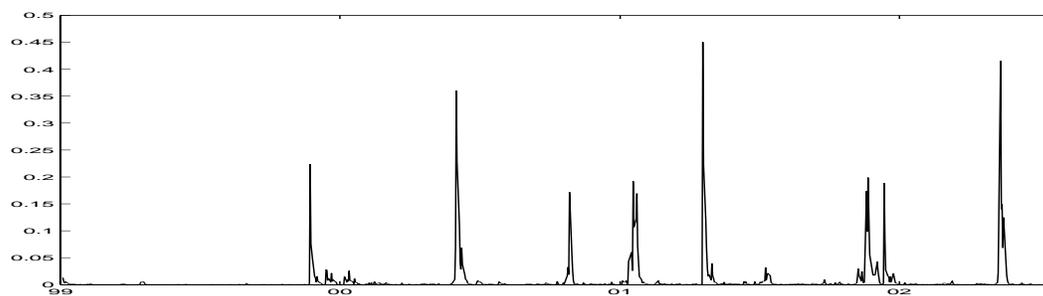


FIG. A.33 – Probabilités Lissées pour un Etat de haute-basse Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices

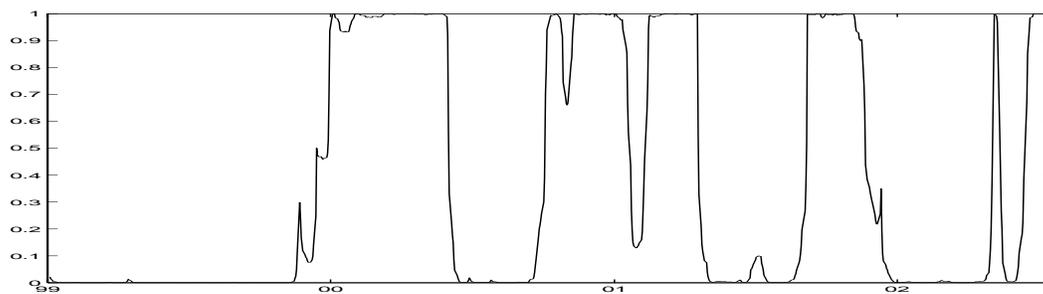


FIG. A.34 – Probabilités Lissées pour un Etat de haute-haute Volatilités pour un Modèle SWARCH(1,1) Bivarié pour les deux Indices

Annexe B

Annexe du Chapitre 2

La spécification la plus simple de la matrice de corrélation est la méthode de lissage exponentielle qui peut être exprimée comme suit¹ :

$$\rho_{i,j,t} = \frac{\sum_{s=1}^t \lambda^s \epsilon_{i,t-s} \epsilon_{j,t-s}}{\sqrt{(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^s \epsilon_{i,t-s}^2)(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^s \epsilon_{j,t-s}^2)}} = [R_t]_{i,j} \quad (\text{B.0.1})$$

qui est une moyenne pondérée géométriquement de résidus standardisés. Clairement, ces équations produiront une matrice de corrélations à chaque t . Une méthode simple de construction de cette corrélation est à travers le lissage exponentiel. Dans ce cas :

$$q_{i,j,t} = (1 - \lambda)(\epsilon_{i,t-1} \epsilon_{j,t-1}) + \lambda(q_{i,j,t-1}), \quad \rho = \frac{q_{i,j,t}}{\sqrt{q_{i,t} q_{j,t}}} \quad (\text{B.0.2})$$

¹Qui est la méthode de lissage utilisée par *RiskMetricsTM* qui utilise des poids décroissant basés sur un paramètre λ , qui insiste sur les données actuelles mais qui n'a pas une terminaison fixe dans le passé où les données deviennent non-informatives. L'estimateur appartient à $[-1, 1]$; mais il n'y a pas d'indications par les données sur la façon à choisir λ . Dans un contexte multivarié, le même λ est utilisé pour tous les actifs afin d'assurer une matrice de corrélations positive et définie. *RiskMetricsTM* utilise la valeur 0.96 pour λ pour tous les actifs. Nous appellerons cet estimateur EX.06.

sera intégré. A natural alternative is suggested by the GARCH(1,1) model.

$$q_{i,j,t} = \bar{\rho}_{i,j} + \alpha(\epsilon_{i,t-1}\epsilon_{j,t-1} - \bar{\rho}_{i,j}) + \beta(q_{i,j,t-1} - \bar{\rho}_{i,j}) \quad (\text{B.0.3})$$

où α et β sont les paramètres GARCH(1,1). La réécriture donne :

$$q_{i,j,t} = \bar{\rho}_{i,j} \left(\frac{1 - \alpha - \beta}{1 - \beta} \right) + \alpha \sum_{s=1}^{\infty} \beta^s \epsilon_{i,t-s} \epsilon_{j,t-s} \quad (\text{B.0.4})$$

L'espérance inconditionnelle du produit croisé est $\bar{\rho}_{i,j}$ tandis que pour les variances il sera :

$$\bar{\rho}_{i,j} = 1 \quad (\text{B.0.5})$$

L'estimateur de la corrélation :

$$\rho_{i,j,t} = \frac{q_{i,j,t}}{\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}} \quad (\text{B.0.6})$$

sera positive et définie puisque la matrice des covariances $Q_t = [q_{i,j,t}]$, est une moyenne pondérée d'une matrice positive définie et positive semi-définie. L'espérance inconditionnelle du numérateur de l'équation (B.0.6) est $\bar{\rho}_{i,j}$ et chaque terme du dénominateur a une valeur espérée égale à 1. Ce modèle est *mean reverting* tant que $\alpha + \beta < 1$ et lorsque la somme est égale à 1 il revient au modèle (B.0.2).

Lorsque la formule (B.0.3) est utilisée dans l'estimation, l'estimateur obtenu sera appelé DCC LL MR et DCC LL INT si la formule intégrée (B.0.2) est utilisée.

Annexe C

Annexe du Chapitre 3

Le lien intuitif entre la volatilité et la corrélation peut être formellement calculé. Boyer *et al* (1999) fournissent le théorème suivant :

Théorème. *Considérons une paire de variables aléatoires qui suivent une loi normale bivariée i.i.d. x et y dont les écarts-type sont σ_x and σ_y , respectivement, et dont ayant une covariance σ_{xy} . Soit $\rho = (\sigma_{xy}/(\sigma_x\sigma_y))$ la corrélation inconditionnelle entre x et y . La corrélation entre x et y conditionnelle par rapport à un évènement $x \in A$, pour tout $A \subset \mathbb{R}$ avec $0 < Prob(A) < 1$, est donnée par :*

$$\rho_A = \rho \left[\rho^2 + (1 - \rho^2) \frac{\sigma_x^2}{var(x|x \in A)} \right] \quad (\text{C.0.1})$$

Preuve.¹ Soit u et v deux variables qui suivent une loi Normale $(0, 1)$. Construisons deux variables aléatoires x et y qui suivent une loi normale bivariée et dont les

¹Cette preuve est basée sur la propriété que deux variables qui suivent une loi normale bivariée peuvent être exprimées individuellement sous forme d'une moyenne pondérée de l'autre variable et d'une autre variable normalement distribuée.

moyennes sont notées μ_x and μ_y , respectivement, aux écarts-type σ_x and σ_y , respectivement, et ayant un coefficient de corrélation ρ :

$$\begin{aligned} x &= \mu_x + \sigma_x u \\ y &= \mu_y + \rho\sigma_y u + \sqrt{1 - \rho^2}\sigma_y v \end{aligned} \tag{C.0.2}$$

Considérons un évènement $x \in A$, pour tout $A \subset \mathbb{R}$ avec $0 < Prob(A) < 1$. Par définition, le coefficient de corrélation entre x et y , ρ_A , est donné par :

$$\rho_A = \frac{cov(x, y|x \in A)}{\sqrt{var(x|x \in A)}\sqrt{var(y|x \in A)}} \tag{C.0.3}$$

En substituant pour u dans la deuxième équation de (C.0.2) en utilisant la première équation de (C.0.2), ensuite en utilisant l'expression qui en résulte pour y dans (C.0.3), et en utilisant l'hypothèse que x et v sont indépendents par construction, nous aurons :

$$\rho_A = \frac{(\rho\sigma_y/\sigma_x)var(x|x \in A)}{\sqrt{var(x|x \in A)}\sqrt{(\rho^2\sigma_y^2/\sigma_x^2)var(x|x \in A) + (1 - \rho^2)\sigma_y^2}} \tag{C.0.4}$$

qui peut être simplifiée afin de donner l'expression (C.0.1). Donc, la corrélation conditionnelle entre x et y est plus grande (plus petite) que ρ en valeur absolue si la variance conditionnelle de x sachant $x \in A$ est plus grande (plus petite) que la variance inconditionnelle de x .

Annexe D

Les Sociétés de Nouvelles

Technologies Principales en Europe

Dans cette annexe nous fournissons une liste des sociétés de Nouvelles Technologies européennes susceptibles de devenir des sociétés très importantes dans le secteur IT.

D.1 Biothechnologie

TAB. D.1 – Nombre de Sociétés de Nouvelles Technologies en Europe et leurs Revenus

2001-2002	nombre de sociétés	revenue en millions d'euros
Angleterre	280	2066
Allemagne	340	786
France	240	757
Suisse	110	1313
le reste de l'Europe	590	3757

Acambis

Société publique située à Cambridge, Angleterre

PDG : John Brown

Effectue des recherches et produit des vaccins pour maladies infectieuses.

Son nouveau contrat de \$428 millions, avec le gouvernement américain, pour produire 155 millions de doses de vaccin contre la variole en 2002, lui a créé une certaine notoriété et a permis son inclusion dans l'index FTSE 250.

www.acambis.com

Actelion

Société publique située à Allschwil, Suisse

PDG : Jean-Paul Clozel

Développe de nouveaux médicaments pour le traitement de maladies maltraitées actuellement. Ses recherches sont basées sur l'endothélium qui est la couche qui sépare les vaisseaux sanguins du sang.

En novembre dernier, l'administration américaine de la nourriture et des médicaments, a approuvé le Tracleer, un médicament développé par Actelion pour la hypertension artérielle pulmonaire; un premier médicament d'une nouvelle classe de médicaments appelée "Endothelin Receptor Antagonists". Actelion a reçu de très bonnes appréciations de la part des magazines de médecine spécialisées.

www.actelion.com

Ark Therapeutics

Société privée située à Londres, Angleterre

PDG : Nigel Parker

Développe des médicaments à base génétique pour le traitement du cancer et des maladies du système vasculaire.

Ark a 6 nouveaux produits dans leurs phases terminales de développement prépare son entrée en bourse.

www.arktherapeutics.com

Astex Technology Société privée située à Cambridge, Angleterre

PDG : Timothy Haines

Utilise la cristallographie comme outil de criblage pour la découverte de nouveaux médicaments

Astex a découvert, fin 2001, une structure 3-D d'un enzyme clé impliqué dans le métabolisme des médicaments. Une découverte qui pourra permettre une meilleure compréhension de la façon les médicaments réagissent dans le corps humain. Astex a signé des contrats de collaboration avec de grandes sociétés pharmaceutiques comme Aventis et AstraZeneca.

www.astex-technology.com

Cambridge Antibody (CAT)

Société publique située à Melbourne, Angleterre

PDG : Peter Chambré

Développe des anticorps humains monoclonales pour le traitement de certaines maladies.

7 anticorps humains développés par CAT sont sur le banc d'essai actuellement, dont

CAT 152 qui permet de réduire le risque de marquage dans la chirurgie de la glaucome. CAT possède des alliances avec de grandes sociétés comme Abbott Labs et Human Genome Sciences pour le développement et la commercialisation de ses produits.

www.cambridgeantibody.com

Celltech

Société publique située à Slough, Angleterre

Chef exécutif du groupe : Peter Fellner

Son activité se concentre sur les traitements des désordres inflammatoires et immunitaires et le cancer.

Celltech possède un business pharmaceutique très profitable et 7 produits dans leurs phases de développement avancées.

www.celltechgroup.com

Cellzome

Société privée située à Heidelberg, Allemagne

PDG : Charles Cohen

Cellzome peut dévoiler l'interaction de protéines dans les cellules humaines dans un contexte moléculaire spécifique comme la progression d'une maladie ou l'action d'un médicament.

En janvier 2002, les scientifiques de Cellzome et autres scientifiques ont publié un article dans le magazine "Nature", où ils étaient les premiers à présenter une carte exhaustive des complexes protéinaux.

www.cellzome.com

Epigenomics

Société privée située à Berlin, Allemagne

PDG : Alexander Olek

Sa technologie promet, qu'à partir d'une goutte d'urine ou de sang, de diagnostiquer, assez tôt, la présence, le type exacte et les traitements possibles d'un cancer.

Epigenomics effectue ses analyses en détectant les types de méthylation de l'ADN afin de détecter plusieurs types de cancer ce qui rend la biopsie inutile et non-nécessaire.

www.epigenomics.com

Immuno-Designed Molecules

Société privée située à Paris, France

PDG : Jean-Loup Romet-Lemonne

Elle produit une nouvelle famille de produits appelée le cellules médicinales qui renforce le système immunitaire des patients atteints par des maladies comme le cancer.

Ce nouveaux type de traitement offre une nouvelle solution pour les patients atteints de certains type de cancer. IDM a signé un contrat de partenariat avec Sanofi-Synthélabo, en début d'année pour le développement et le marketing de IDD3, le nouveau médicament de IDM pour le traitement du mélanoma.

www.idm-biotech.com

NicOx

Société publique située à Nice (Sophia Antipolis), France

PDG : Michele Garufi

Elle exploite le potentiel thérapeutique de l'oxyde nitrique qui joue un rôle important dans plusieurs fonctions biologiques. Cette technologie permet de réduire les effets secondaires des médicaments.

NicOx compte élargir son domaine, du traitement de la douleur et des inflammation aux maladies cardiovasculaires et respiratoires.

www.nicox.com

Qiagen

Société publique située à Venlo, Pays-Bas

Elle fournit la technologie et les produits nécessaires pour la séparation, la purification et l'utilisation des acides nucléiques.

Les produits de Qiagen sont vendus à des institutions académiques et pharmaceutiques et des sociétés Biotech dans 32 pays.

Elle veut élargir son activité afin d'inclure un travail sur les ADN.

www.qiagen.com

RiboTargets

Société privée située à Cambridge, Angleterre

PDG : Simon Sturge

RT travaille sur des moyens innovateurs pour combattre le cancer ainsi que les infections virales et bactériennes.

BT utilise des outils de haute technologie afin de déterminer les médicaments convenables qui peuvent agir au niveau moléculaire.

www.ribotargets.com

Serono

Société publique située à Genève, Swiss

PDG : Ernesto Bertarelli

Elle développe des produits qui traitent l'infertilité, la sclérose multiple et les problèmes de croissance chez les enfants, ainsi que les maladies liées au SIDA.

Serono est la 3ème plus grande société biotech au monde avec \$1,38 milliards.

www.serono.com

Shire Pharmaceutical Group

Société publique située à Basingstoke, Angleterre

PDG : Rolf Stahel

Elle développe des produits pour les problèmes du système nerveux central, l'oncologie et les maladies infectieuses.

Shire a généré des revenus de \$900 millions et a 20 projets en cours de développement.

www.shire.com

D.2 Les Semi-Conducteurs

Adelante Technologies

Société privée située à Leuven, Belgique

PDG : Karsten Popp

Fondée en juin 2001, elle est spécialisée dans la fabrication des pièces (chips) nécessaires à la gestion des réseaux et des produits informatiques sans-fil.

Adelante résoud le problème de la sur-consommation d'énergie des produits informatiques sans-fil par rapport aux autres produits non-dotés de la technologie sans-fil.

www.adelantetech.com

ARM Holdings

Société publique située à Cambridge, Angleterre

PDG : Warren East

Produit des microprocesseurs pour PC et fournit des solution de chiffage pour les applications industrielles.

ARM contrôle presque 80% global pour les pièces (chips) des téléphones portables.

www.arm.com

Cambridge Silicon Radio

Société privée située à Cambridge, Angleterre

PDG : John Hodgson

Produit des dispositifs nécessaires à la technologie de communication informatique sans-fil Bluetooth.

La technologie Bluetooth est espérée révolutionner l'industrie informatique, où microsoft compte utiliser cette technologie dans ces produits à venir.

www.csr.com

Infineon Technologies

Société publique située à Munich, Allemagne

PDG : Ulrich Schumacher

Produit des mémoires D-ram et des semi-conducteurs et des "smart cards" pour une variété de secteurs.

Après l'attentat du 11 septembre, la demande pour les "smart cards" a augmenté considérablement pour des raisons de sécurité.

www.infineon.com

Parthus Technologies

Société publique située à Dublin, Irlande

PDG : Brian Long

Travaille sur des produits pour la technologie sans-fil pour internet et GPS.

Une fusion éminente avec Gartner Group peut faire progresser le rang de Parthus du 8ème mondial au 4ème mondial.

www.parthus.com

Radioscape

Société privée située à Londres, Angleterre

Directeur général : Peter Florence

Produit des logiciels et des outils de développement qui gèrent les DSP (digital signal processors) qui constituent le coeur de tout matériel de communication sans-fil.

Les DSP sont difficile à programmer, mais la technologie de Radioscape permet aux développeurs d'utiliser plusieurs logiciels de communication sur un seul matériel sans-fil. En avril 2002, Radioscape a obtenu \$2,8 millions de financement, ce qui lui permettra d'avancer vers les marchés asiatiques.

www.radioscape.com

Siroyan

Société privée située à Reading, Angleterre

PDG : Kenneth Will

Produit des logiciels pour les DSP du matériel sans-fil.

Les téléphones mobiles de troisième génération auront besoin de logiciels pour leurs DSP dont Siroyan produit un des meilleurs, la technologie OneDSP.

www.siroyan.com

STMicroelectronics

Société publique située à Genève, Suisse

PDG : Pasquale Pistorio

Produit des semi-conducteurs sur mesure pour les industries informatiques, de télécommunication, électroménagères et automobiles. STM qui vaut \$6,35 milliards est la troisième sociétés au monde et peut devenir la deuxième à la place de Toshiba derrière Intel.

www.st.com

Systemonic

Société privée située à Dresden, Allemagne

Produit des processeurs DSP sur mesure pour du matériel informatique à communication multiprotocole.

Ses produits peuvent servir le matériel GPRS pour téléphones portables et le matériel

aux normes 802.11 de communication sans-fil à haute vitesse.

www.systemonics.com

Tak'Asic

Société privée située à Guyancourt, France

PDG : Jean-Paul Vernière

Produit des "chips" utilisés dans les équipements de bureau, comme les imprimantes, les scanners et les faxes. Sa génération suivante de produits sera utilisée dans les appareils photo numériques.

Les "chips" pour le traitement d'image à haute vitesse deviennent une composante indispensable dans les produits électroniques.

www.takasic.com

TTPCom

Société publique située à Cambridge, Angleterre

Directeur général : Tony Milbourne

Travaille sur toute la technologie incluse dans un téléphone portable de troisième génération.

Les analystes considèrent TTPCom comme une des rares sociétés capables de faire un "design" complet d'un téléphone mobile.

www.ttpcom.com

D.3 Fibre Optique

Intense Photonics

Société privée située à Glasgow, Ecosse

PDG : David Lockwood

Produit des circuits photonics intégrés.

La technologie de Intense Photonics permet de réduire les coûts en intégrant plusieurs fonctions dans un même "chip" dans les réseaux optiques.

www.intensephotonics.com

Kamelian

Société privée située à Glasgow, Ecosse

PDG : Paul May

Produit des amplificateurs optiques de semi-conducteurs (SOA).

Les SOA vont permettre la réduction des coûts dans tous les réseaux optiques du future.

www.kamelian.com

Teem Photonics

Société privée située à Meylan, France

PDG : Antoine Kevorkian

Produit des composantes ultra-compactes pour les réseaux optiques, notamment des amplificateurs de guide d'ondes dotés de Erbium.

Une des premières sociétés à avoir reconnu que les rangées d'amplificateurs peuvent réduire les coûts des réseaux optiques urbains considérablement.

www.teemphotonics.com

ThreeFive Photonics

Société privée située à Houten, Pays-Bas

PDG : Wouter Deelman

Produit des "chips" qui contiennent une multitude de fonctions optiques sur une même pièce de phosphore d'indium.

L'intégration de composantes actives et passives est essentielle pour la réduction considérable des coût de production et c'est ce que ThreeFive Photonics fait.

www.threefivephotonics.com

D.4 Technologies sans-fil

Anoto Group

Société publique située à Lund, Suède

PDG : Christer Fåhraeus

Converti l'écriture en des informations digitales et permet l'envoi de tout ce qui est écrit avec un stylo digital ou un papier digital, vers un téléphone mobile ou un ordinateur.

Anoto est développe un papier standard basé sur les communications digitales. Elle a signé récemment avec Logitech et 3M (post-it) ; possède également Ericsson, Microsoft et Hitachi.

www.anotogroup.com

Digital Bridges

Société privée à Edinburgh, Ecosse

PDG : Brian Grasley

Produit du divertissement informatique à utilisateurs multiples. Son activité couvre également la livraison, la distribution et la conception informatique.

Digital Bridges construit et développe des partenariats afin de démarrer l'industrie globale du divertissement sans-fil.

www.digitalbridges.com

Esmertec

Société privée située à Zurich, Suisse

PDG : Hansruedi Heeb

Développe des applications informatiques Java pour l'industrie du téléphone mobile. Esmertec prétend que sa technologie "Java Virtual Machine" (JVM) est la plus petite et 10 fois plus rapide que ses concurrents, gardant les coûts des combinés assez bas et économisant la batterie. Les prévisions indiquent que d'ici l'an 2003, le quart des 660 millions nouveaux téléphones mobiles seront équipés de la technologie JVM.

www.esmertec.com

Hantro

Société privée située à Oulu, Finland

PDG : Eero Kaikkonen

Développe des technologies de codage et de décodage, ainsi que des applications vidéo pour les dispositifs portables.

La technologie de Hantro est utilisée par les fabricants qui développent des produits

intégrant des capacités vidéo, comme les téléphone portable, caméras, caméscopes, caméras PC, etc.

www.hantro.com

Hotsip

Société privée située à Stockholm, Suède

PDG : Jens Lundström

Développe des logiciels pour les réseaux et terminaux mobiles.

La technologie de Hotsip est compatible avec le protocole "Session Initiation Protocol" et les normes "Village Industry", ce qui permet l'interopérabilité des messages instantannés avec les autres services.

www.hotsip.com

IpUnplugged

Société privée située à Stockholm, Suède

PDG : Magnus Lengdell

Sa technologie permet aux opérateurs télécom d'offrir à leurs consommateurs un moyen de changer d'un réseau sans-fil à d'autres sans avoir à se reconnecter, à changer de paramètres ou à perdre la connexion.

Le but de sa technologie est de permettre aux consommateurs d'utiliser la même adresse email au travail ou à la maison avec tous leurs dispositifs sans-fil avec la possibilité de changer de réseaux quand ils le veulent.

www.IpUnplugged.com

Mobeon

Société privée située à Stockholm, Suède

PDG : Ulf Avrin

Vend des logiciels qui permettent aux opérateurs télécom d'offrir des services email à leurs clients.

Tous les opérateurs télécom sont avides de satisfaire le marché qui demande l'email "mobile". Le pdg de Mobeon est l'ex-pdg d'Ericsson Microsoft Mobile et Vodaphone est l'un des clients de Mobeon.

www.mobeon.com

Network365

Société privée située à Kilmacanogue, Ireland

PDG : Raomal Perera

Aide les opérateurs GSM à déployer le commerce mobile sur leurs réseaux.

Networks365 a gagné le prix "best wireless application developer" en 2002 de l'association de l'industrie GSM et un contrat avec Hutchinson qui couvrira l'Italie, la Suède et l'Angleterre, ainsi que d'autres pays.

www.network365.com

Norwood Systems

Société privée située à Richmond, Angleterre

PDG : Paul Ostergaard

Utilise la technologie sans-fil Bluetooth pour la connectivité bureautique.

Réduit les coûts de télécommunication en offrant aux employé la possibilité de communiquer avec le réseaux sans devoir être sur leurs bureaux.

www.norwoodsystems.com

Pocit Labs

Société privée située à Uppsala, Suède

PDG : Christer Rindebratt

Produit des logiciels pour la technologie de communication sans-fil Bluetooth.

Une fois un téléphone portable équipé de la technologie Bluetooth et le logiciel Bluetoothalk est mis sous tension, il détecte automatiquement les dispositifs équipés de la même technologie et les synchronise pour des jeux à multijoueurs ou pour le "chatting". Procit Labs a gagné le premier prix pour la meilleurs utilisation innovatrice par le Congrès de la Technologie Bluetooth en 2001.

www.procit.com

Red-M

Société privée située à Wooburn Green, Angleterre

PDG : Mike Wilson

Red-M est capable d'associer une multitude de technologies sans-fil sur une même plateforme.

Cette technologie permet de livrer des services vocal, vidéo et de données à travers une variété de réseaux sans-fil, (cela inclut les technologies Bluetooth et 802.11) vers une variété de dispositifs sans-fil.

www.red-m.com

Symbian

Société privée située à Londres, Angleterre

PDG : David Levin

Elle produit des logiciels pour les dispositifs sans-fil.

La décision récente de Siemens d'acheter 5% de Symbian lui assure un allié supplémentaire pour sa lutte contre Microsoft afin de devenir le système d'exploitation numéro 1 pour les téléphones mobiles. Nokia, Psion, Sony/Ericsson, Matsushita et Motorola font partie des actionnaires de Symbian.

www.symbian.com

D.5 Logiciels pour les Affaires

Autonomy

Société publique située à Cambridge, Angleterre et à San Francisco, U.S.A

PDG : David Mike Lynch

Le logiciel de Autonomy utilise la reconnaissance de modèles (patterns) utilisés par l'entreprise afin d'identifier les concepts, les "étiquète" automatiquement afin d'établir des hyperliens avec des informations liées à l'intranet et l'internet de la société.

Les analystes lui donnent de très bonnes notes sur sa méthode efficace pour le management des entreprises.

www.autonomy.com

Kiala

Société privée située à Bruxelles, Belgique

PDG : Denis Payre

Fournit des logiciels de base et des services de distribution aux vendeurs directes en Europe, des catalogues de détaillants (La Redoute) à des sociétés de beauté (Yves Rocher).

Elle est la première société à viser ce marché spécifique en Europe.

www.kiala.com

Open Business Exchange

Société privée située à Londres, Angleterre

PDG : Alain Falys

Permet aux grands acheteurs de biens et services de recevoir des factures électroniques du fournisseur à leurs systèmes de comptabilité ou autres.

Aux U.S.A. et en Europe, plus de \$15 milliards de factures sur papier sont traités chaque années, au coût estimé de \$40 par facture. OBE organise automatiquement les fonctions back office des acheteurs et des vendeurs ce qui permet d'économiser presque 80% des coûts administratifs.

www.obexchange.com

SAP

Société publique située à Walldorf, Allemagne

PDGs : Hasso Plattner et Henning Kagermann

Conçoit des logiciels d'efficacité pour la consolidation des informations de l'entreprise, de la prise de commandes à la production et la comptabilité.

Dans la crise économique actuelle des société qui veulent réduire leurs coûts, SAP

offre de bonnes solutions. SAP a été fondée il y a 30 ans et a généré \$1,68 milliards de profit en 2001.

www.sap.com

Streamserve

Société privée située à Stockholm, Suède et à Lexington, U.S.A.

PDG : Nick Earle

Conçoit des logiciels de communication et d'échange de documents d'affaires entre les ordinateurs.

Elle possède 3000 clients à travers une multitude d'industries et des partenariats avec de grands vendeurs comme SAP, Oracle et Hewlett-Packard.

www.streamserve.com

Systinet (Idoox)

Société privée située à Prague, République Czech et à Cambridge (Massachusetts), U.S.A.

PDG : Roman Stanek

Fournit des systèmes d'exploitation pour des services "web".

Les services "web" ont montré qu'ils sont le future de la distribution informatique. Systinet est bien placée pour devenir une société majeure dans ce domaine et même avoir Microsoft comme compétiteur.

www.systinet.com

D.6 Technologies Emergentes

Cambridge Display Technologies

Société privée située à Cambridge, Angleterre

PDG : David Fyfe

Crée une nouvelle classe d'affichage de la technologie des polymères à émission de lumière.

Etant l'inventeur de cette technologie, la société propose de l'appliquer à des écrans de téléphones portables plus légers, plus clairs et qui consomment moins d'énergie et éventuellement l'appliquer aux écrans de télévisions.

www.cdtltd.co.uk

MEMSCAP

Société publique située à Ismier, France et à San Jose, U.S.A.

PDG : Jean-Michel Karam

Fournit les industries de communication optiques et sans-fil en systèmes microélectromécaniques (MEMS), qui sont utilisés pour intégrer des dispositifs miniatures dans des moteurs, des leviers, etc, pour pouvoir les contrôler électroniquement.

MEMSCAP est la première société européenne à fournir un service pareil qui peut améliorer la performance des équipements par la miniaturisation des fonctions.

www.memscap.com

Smart Fuel Cell

Société privée située à Brunenthal-Nord, Allemagne

PDG : Manfred Stefener

Produit des microcellules de carburant qui fonctionnent au méthanol, ce qui permet aux batteries portables d'avoir une vie considérablement plus longue.

Compte remplacer les batteries utilisées aujourd'hui dans les ordinateurs portables et les caméscopes.

www.smartfuelcell.com