

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ANALYSE DE LA PERFORMANCE DES FONDS DE
COURVERTURE : APPROCHE PAR GARCH DCC (ENGLE(2002))

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR

KOUAMÉ KAN EULALIE CYNDY

SEPTEMBRE 2013

Je tiens à remercier :

-Ma famille principalement ma mère Suze Joseph, mon père Kouamé Kan et mon frère Donald André qui m'ont soutenue tout au long de ce parcours.

-Messieurs Coën Alain et Hodgson Douglas, mes directeurs de recherche pour leurs disponibilités, critiques et conseils.

-Mes fidèles amis du programme de maîtrise : Hervé Gérard Zongo et Kader Zina pour leurs supports et conseils et tous ceux que je n'ai pas cités mais qui m'ont accompagnée moralement lors de la rédaction.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	v
LISTE DES TABLEAUX	vii
RÉSUMÉ	viii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
PRÉSENTATION DES FONDS DE COUVERTURE	5
1.1 Caractéristiques générales	5
1.2 Classification des fonds de couverture.	7
CHAPITRE II	
REVUE DE LITTÉRATURE.	9
2.1 Modèle à trois facteurs de Fama et French (1993) et Cahart (1997).	9
2.2 Le modèle de Fung et Hsieh (1997,2002,2004)	11
2.3 Littérature sur les fonds de couverture	13
CHAPITRE III	
PRÉSENTATION DU MODÈLE	17
3.1 Modèle linéaire en présence d'erreurs de spécification	17
3.2 Le modèle GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique)	21
CHAPITRE IV	
RÉSULTATS EMPIRIQUES	25
4.1 Description des données	25
4.1.1 Statistiques Descriptives	29
4.1.2 Corrélation entre les stratégies	31
4.2 Estimation par moindres carrés ordinaires (MCO)	31
4.3 Introduction des instruments et correction des erreurs de spécification	32
4.4 Test de Durbin-Wu-Hausman	34
4.5 Estimation du modèle par le GARCH DCC	35
4.5.1 GARCH univarié (p,q)	36

4.5.2 GARCH DCC	38
CONCLUSION	42
APPENDICE A	
PRÉSENTATION DES DONNÉES	44
A.1 Définitions des stratégies	44
BIBLIOGRAPHIE	71

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
4.1 répartition des stratégies	28
A.1 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO	50
A.2 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)	51
A.3 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)	52
A.4 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)	53
A.5 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)	54
A.6 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie CNV	57
A.7 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie SHO	58
A.8 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EMC	59
A.9 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EMQ	60
A.10 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EDR	61
A.11 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie FIX	62
A.12 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie GBL	63
A.13 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie LON	64
A.14 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie MAF	65
A.15 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie MUL	66

A.16 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)	67
A.17 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)	68
A.18 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)	69
A.19 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)	70

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
4.1 Statistiques descriptives des stratégies	30
4.2 test de normalité (Jarque Bera)	31
4.3 AIC du GARCH (1,1) en présence d'instruments	40
A.1 Corrélation entre les stratégies	47
A.2 Régression par MCO des stratégies sur les facteurs	48
A.3 Régression avec les variables instrumentales	49
A.4 Résultats du GARCH (1,1)	55
A.5 Résultats du GARCH DCC (1,1)	56

RÉSUMÉ

Excellent instrument de diversification auprès des gestionnaires, les fonds de couverture représentent un outil d'investissement alternatif complexe. Depuis les années 90, la quantité de fonds de couverture sous gestion ne cesse de croître. Cependant certaines faillites enregistrées auprès de ces fonds constituent des éléments catalyseurs pour le déclenchement d'une crise financière. C'est dans ce contexte que s'aligne notre étude qui aura pour objectif de déterminer le modèle approprié pour l'analyse dynamique des fonds de couverture en terme de volatilité. Cela permettra aux gestionnaires d'effectuer une meilleure sélection des titres à inclure dans leur portefeuille. Pour ce faire, nous procédons par la correction d'erreurs de spécification sur le modèle de Fung et Hsieh (2004) sur lequel on applique un GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique). Nous comparons ce modèle au GARCH univarié. Notre échantillon est composé de dix stratégies issue de la base de données CSFB/ Tremont. Les résultats obtenus révèlent que le GARCH DCC constitue le meilleur modèle d'analyse pour expliquer la volatilité conditionnelle des fonds de couverture.

INTRODUCTION

Selon la définition de AIMA (Association du Monde de l'Investissement Alternatif), « le fond de couverture est un programme d'investissement dans lequel les gérants ou partenaires cherchent à offrir une performance absolue tout en protégeant l'investissement original des pertes financières potentielles »¹. Dans le but d'atteindre cet objectif, des techniques spécifiques et des instruments financiers, parfois non conventionnels, sont utilisés. Nous avons entre autres la vente à découvert d'actions, les produits dérivés, le levier financier et l'arbitrage qui sont très populaires. Cette catégorie d'actifs s'adresse particulièrement à une clientèle fortunée aussi bien privée qu'institutionnelle car les investissements minimums sont élevés ; l'accessibilité à ces fonds est donc restreinte.

Depuis ces deux dernières décennies, on observe une croissance du nombre des fonds de couverture et du montant d'actifs sous gestion. Selon le rapport d'EurekaHedge² (centre de recherche sur la gestion alternative et l'une des plus grandes bases de données sur les fonds de couverture), le montant d'actifs sous gestion a augmenté de 1,400 milliards en décembre 2012 et la taille de l'industrie se chiffre désormais à 1,77 billions de dollars américains. Cet intérêt pour les fonds de couverture est la démonstration que les investisseurs se ruent depuis quelques années vers la gestion alternative en vue de percevoir des rendements élevés. Cependant, la complexité des fonds de couverture et la faible réglementation au sein de l'industrie laisse entrevoir plusieurs risques sous-jacents. Bien que les gestionnaires de fonds de couverture transigent sur les mêmes marchés que ceux de fonds de placement, il faudrait noter que ces derniers possèdent des caractéristiques qui diffèrent des fonds communs de placement. Par conséquent, un

1. AIMA Canada 2005 : Précis sur les fonds de couverture de AIMA Canada

2. http://www.eurekahedge.com/news/12_Dec_Eurekahedge_Report_online.asp

modèle propre aux fonds de couverture s'impose.

La littérature financière a proposé plusieurs modèles parmi lesquels nous retenons le modèle de Fama et French (1993) et le modèle de Fung et Hsieh (2002,2004). Le modèle de Fama et French (1993) à trois facteurs est fréquemment utilisé dans le cadre des fonds communs de placement. Tandis que le modèle de Fung et Hsieh (2002,2004) à sept facteurs est conçu pour être appliqué aux fonds de couverture. Il se trouve que la plupart de ces modèles comportent des erreurs de spécification. Ces erreurs surestiment parfois l'alpha qui s'avère très important en matière de sélection de titres et sous-estiment l'exposition au risque du portefeuille. Il est donc nécessaire d'éliminer ces biais inhérents aux modèles afin que les gestionnaires puissent faire des choix éclairés dans la gestion de leur portefeuille. Plusieurs travaux sur le sujet ont été effectués avec le modèle de Fama et French(1993). Pour certains auteurs (Ditmar (2002), Chung, Johnson et Schill(2006)), ces erreurs sont dues à l'omission dans l'analyse des moments ou co-moments d'ordre supérieurs .Tandis que pour d'autres (Ferson et Schadt(1996), Fersion et Qian (2004)), ils proviennent du caractère conditionnel de l'alpha et du bêta. Pour corriger ce problème d'erreurs, la théorie économétrique suggère l'utilisation de variables instrumentales. Toutefois, le choix des instruments ne s'avère pas être une tâche facile, ce qui constitue la première préoccupation de notre étude.

De nos jours, les investisseurs sont plus alertes aux événements rares qui peuvent frapper l'économie et affecter les rendements des fonds de couverture. Tel a été le cas en 1998 où La faillite du *Long Term Management Capital* a été à l'origine d'une crise de liquidité aux États-Unis. Dès cet instant, les fonds de couverture ont été souvent associés aux excès de spéculations et d'instabilités sur les marchés financiers. Cela sous-entend que la mesure de risque à l'image de la volatilité ou encore le ratio de Sharpe couramment appliqués aux fonds communs de placement se trouvent être inappropriés pour étudier les risques et la performance des fonds de couverture. Plusieurs auteurs notamment Fung et Hsieh (1997), Amenc, Curtis et Martellini (2003), le démontrent à travers les distributions des rendements de fonds de couverture qui présentent un coefficient d'asymétrie négatif et un excès du coefficient d'aplatissement. Ainsi selon Amin et Kat (2003),

l'utilisation de la volatilité sous-estime le risque réel perçu par les investisseurs. Dans le contexte actuel de fragilité de l'économie mondiale, il est important dans l'analyse des rendements des fonds de couverture de pouvoir mesurer la dynamique résidant au sein de la volatilité afin d'évaluer le risque réel encouru. C'est l'une des problématiques majeures de notre étude.

C'est pourquoi, dans une approche macro-prudentielle plus précisément dans l'esprit de pouvoir limiter les dommages d'éventuelles crises financières sur l'économie et dans le souci d'améliorer la sélection de titres faite par les gestionnaires de fonds, nous nous inspirons de la démarche de Bodson, Coën et Hübner (2010). Les auteurs décident de tester la fiabilité de plusieurs méthodes économétriques pour évaluer la performance des fonds de couverture de la base de données provenant de l'EDHEC (École des Hautes Études Commerciales (En France)) et cela à partir du modèle de RBSA (*Return-Based-Style-Analysis*) introduit par Sharpe (1992). Ce modèle est un précurseur du modèle à sept facteurs de Fung et Hsieh (2002,2004). Les auteurs corrigent d'abord les erreurs de spécification par la méthode de variables instrumentales et les instruments sont les moments d'ordre supérieurs déterminés par Dagenais et Dagenais (1997). Par la suite, ils estiment ce modèle corrigé par moindres carrés ordinaires (MCO), le filtre Kalman, le GARCH (*General AutoRegressive Conditionnal Heteroskedascity*) univarié afin de pouvoir déduire celui qui fournit une meilleure estimation. Selon leurs résultats obtenus, le GARCH et le filtre Kalman sont les mieux adaptés à l'évaluation de la performance des fonds de couverture.

Toujours dans la même lignée, notre étude va se baser sur le modèle ABS (*Asset-Based-Style*) de Fung et Hsieh (2002,2004) qui est une amélioration du modèle de Sharpe(1992). Sur ce modèle à sept facteurs, nous allons corriger les erreurs de spécification inhérents au modèle tel que proposé par Bodson, Coën et Hübner (2010). Puis sur ce modèle corrigé, nous allons estimer les rendements par GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique) qui se trouve être l'originalité de notre étude. En effet, la majorité des études précédentes ont été réalisées dans un cadre statique sans prendre en compte la dynamique des rendements et de la volatilité. De ce fait, l'utilisation d'un GARCH

DCC vient non seulement capturer la distribution non normale des fonds mais aussi la dynamique de la volatilité. Ce qui constitue un élément très important dans le cadre de cette recherche.

Nous utiliserons la base de données CSFB/ Tremont pour une période allant d'Avril 1994 à Décembre 2010. Le travail suivra la procédure suivante. Au premier chapitre, nous présenterons les caractéristiques des fonds de couverture. Au deuxième chapitre, dans la revue de littérature, nous opposerons les différents arguments soulevés par les auteurs en ce qui a trait à la présence et à la correction d'erreurs de spécifications puis à la modélisation des fonds de couverture. Au troisième chapitre, nous justifierons le choix de notre modèle de base à travers la section cadre théorique. Enfin, au quatrième chapitre, nous analyserons les résultats empiriques issus de cette méthode.

CHAPITRE I

PRÉSENTATION DES FONDS DE COUVERTURE

1.1 Caractéristiques générales

Le gestionnaire de fonds de couverture a pour objectif d'avoir des rendements positifs .Il essaie de profiter des occasions du marché tout en protégeant le principal de toute perte financière. Ainsi, plusieurs stratégies et techniques non conventionnelles sont souvent employées. Par conséquent, les fonds de couvertures sont loin d'être homogènes. Au cours de ces dix dernières années, la croissance annuelle moyenne des fonds était de 4,5% et celle des actifs sous gestion de 16,2%³. Cette croissance s'explique par les caractéristiques générales des fonds de couverture qui, selon AIMA Canada (2005), se définissent comme suit :

- Rendement absolu : tout en conservant le capital original des investisseurs, les gestionnaires s'engagent à avoir des rendements positifs peu importe les scénarios du marché.
- Stratégies de placements flexibles : les gestionnaires utilisent plusieurs stratégies pour profiter des occasions particulières du marché et réduire les risques associés à ces occasions.
- Structure de placement : les placements sont structurés de diverses manières soit en sociétés commandites, en fiducies et en sociétés cotées en bourse.

3. Daniel Capocci, 2010, « Qu'est ce qu'un Hedge Fund ? » *Introduction aux hedge funds, Economica, p.26*

–Honoraires de rendement : les honoraires des gestionnaires sont versés en fonction des rendements positifs produits au-delà d'un certain rendement.

–Concordance des intérêts des gestionnaires avec ceux des investisseurs : les gestionnaires disposent d'un certain pourcentage de leur avoir personnel qui est investi dans les fonds propres de sorte que les objectifs coïncident avec ceux des investisseurs.

–Liquidité réduite et immobilisation des fonds : les fonds de couverture donnent les possibilités d'effectuer les opérations de vente ou d'achat de façon mensuelle. Cependant des périodes d'immobilisation d'une durée variant de trois mois à un an peuvent être appliquées. Durant ces périodes, les investisseurs ne peuvent pas vendre leur investissement.

–Décorrélation : les gestionnaires de fonds de couverture ont l'habilité à offrir des rendements positifs tout en étant faiblement corrélés avec les autres actifs traditionnels. Raison pour laquelle, les fonds de couverture sont un excellent outil de diversification.

–Le levier financier : plusieurs stratégies ont un levier supérieur à celui des stratégies directionnelles.

–Contraintes de capacité : malgré le fait que les fonds de couverture sont ouverts aux nouveaux flux provenant des investisseurs, il arrive parfois que certains parmi eux n'acceptent pas l'entrée de nouveaux placements dans le but de contrôler la taille et protéger les rendements potentiels.

–Transparence : les positions et les noms des titres détenus par les gestionnaires sur les fonds de couverture ne sont pas dévoilés aux investisseurs de sorte que la transparence des positions (communication des positions prises actuellement) ou la transparence de risque (communication des paramètres de risque sur la totalité des fonds) sont absentes.

–Niveau de placement élevé : les fonds de couverture sont transigés sur un marché non-réglementé (sans prospectus) par conséquent, les montants minimums à investir sont élevés.

–Distribution de revenu et fiscalité : les distributions de revenu varient en fonction de la structure de fonds (c'est-à-dire si c'est une fiducie ou une société commandite par exemple).

Par ces particularités, nous voyons que les fonds de couverture diffèrent des fonds communs de placement à certains égards. Bien que les gestionnaires de fonds aient pour objectif de protéger les investisseurs de toute perte financière, il faut noter qu'ils sont aussi confrontés à un dilemme qui est d'offrir un rendement absolu peu importe le comportement du marché. Des stratégies audacieuses sont donc entreprises. Pour ce fait, les fonds de couverture sont plus risqués que les fonds communs de placement tout en offrant un rendement plus élevé. Cela a un impact sur la modélisation économétrique car les relations d'estimation sont généralement linéaires tandis qu'en réalité ses relations sont vraisemblablement non-linéaires. Ces problèmes d'estimation des rendements des fonds de couverture ont été soulevés par Fung et Hsieh (2000), Aggarwal et Naik (2004).

1.2 Classification des fonds de couverture.

Vue la multitude de stratégies employées par les gestionnaires pour atteindre leur cible, il n'est donc pas aisé de vouloir classer uniformément les fonds de couverture. Chaque fournisseur de données à l'exemple du CBSF/Tremont, développe sa propre classification afin de regrouper les fonds et de donner des tendances globales. Par contre, on peut remarquer des similitudes car les fonds de couverture sont classés par stratégie ou processus, par catégorie d'actifs, par emplacement géographique ou par sources de rendements. On note alors trois grands groupes :

–Les stratégies non directionnelles qui sont des stratégies à faible sensibilité par rapport au marché. Ces stratégies basées sur l'arbitrage, permettent aux gestionnaires de pouvoir profiter des failles dans l'évaluation d'un titre ou d'un ensemble de titres donnés. Ainsi, pour chaque position du portefeuille, le gestionnaire cherche à tirer avantage de la différence de prix qui peut exister entre la juste valeur théorique du titre ou le niveau d'équilibre et la valeur marchande. Les stratégies les plus courantes sont l'arbitrage

convertible, l'arbitrage de revenus fixes et la stratégie neutre au marché.

–Les stratégies basées sur un évènement : elles visent à capter les mouvements de prix suite à un évènement qui peut être une fusion, une restructuration, une faillite, liquidation ou une réorganisation. Ces stratégies regroupent à la fois les stratégies directionnelles et non directionnelles. Elles sont divisées en deux sous-stratégies notamment les stratégies de fusion ou de risque (non directionnelles) et les titres en détresse ou à haut rendement (directionnelles).

–Les stratégies directionnelles qui englobent tous les fonds dont les stratégies évoluent dans le temps en fonction des besoins et des ajustements du marché dans le but de pouvoir bénéficier des occasions de placement. Fortement exposées aux mouvements du marché, ces stratégies qualifiées d'opportunistes peuvent être plus risquées que les deux autres stratégies. En effet, elles font appel à plusieurs stratégies en même temps afin de pouvoir saisir les opportunités de placement. Parmi ces stratégies, on retrouve les stratégies de couverture d'actions, les contrats à terme gérés, les stratégies macro-globales et les stratégies basées sur les marchés émergents.

Face à ces aspects particuliers que renferment les fonds de couverture, il devient alors important dans l'analyse de la performance de tenir compte de tous ces éléments. En effet, ces caractéristiques qui diffèrent des fonds de placement engendrent des phénomènes de queues épaisses au niveau de la distribution des fonds de couverture. Ce qui signifie que les rendements des portefeuilles dévient de la loi normale. Dans ce cas, les moments d'ordre supérieurs doivent être pris en considération car les investisseurs sont très sensibles à l'idée de la venue d'un évènement rare.

CHAPITRE II

REVUE DE LITTÉRATURE.

La gestion et les particularités que renferment les fonds de couverture rendent difficiles les prévisions des rendements en fonction du monde économique actuel. Distincts des fonds communs de placement, il ne convient pas de faire l'analyse des fonds de couverture en utilisant les méthodes d'estimations traditionnelles. Effectivement, la structure non linéaire de leurs rendements et le phénomène de queues épaisses qui les caractérisent, génèrent des biais dans les résultats obtenus. Cela suggère donc une approche différente de celle utilisée pour effectuer l'analyse de la performance des fonds de couverture. Aussi, les chocs sans précédents que subissent les marchés financiers depuis quelques années, exigent la prise en considération de la dynamique existante dans la volatilité des rendements. En conséquence, l'utilisation de modèles d'évaluation adaptés aux fonds communs de placement dans le cadre d'analyse de la performance des fonds de couverture se trouve inappropriée et non représentative. C'est pourquoi, il est important de fournir une alternative permettant aux gestionnaires de fonds de couverture de pouvoir atteindre leurs objectifs. Dans ce contexte, plusieurs modèles multifactoriels ont été proposés.

2.1 Modèle à trois facteurs de Fama et French (1993) et Cahart (1997).

Le modèle de Fama et French (1993) constitue la résultante d'une continuité de leurs propres travaux effectués en 1992. Contrairement au modèle unifactoriel CAPM (*Capital Asset Pricing Model*) où seul le risque systématique est modélisé; le modèle de Fama

et French (1993), tient compte de deux anomalies du marché qui sont : l'effet de taille et l'effet *book-to-market*. En 1993, le modèle développé était basé sur les marchés des actions et des obligations. Il était fonction de cinq facteurs significatifs pour expliquer les rendements. Les auteurs distinguent ainsi trois facteurs relatifs aux actions à savoir le bêta, le rapport valeur comptable sur valeur marchande et la capitalisation boursière et deux facteurs relatifs aux obligations. Ces derniers sont la maturité et le risque de défaut. À la suite des tests, les auteurs concluent que l'utilisation d'un modèle à cinq facteurs n'est pas convenable à l'étude des actions et retiennent alors le modèle à trois facteurs. Les trois facteurs sont en outre : la prime de marché (bêta) qui est le facteur de risque du CAPM, la différence entre la rentabilité d'actions de petites tailles et celle d'actions de grandes tailles, notée SMB (*Small Minus Big*) et la différence entre la rentabilité de portefeuille à faible valorisation et celle d'un portefeuille à forte valorisation, notée HML (*High Minus Low*). Il est important de spécifier que la taille des actions se mesure en termes de capitalisation boursière et la valorisation représente le ratio financier (*Book-to-Market*). Quant au modèle, il se formule comme suit :

$$R_{Pt} - R_{Ft} = \alpha_p + \beta_{P1}(R_{Mt} - R_{Ft}) + \beta_{P2}SMB_t + \beta_{P3}HML_t + e_t, \quad (2.1)$$

Où $t = 1, 2, 3, \dots, T$.

R_{Pt} est le rendement du portefeuille, R_{Ft} est le rendement de l'actif sans risque et R_{Mt} est le rendement du marché.

L'ajout de ces deux facteurs permet au modèle de Fama et French (1993) de refléter deux types de risques notamment le risque systématique et le risque spécifique (relatif aux activités de l'entreprise). De ce fait, les auteurs concluent que ce modèle parvient à mieux expliquer les sources de rendements des actions. Appliqué aux actions, ce modèle a été transposé dans le cadre des fonds communs de placement. La fiabilité du modèle à pouvoir expliquer la performance des fonds mutuels a été testée par certains auteurs en comparaison avec le modèle CAPM. Il en sort que le modèle à trois facteurs fournit de meilleurs estimateurs que le CAPM. Cependant, Jegadeesh et Titman (1993) détectent

des anomalies dues à l'effet momentum qui se définit comme étant la réaction lente du marché face à l'information. En effet, le modèle à trois facteurs est dans l'incapacité à justifier les variations dans le portefeuille de rendements.

C'est dans ce contexte que Carhart (1997) propose donc l'ajout d'un quatrième facteur au modèle de Fama et French (1993) qui est l'effet momentum noté UMD (*Up Minus Down*). Il se traduit comme étant la différence entre un portefeuille d'actions ayant eu la meilleure performance et un portefeuille d'actions ayant une moins bonne performance. Ce modèle parvient à améliorer les résultats empiriques comparativement au CAPM néanmoins, certaines hypothèses comme l'absence d'opportunités d'arbitrage font que ce type de modèle est plus adapté aux fonds mutuels qu'aux fonds de couverture. Les fonds mutuels regorgent d'outils d'investissements standards tandis que les fonds de couverture font appel à plusieurs stratégies complexes qui ne peuvent être expliqués par quatre facteurs.

2.2 Le modèle de Fung et Hsieh (1997,2002,2004)

Le modèle de Fung et Hsieh (1997), adapté aux fonds de couverture, se présente comme étant le prolongement du modèle de Sharpe (1992). Pour cela, plusieurs ajustements pertinents sont à implanter par rapport au modèle de Sharpe (1992). Désormais, on considère dans le modèle, la capacité du gestionnaire de fond de couverture à pouvoir effectuer des ventes à découvert. Ce qui n'était pas le cas dans le modèle de Sharpe adapté aux fonds communs de placement. De plus, à l'ensemble d'actifs, les auteurs introduisent les produits dérivés et à l'ensemble des stratégies, la possibilité d'utiliser le levier financier. En conséquence, le style utilisé pour les fonds de couverture se résume comme étant une combinaison entre les fonds de couverture et leurs stratégies où l'accent est mis à la fois sur le marché et les stratégies utilisées. On remarque cependant une forte corrélation entre les fonds communs et le marché tandis qu'on observe une faible corrélation entre les fonds de couverture et le marché. En vertu de cela, Fung et Hsieh (1997) développe un modèle qui s'apparente à celui de Sharpe (1992) ayant pour but d'identifier les facteurs générant les rendements des fonds de couverture. Ces

facteurs sont par la suite, exprimés en fonction des prix observés sur le marché. Il s'agit donc d'établir un lien explicite entre les fonds de couverture et les fonds communs de placement. Ainsi, Fung et Hsieh (1997) se basant sur l'idée selon laquelle les gestionnaires ayant les mêmes styles de gestion doivent engendrer des rendements fortement corrélés par rapport à ceux ayant différents styles, ils proposent de regrouper tous les rendements de fonds dont les stratégies ont les mêmes caractéristiques risque-rendement. Ensuite, pour conserver la structure linéaire du modèle de Sharpe (1992), les rendements non-linéaires des fonds de couverture sont directement absorbés par les rendements des facteurs estimés, ce qui préservera la relation linéaire entre les rendements des fonds et ceux des facteurs. Pour dégager les facteurs ayant un pouvoir explicatif significatif, ils procèdent à une analyse en composante principale. Ce modèle s'appelle *Return-Asset-Style*.

En amélioration à ce modèle, Fung et Hsieh (2002) proposent de nouveaux facteurs qui permettent de saisir les caractéristiques systématiques d'une stratégie particulière propre aux fonds de couverture. Ces facteurs sont fortement corrélés avec les composantes principales des fonds de couverture et permettent de décomposer le rendement des fonds de couverture en deux sources de risques (idiosyncratique et systématique). Dans l'optique de pouvoir répliquer un portefeuille diversifié de fonds de couverture, les auteurs décèlent les facteurs de risque systématiques communs à une même composante principale et les nomment les facteurs ABS (*Asset-Based-Style*). Le modèle ABS comprend sept facteurs⁴ qui sont les suivants :

–deux facteurs liés aux actions :la prime de marché à savoir le rendement excédentaire($Mkt-R_f$) et l'écart entre la position vendeuses et acheteuses($SC-LC$). Comme indice de référence du marché, nous avons retenu le SP500.

–deux facteurs liés aux obligations :la variation du taux d'échéance 10 ans (MLU) et la variation du taux 10 ans sur les bonds de trésor classé Baa par l'agence de notation

4. William Fung et David Hsieh, 2004, « Hedge Fund Benchmarks :A risk Based Approach » *Financial Analyst Journal*, p.65-81

Moody's (BAA).

–trois facteurs liés respectivement aux contrats à terme sur la monnaie (PTFSFX), les bonds du trésor (PTFSBD) et les commodités (PTFSCOM).

Ces facteurs sont représentatifs de la majeure partie des facteurs de risque présents dans les stratégies des fonds de couverture. Le modèle se formule alors comme suit :

$$R_{pt} = \alpha + \beta_1(Mkt - Rf) + \beta_2(SC - LC) + \beta_3MLU + \beta_4BAA + \beta_5PTFSBD + \beta_6PTFSFX + \beta_7PTFSCOM, \quad (2.2)$$

Où $t = 1, 2, 3, \dots, T$. R_{pt} est le rendement du portefeuille.

En 2004, Fung et Hsieh ont démontré que ce modèle à sept facteurs explique jusqu'à 85% la variation des rendements des fonds de couverture. L'avantage de ce dernier modèle est qu'il donne la possibilité aux investisseurs de faire la différence entre un fond de couverture diversifié ou un fond corrélé et de pouvoir identifier les alphas ajustés au risque systématique. De plus, en établissant une relation entre les fonds de couverture et le marché, les facteurs ABS parviennent à surmonter les limites des données de fonds de couverture en termes de réalisation de tests. Étant donné ces avantages, le modèle à sept facteurs est celui retenu comme modèle de base dans le processus d'analyse de la performance des fonds de couverture.

2.3 Littérature sur les fonds de couverture

La littérature financière sur le sujet s'est beaucoup améliorée car plusieurs auteurs s'y intéressent.

Nous avons entre autres, Aggarwal et Naik (2000) qui proposent l'utilisation du modèle de Fung et Hsieh (1997) pour analyser les rendements des classes de fonds de couverture. Ils partent d'une régression progressive (*Stepwise*) sur les facteurs afin de sélectionner les facteurs de risques significatifs pouvant expliquer le modèle. De là, ils réduisent le risque de la présence de biais dans les résultats. Cette approche aussi suggérée par Dor

et Jagannathan (2002) tente de déterminer de façon statique la meilleure combinaison de facteurs. C'est une démarche bénéfique dans la mesure où l'on fait face à un grand ensemble de facteurs potentiels et qu'il n'est pas évident de tester toutes les combinaisons possibles. Par la suite, les auteurs proposent de capter les non-linéarités des rendements à travers l'introduction des rendements de portefeuilles d'options sur un indice de marché tel que (SP500). Le concept innovateur avec cette approche a été l'introduction d'options pour évaluer la performance des fonds de couverture car elle permet de contrôler le risque en minimisant les pertes potentielles.

Pour certains auteurs comme Chung, Johnson et Schill (2006), les erreurs de spécifications sont dues à l'omission dans l'analyse de co-moments d'ordre supérieurs. Par contre, pour d'autres tels que Ferson et Qian (2004) ces erreurs sont liées au caractère conditionnel de l'alpha ou du bêta. C'est dans ce contexte que la récente étude de Coën, Racicot et Théoret (2011) utilise le modèle de Fama et French (1993) et propose deux méthodes pour effectuer l'analyse des stratégies en fonction du risque. Ces méthodes qui ont pour objet de réduire les erreurs de spécifications présentes dans le modèle sont : la technique des alphas et bêtas conditionnels et les doubles moindres carrés ordinaires (TSLS) ou les moments généralisés (GMM). Avec la technique des alphas et bêtas conditionnels initiée par Ferson et Schadt (1996), on tient compte des valeurs passées des instruments. Cela a pour avantage de déterminer l'habileté du gestionnaire à pouvoir prédire les mouvements des primes de risques suite à l'observation des instruments. Malgré cet atout, la méthode des alphas et bêtas conditionnels appliqués aux fonds de couvertures dans le modèle Fama et French (1993) ne corrigeait pas parfaitement les erreurs de spécification. La deuxième méthode proposée s'avère plus adéquate et efficace pour corriger les erreurs de spécifications dans un modèle. Cependant, le problème demeure dans le choix des instruments. Dans leur article, les auteurs basés sur les travaux de Dagenais et Dagenais (1997), ont optés pour les moments d'ordre supérieurs (l'asymétrie et l'aplatissement) afin de pouvoir améliorer le potentiel explicatif du modèle. Effectivement, les résultats obtenues avec ce modèle sont meilleurs que ceux obtenus en utilisant l'approche des alphas et bêta conditionnels. Bien que la méthode des moments généralisés (GMM)

permette la correction des erreurs de spécification inhérentes au modèle, elle ne permet pas cependant, de capter l'évolution de la volatilité dans le temps.

Amenc et Martellini (2002), quant à eux, cherchent à estimer la matrice de variance-covariance pour une sélection optimale de portefeuilles. La matrice de variance-covariance est reconnue pour être génératrice d'erreurs d'échantillonnage en présence de nombreux titres et plusieurs méthodes ont été utilisées afin d'améliorer l'estimation de cette dernière. Une solution s'impose : la réduction du nombre de paramètres à estimer. Plusieurs modèles ont échoué à cet égard, notamment l'approche à corrélation constante d'Elton et Gruber (1973), le modèle uni-factoriel de Sharpe (1963) et le modèle multifactoriel de Chan, Karceski et Lakonishok (1999). Ces méthodes ont pu réduire les erreurs d'échantillonnage au profit d'erreurs de spécification. Par contre, Jagannathan et Mah (2000) imposent des contraintes de poids qui sont équivalentes à la réduction des estimateurs de la matrice de variance-covariance. Les auteurs, face à cela, proposent un modèle à facteurs implicites qui vise à réduire le risque et à imposer une structure endogène. L'avantage de cette pratique est qu'elle permet de réduire les erreurs de spécification en partant du principe *Let-the-Data-Talk* et les erreurs d'échantillonnage à cause de la structure qui sera imposée. Tout d'abord, ils utilisent l'analyse en composante principale qui va leur permettre d'extraire les facteurs implicites du modèle. En effet, l'objectif de cette démarche est d'expliquer les corrélations entre un nombre élevé de variables par un nombre plus restreint de facteurs latents qui représentent des variables inobservables. Ils parviennent donc à identifier les sources de risque et de variabilité du portefeuille. Par la suite, ils mesurent la performance de l'estimateur de la matrice de variance-covariance des rendements des fonds de couverture et non celui des rendements espérés car ce dernier comporte un risque élevé d'estimation. L'estimateur de la matrice de variance-covariance va permettre de sélectionner le portefeuille à variance minimale sur la frontière efficiente. En conclusion, ils trouvent que le portefeuille à variance minimale composé d'indices fonds de couverture est moins risqué comparativement à un indice de référence (SP 500), ce qui signifie que l'introduction de fonds de couverture dans le portefeuille d'un investisseur réduit la volatilité du portefeuille. Par contre, ils notent

que le rendement du portefeuille à variance minimale est légèrement semblable à celui de l'indice de référence.

Toujours dans la même direction, Coën et Hübner (2009) se basent sur la technique de Dagenais et Dagenais (1997) pour estimer la performance des fonds de couverture en présence des erreurs de spécification dans le modèle de Fama et French augmenté (1997). En effet, selon Cragg (1994), le problème d'erreurs de spécification présents dans les modèles ont été largement négligés dans le domaine de la finance. C'est dans ce contexte que Dagenais et Dagenais (1997) proposent les estimateurs des moments d'ordre 3 et 4 comme instruments afin de réduire le biais existant dans les modèles d'estimation linéaires (Dagenais et Dagenais (1997) ne se sont pas intéressés à la finance). L'utilisation de cette technique est appropriée dans le cadre de l'analyse des fonds de couverture vue qu'elle capte la non-linéarité des rendements. Cette méthode non seulement permet de corriger les erreurs de spécification inhérentes au modèle mais aussi d'améliorer le pouvoir explicatif du modèle. Étant donné que les auteurs ont utilisé les moindres carrés ordinaires pour estimer, on n'est pas en mesure de capter la dynamique au niveau de la volatilité des rendements ce qui demeure une autre difficulté à régler. Pour pallier ce problème, Bodson Coën et Hübner, (2010) ont montré que l'utilisation d'un GARCH sur le modèle ABS de Fung et Hsieh (2004) donnait un meilleur résultat que l'utilisation des moindres carrés ordinaires (MCO). Le but de cette étude, était d'évaluer la capacité de prédiction des modèles selon les diverses méthodes d'estimation. Ils tiennent compte de la présence de biais dus aux erreurs de spécification par l'utilisation du filtre de Kalman et les estimateurs de moments d'ordre supérieurs pour les corriger. Cependant, selon les résultats obtenus, les estimateurs de moments d'ordre supérieur permettent d'obtenir des indices de références (*benchmarks*) significatifs. Leur article contribue d'une part à améliorer la sélection de titres parmi un large éventail tout en considérant la présence d'erreurs de spécification et d'autre part l'évaluation de la performance des fonds de couverture par une analyse de style dynamique.

CHAPITRE III

PRÉSENTATION DU MODÈLE

Parmi les modèles à facteurs utilisés, on retient que le modèle de Fung et Hsieh (2004) est en mesure de capter les sources de risque justifiant les rendements des fonds de couverture. En ce qui concerne la correction d'erreurs de spécification, la méthode proposée par Dagenais et Dagenais (1997) demeure l'une des plus efficaces⁵. C'est pourquoi dans le cadre de notre étude, nous allons utiliser le modèle de Fung et Hsieh (2002) comme modèle de base puis nous utiliserons la méthode de Dagenais et Dagenais (1997) (telle qu'utilisée sur les fonds de couverture par Coën et Hübner (2009)) pour éviter notamment la présence de biais dans nos résultats. Pour ce qui est de l'estimation, nous optons pour un GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique) introduit par Engle (2002) et Tse et Tsui (2002).

3.1 Modèle linéaire en présence d'erreurs de spécification

Les erreurs de spécification représentent une difficulté dans l'estimation de modèle linéaire dans la mesure où elles conduisent à une corrélation entre les résidus et les variables explicatives. Cela crée donc des estimateurs biaisés. C'est un problème souvent omis dans le monde de la finance. Nous reprenons ici une démarche figurant notamment dans Coën et Racicot (2007) et Carmichael et Coën (2008) qui se traduit comme suit :

5. Voir Critique de Pal (1980) et Carmichael et Coën (2008)

$$R_{pt} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k \tilde{F}_{kt} + u_t \quad (3.1)$$

Où $t = 1, 2, 3 \dots, T$. R_{pt} est le rendement du portefeuille.

α est le terme constant qui définit le rendement anormal ou l'Alpha de Jensen. \tilde{F}_{kt} est le facteur k à la période t , β_k est la prime associé au facteur k et u_t représente le risque idiosyncratique.

Si les K facteurs \tilde{F}_{kt} sont observés, le modèle de l'équation(3.1) estimé par moindres carrés ordinaires (MCO) fournit des estimateurs consistants. Cependant, dans le cadre des fonds de couverture, les facteurs de risque ne sont pas tous connus par conséquent, l'estimation par les moindres carrés ordinaire va fournir des résultats biaisés. Pour démontrer cela, supposons que tous les facteurs de risque sont inobservables alors on établit la relation suivante qui est celle entre les vrais facteurs et les facteurs observables :

$$F_t = \tilde{F}_t + v_t \quad (3.2)$$

Où \tilde{F}_t sont les K vrais facteurs de risque non-observés tels que la prime d'illiquidité (Chan et Faff(2005)) ou les co-moments d'ordre supérieurs des facteurs . v_t représente les K termes d'erreurs et F_t représente les K facteurs observés. v_t est de moyenne 0 et est indépendant à travers le temps. De plus, il n'est pas corrélé avec les facteurs de risque observés et le risque idiosyncratique. Pour voir l'effet des variables inobservables sur le modèle d'estimation, on remplace l'équation (3.2) dans l'équation (3.1) et on obtient :

$$R_{pt} = \alpha + F_t \beta + (u_t - v_t) \beta \quad (3.3)$$

Les estimateurs $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ obtenus par moindres carrés ordinaires sur le modèle (3.3) ne sont pas consistants et le terme d'erreurs $(u_t - v_t)$ résultant est corrélé avec les facteurs F_t par le biais de v_t . On note ainsi la présence d'erreurs de spécification dans le modèle. Pour résoudre ce problème, la littérature financière soutenue par des auteurs

comme Coën, Racicot, Théoret (2011), Chung, Johnson, Schill (2004), Dittmar (2002) suggèrent l'introduction des moments d'ordre supérieurs comme instruments. Cela signifie que les variables instrumentales doivent être partiellement corrélées avec les variables observées et non corrélées avec les termes d'erreurs. Dans le cadre de notre étude, les moments choisis sont le coefficient d'asymétrie et d'aplatissement déjà justifié par Dagenais et Dagenais (1997) et Cragg (1997), qui sont les tenants du concept. De plus, ceci concorde avec les données que nous avons. Effectivement, les variables explicatives qui correspondent aux variables observées ne suivent pas une loi normale si l'on s'en tient aux coefficients d'asymétrie qui sont en majorité négatifs et aux forts coefficients d'aplatissement (supérieur à 3). La formulation des instruments est la suivante :

$$z_1 = f * f \quad (3.4)$$

$$z_2 = f * f * f - 3f[(\frac{f' \times f}{N}) * I_K] \quad (3.5)$$

Il faut noter que le signe $*$ correspond à la multiplication d'Hadamard c'est à dire qu'on fait un produit composante par composante d'une matrice. Soit f_{ij} qui représente les éléments de la matrice f , alors z_{1ij} , élément de la matrice z_1 s'obtient par le produit de f_{ij} et de f_{ij} . La matrice f se définit de la manière suivante :

$$f = (I_N - \frac{ii'}{N})F \quad (3.6)$$

Cette matrice, de dimension $N \times K$ a la même taille que la matrice F calculée en déviation par rapport à la moyenne. N est le nombre d'observations et K est le nombre de facteurs. Notons que I_N et I_K sont des matrices identités d'ordre N et K respectivement. i est un vecteur colonne de dimension $N \times 1$ dans lequel chaque élément est 1. La matrice F , quant à elle, se définit comme suit :

$$F = (i, z_1, z_2)\widehat{\Lambda} + \widehat{W} \quad (3.7)$$

$\widehat{\Lambda}$ est la matrice des constantes.

Le terme d'erreurs \widehat{W} se formule comme étant la différence entre les facteurs observés en présence des instruments (F) et l'estimateur des facteurs réels (\widehat{F}) :

$$\widehat{W} = F - \widehat{F} \quad (3.8)$$

La méthode implémentée par Dagenais et Dagenais est facile à manipuler. On commence d'abord par construire les estimateurs \widehat{F} des facteurs réels en faisant K régressions artificielles par moindres carrés ordinaires sur l'équation (3.7). Ensuite, nous procédons à la construction des estimateurs des termes d'erreurs $\widehat{W} = F - \widehat{F}$.

Enfin, suite à ces ajustements la nouvelle équation qui résulte est la suivante (cf Coën et Hübner (2009) et Carmichael et Coën (2008)) :

$$R_{pt} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_{kIV} F_{kt} + \sum_{k=1}^K \psi_k \widehat{w}_{kt} + \varepsilon_t \quad (3.9)$$

\widehat{w}_{kt} est l'instrument du facteur k à la période t et F_{kt} représente le facteur k à la période t . β_{kIV} caractérise le bêta corrigé pour les erreurs de spécification du facteur k . ψ_k est la prime associé à l'instrument du facteur k .

Pour s'assurer de l'absence d'erreurs de spécification, on effectuera le test de Durbin-Wu-Hausman. Ce test permet de voir si l'ensemble d'estimations obtenues par moindres carrés est convergent ou non. Conformément à notre étude, l'hypothèse nulle est le modèle estimé par moindres carrés ordinaires et l'hypothèse alternative est celui estimé par variables instrumentales en utilisant les instruments de Dagenais et Dagenais (1997).

Si le modèle estimé par moindres carrés ordinaires (MCO) est estimé correctement, \widehat{w}_{kt} dans une régression de variables instrumentales ne devrait pas avoir de pouvoir explicatif sur une variation de R_{pt} non expliquée par F_{kt} . Par conséquent, $\psi_k = 0$. Si ce n'est pas le cas, cela signifie \widehat{w}_{kt} est corrélé avec ε_t et ψ_k sera différent de 0. Ainsi en

testant l'hypothèse nulle, nous testons l'hypothèse jointe selon laquelle le modèle estimé par MCO est correctement spécifié et \hat{w}_{kt} qui caractérise l'instrument est valide. Après avoir eu les estimations de l'équation (3.9) et celle de l'équation (3.1), nous calculons la statistique F issue de Davidson et Mackinnon (2004) qui se définit comme suit :

$$\frac{(SSR - SSU)/(l - K)}{SSU/(N - l)} \sim F(N - l, N - K). \quad (3.10)$$

On considère que la matrice \hat{w}_t des K instruments est de taille $N \times l$ et F_t est la matrice de facteurs dont la taille est de $N \times K$. K est le nombre de colonnes de la matrice des facteurs, l est le nombre de colonnes dans la matrice des instruments et N est le nombre d'observations. SSR et SSU sont respectivement la somme des carrés des résidus obtenues par MCO et par la méthode de variables instrumentales.

Si jamais, les erreurs de spécification sont détectées, l'estimateur va considérer ce biais. (Cf Coën et Racicot (2007) et Carmichael et Coën (2008)).

3.2 Le modèle GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique)

L'évolution des marchés financiers possède des particularités empiriques que tout modèle cherche à répliquer. C'est pour cela, que tout calcul de risque effectué par un gestionnaire doit refléter le plus possible cette réalité présente sur les marchés. En effet, introduit en 1986 par Bollerslev, le modèle GARCH permet de tenir compte d'une caractéristique essentielle des marchés à savoir : la volatilité n'est pas constante. Il consiste en l'ajout des retards de la variance conditionnelle. Ces ajouts agissent en terme de lissage. Cependant, dans le cadre de notre étude, vu que les rendements des fonds de couverture disposent d'une distribution non normale et que l'analyse du risque est une priorité, l'utilisation d'un GARCH classique n'est pas appropriée. L'analyse de risque d'un portefeuille composé de plusieurs actifs doit prendre en compte l'interaction entre les différents éléments, ce qu'un GARCH classique ou un GARCH univarié n'est pas en mesure de capter. Ainsi, il convient d'utiliser un GARCH multivarié qui va considérer

la corrélation conditionnelle entre les actifs afin de capter les liens dynamiques.

Vue que notre objectif est d'utiliser les résultats issus de la régression réalisée à l'équation (3.9), c'est donc sur ces derniers qu'on va appliquer le GARCH DCC. Nous utilisons ces résultats estimés plutôt que les rendements observés par souci d'amélioration du pouvoir explicatif étant donné que dans le milieu financier, cette étape est souvent omise.

Pour capter à la fois, la variance conditionnelle et la corrélation conditionnelle, nous avons opté pour le modèle GARCH DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique) introduit par Engle (2002) et Tse et Tsui (2002). Cette approche s'inspire du GARCH CCC (Corrélation Conditionnelle Constante) et s'établit en trois étapes. La première étape consiste en l'estimation de la variance conditionnelle (H) de chaque portefeuille à partir d'un processus GARCH univarié (linéaire ou non). Ensuite, la deuxième étape est de construire la matrice diagonale contenant les variances conditionnelles précédemment calculées. Puis, en prenant la racine carrée de cette matrice, on obtient la matrice des écart-types conditionnels noté D . Enfin, en troisième étape, on utilise les résidus obtenus par les régressions de la première étape pour construire les corrélations de façon autorégressive ce qui fait qu'on arrive à une matrice de corrélation conditionnelle qui évolue en fonction du temps. Le modèle se formule de la manière suivante :

$H_t = D_t C_t D_t$ Où on a :

$$D_t = \text{diag}(\sqrt{h_{11t}}, \sqrt{h_{22t}}, \dots, \sqrt{h_{NNt}}) \quad (3.11)$$

$$C_t = \text{diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}(Q_t^{-1/2}) \quad (3.12)$$

Où C est une matrice de dimension $N \times N$, symétrique et définie positive.

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2) \bar{Q} + \theta_1 u_{t-1} u'_{t-1} + \theta_2 Q_{t-1} \quad (3.13)$$

Le terme \bar{Q} représente la matrice de variance-covariance non conditionnelle de dimension ($N \times N$), symétrique et définie positive. Ensuite, on a le vecteur colonne des résidus

standardisés à N actifs du portefeuille à la date t : $\mu_t = (\mu_{1t}, \mu_{2t}, \dots, \mu_{Nt})'$ et $\mu_t = \frac{\epsilon_{it}}{\sqrt{h_{it}}}$.
 Pour $i = 1, \dots, N$.

Les coefficients θ_1 et θ_2 permettent de mesurer la persistance de la corrélation entre deux actifs dans un portefeuille. Il faudrait noter que cette persistance est la même pour une classe d'actif. Ces paramètres sont ceux qu'on devra estimer et la somme de ces coefficients devra être inférieure à 1 pour honorer la positivité de la matrice.

En ce qui concerne l'estimation des paramètres, on utilisera la méthode de maximum de vraisemblance logarithmique qui est une méthode fréquemment employée pour les modèles multifactoriels. Nous supposons donc que les résidus sont gaussiens alors $(r_t - \mu_t) = \epsilon_t \sim N(0, I_N)$. La vraisemblance gaussienne va nous fournir un estimateur quasi-vraisemblance qui est convergent pour θ même si nous avons une densité qui n'est pas normale. Il faut toutefois noter que cet estimateur est moins efficient que celui trouvé avec la vraie densité. Cependant, nous suivons ici les hypothèses émises par Engle (2002) et Tse et Tsui(2002) dans le modèle GARCH DCC.

Ainsi, la log-vraisemblance du GARCH DCC comprendra deux parties. La première partie va dépendre du paramètre de la volatilité et la seconde va dépendre de la corrélation conditionnelle. On obtient donc :

$$L_t(\theta) = -\frac{1}{2} \sum (\log |D_t C_t D_t| - u_t' C_t^{-1} u_t) \quad (3.14)$$

Où $u_t = D_t^{-1}(r_t - \mu_t)$ et $u_t' C_t u_t = (r_t - \mu_t)' D_t^{-1} C_t^{-1} D_t^{-1} (r_t - \mu_t)$

En remplaçant $u_t' C_t^{-1} u_t$ dans 3.13, on a :

$$L_t(\theta) = -\frac{1}{2} \sum (2 \log |D_t C_t D_t| + u_t' u_t) \quad (3.15)$$

$$L_t(\theta) = -\frac{1}{2} \sum (2 \log |D_t| + u_t' u_t) - \frac{1}{2} \sum (\log |C_t| + -u_t' C_t^{-1} u_t - u_t' u_t) \quad (3.16)$$

$$L_t(\theta) = Q_1 L_T(\theta_1^*) + Q_2 L_T(\theta_1^* \theta_2^*) \quad (3.17)$$

Les paramètres θ_1^* et θ_2^* sont estimés en deux étapes dont la première est la maximisation de $\theta_1^* = \arg \max Q_1 L_T(\theta_1^*)$ et seconde étape consiste en la maximisation de $\theta_2^* = \arg \max Q_2 L_T(\theta_2^*)$.

L'utilisation de la méthode GARCH DCC est une approche innovatrice dans la mesure où la littérature financière s'est limitée dans bons nombres d'articles au GARCH univarié (1,1). La valeur ajoutée de notre étude à cette littérature sera donc l'utilisation du GARCH multivarié DCC (Corrélation Conditionnelle Dynamique) sur le modèle de Fung et Hsieh (2004) en ayant appliqué auparavant la méthode des variables instrumentales proposée par Dagenais et Dagenais (1997). En phase avec notre objectif, il est capable de capter l'évolution dynamique de la matrice de variance-covariance tout en ayant épuré, au préalable, le modèle de tous risques de contamination. De surcroît, le GARCH DCC est facile d'approche du moment où il est estimé, d'une part, à partir de GARCH univarié et dispose d'autre part, d'hypothèses de distribution plus compréhensibles que celui du GARCH CCC (Corrélation Conditionnelle Constante) initié par Bollerslev(1990). C'est un avantage pour le professionnel car il aura un modèle accessible en termes d'implantation qui utilise un nombre réduit de paramètres à estimer.

CHAPITRE IV

RÉSULTATS EMPIRIQUES

Cette section présente les résultats obtenus à la suite de l'utilisation de la méthode de Dagenais et Dagenais(1997) et de l'estimation du modèle corrigé par le GARCH DCC. Puis nous procéderons à l'interprétation. Nous allons d'abord débiter par l'analyse de la base de données qui a fait l'objet de notre étude.

4.1 Description des données

Notre étude empirique ayant pour objectif d'évaluer la performance des fonds de couverture, nous nous basons alors sur les rendements mensuels de dix indices de fonds représentatifs de la base de données CSFB/Tremont. La période d'évaluation s'étale de Janvier 1995 à Décembre 2010 soit un total de 192 observations. Ce qui est convenable pour notre étude dans la mesure où pour une estimation par GARCH, un minimum de 100 observations est requis et que nous incluons une période de grande volatilité soit la crise financière de 2007. Les dix indices utilisés sont : *Convertible Arbitrage (CNV)*, *Dedicated Short Bias (SHO)*, *Emerging Market (EME)*, *Equity Market Neutral (MNE)*, *Even Driven (EDR)*, *Fixed Income Arbitrage (FIX)*, *Global Macro (GLB)*, *Long/Short Equity (LON)*, *Managed Futures (MAF)* et *Multi Strategy (MUL)*. Chaque indice reflète une stratégie employée par les gestionnaires de fonds de couverture. La définition se chacune d'elles se résume en annexe.

En ce qui concerne la base de données, le choix n'est pas arbitraire puisqu' elle est la plus

convoitée auprès des chercheurs pour la transparence des informations. En effet, la base de données CSFB/Tremont figure parmi les trois meilleures bases avec CISDM (*Center for International Securities and Derivates Markets*) et HFR (*Hedge Fund Research*) selon le centre de recherche sur les fonds de couverture. Il est à noter que l'industrie des fonds de couverture est opaque et les données disponibles sont celles fournies par les fonds qui sont favorables à nous les communiquer. Cela limite donc l'information globale en ce qui a trait à l'industrie des fonds de couverture. C'est pour cette raison que nous avons décidé d'étudier directement les indices de fonds de couverture de CSFB/Tremont plutôt que ceux composés d'indices individuels car ils peuvent contaminer le modèle par le biais du survivant tel que soulevé par Coën et Hübner (2009). Le biais de survivant provient du fait que la base de données est le résultat des fonds qui ont existé sur une période définie. Effectivement, les gestionnaires qui n'obtiennent pas une bonne performance sortent de l'industrie tandis que les meilleurs y demeurent. La base de données regroupe alors tous les fonds de couverture qui affichent des rentabilités satisfaisantes. Ce biais étant très faible (3%) dans la base de données dont nous disposons, cela nous permet de ne pas considérer l'existence potentielle d'un tel biais lors de notre étude.

Les facteurs de risque, quant à eux sont issus pour la plupart du site web de David Hsieh⁶. Le choix de ces facteurs se justifie à travers la littérature financière sur les fonds de couverture notamment Fung et Hsieh (2002,2004). Ils reflètent les caractéristiques des fonds de couverture de sorte que le nombre de facteurs n'affectent pas la significativité des résultats. Nous avons sept facteurs de risque à savoir :

-SMB (*Small Minus Big*) provient du site de Fama et French(1993)⁷. Ce facteur vient remplacer celui de Fung et Hsieh (2002) dont l'abréviation (SC-LC) correspond aussi à l'écart entre la position vendeuses et acheteuses. Étant donné, la difficulté à obtenir ce facteur, il a été remplacé par SMB car la définition est la même pour les deux facteurs.

6. <https://faculty.fuqua.duke.edu/~dah7/HFRFData.htm>

7. http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html

–MLU (*ML US high yield return index*) et BAA sont extraits de la base de données de la banque fédérale aux États-Unis⁸.

–les trois facteurs liés aux contrats à terme sur la monnaie (PTFSFX), sur les obligations (PTFSBD) et sur les commodités (PTFSCOM) sont tirés du site internet de David Hsieh⁹.

–la prime de marché (Mkt-RF) qui est correspond au rendement supplémentaire exigé par un investisseur afin de compenser un niveau de risque supérieur à la moyenne est issue la base de données de Fama et French.

Selon le tableau ci- dessous qui traduit la répartition des stratégies par rapport à l'indice des fonds de couverture (CST), nous constatons que la stratégie la plus suivie sur la période d'analyse est *Global Macro* (GBL) car 37,98% des fonds de couverture l'adoptent. Ensuite, vient la stratégie *Long/Short* (LON) avec 30,97%. Les stratégies les moins populaires sont *Dedicated Short Biais* (SHO) et *Multi-Strategy* (MUL) avec des proportions avoisinant 0.

8. http://www.federalreserve.gov/releases/h15/data/Business_day/H15_TCMNOM_Y10.txt

9. <https://faculty.fuqua.duke.edu/~dah7/HFRFData.htm>

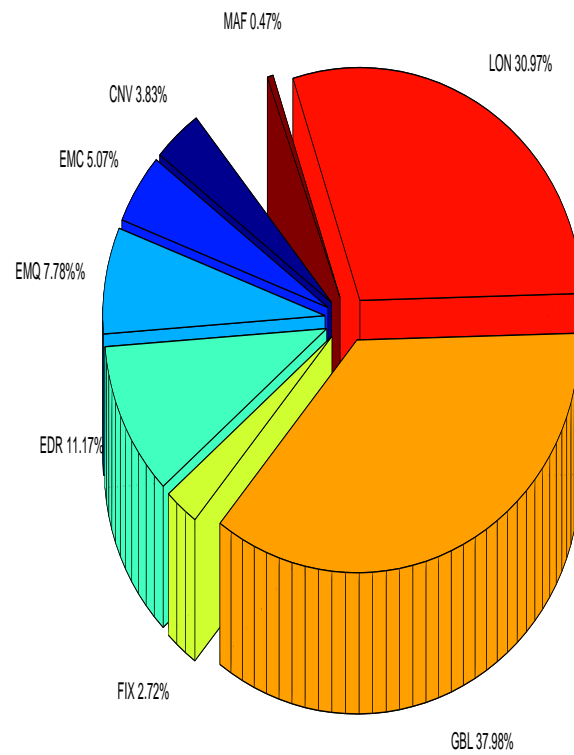


Figure 4.1 répartition des stratégies

Ce graphique résume les parts en pourcentage de chaque stratégie de fonds dans l'indice de fond de couverture CST. Les stratégies Long/Short Equity avec 30,97% et Global Macro avec 37,98% sont celles qui occupent une part importante dans la répartition de l'indice CST.

4.1.1 Statistiques Descriptives

Si on se base sur une relation moyenne-variance pour mesurer le risque, on constate que la plupart des indices nous offre des rendements en moyenne plus faibles et un risque moindre comparativement à l'indice global des fonds de couverture CST (moyenne des rendements =0,85% et écart-type =0,0222). En exception à cela, nous avons la stratégie *Global Macro* (GBL) qui a une moyenne de rendements supérieur à l'indice soit 1,12% et un risque de 0,0289. Cela peut s'expliquer par le fait que cette stratégie tient compte des anticipations macroéconomiques basées sur la théorie économique. La probabilité de réalisations de ces dernières est très aléatoire d'où un risque plus élevé. Il en est de même pour la stratégie *Long Short Equity* dont la moyenne des rendements est de 0,95% et le risque est 0,0290. En effet, les gérants de ce fond, cherchent à profiter des défaillances sur le marché des actions pour effectuer des gains. C'est la raison pour laquelle, cette stratégie se trouve être plus risquée que l'indice. Cela justifie donc pourquoi ces deux stratégies sont les plus populaires auprès des gestionnaires de fonds de couverture et leur importance dans la répartition de l'indice de fonds de couverture.

En ce qui concerne le coefficient d'asymétrie, la majorité des indices de notre échantillon a un coefficient d'asymétrie négatif sauf deux stratégies (SHO (*Dedicated Short Biases*) et MAF (*Managed Futures*)). Cela signifie que la probabilité d'avoir des rendements négatifs (des pertes) est élevée.

Pour ce qui est du coefficient d'aplatissement, la quasi-totalité des indices dispose d'une distribution leptokurtique soit un coefficient d'aplatissement supérieur à 3. Cela sous-entend déjà que la distribution n'est pas une normale car une distribution normale a un coefficient d'aplatissement de 3. De plus, avoir une distribution leptokurtique signifie que la probabilité d'être très proche de la moyenne est élevée (forme de pic laissant apparaître une pente plus raide de la courbe) et elle est également forte dans les extrêmes, par contre la probabilité baisse rapidement en s'éloignant de la moyenne.

Quant au test de normalité (voir tableau 4.2), nous constatons qu'au seuil 5 % , la ma-

Tableau 4.1 Statistiques descriptives des stratégies

	moyenne	ecart-type	minimum	maximum	skewness	kurtosis
CST	0,0085	0,0222	-0,0760	0,0850	-0,2371	5,6028
CNV	0,0074	0,0207	-0,1260	0,0580	-2,9025	19,5154
SHO	-0,0030	0,0500	-0,1130	0,2270	0,7329	4,4659
EMC	0,0073	0,0420	-0,2300	0,1530	-1,1936	8,6170
EMQ	0,0052	0,0316	-0,4050	0,0370	-11,4856	149,1920
EDR	0,0087	0,0191	-0,1150	0,0480	-1,9399	12,4278
FIX	0,0047	0,0391	-0,1400	0,0430	-4,3020	30,7879
GLB	0,0112	0,0175	-0,1160	0,1060	-0,0278	6,7115
LON	0,0095	0,0289	-0,1140	0,1300	-0,0592	6,4057
MAF	0,0057	0,0290	-0,0940	0,1000	0,0202	2,8775
MUL	0,0072	0,0349	-0,0740	0,0430	-1,9893	11,0251

ajorité des rendements des indices ne suivent pas une loi normale car on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle la distribution des rendements est normale. Seule la distribution du rendement de la stratégie MAF (*Managed Futures*) pourrait suivre une loi normale dans la mesure où l'on ne rejette pas l'hypothèse nulle car la p-value=0,500 est supérieur à 0,05. Cela rentre en phase avec ce qu'on a obtenu au niveau des statistiques descriptives.

Les résultats obtenus dans les tableaux ci-dessous viennent pour leur part confirmer les caractéristiques des rendements des fonds de couverture déjà soulevés auparavant.

Tableau 4.2 test de normalité (Jarque Bera)

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR
h	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
p-value	0,0010	0,0010	0,0010	0,0010	0,0010
stat	2450,5240	34,6103	304,1265	175346,2181	838,9203
	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
h	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00
p-value	0,0010	0,0010	0,0010	0,500	0,0010
stat	6892,3030	109,5550	93,6716	0,1468	648,9889

Ce tableau résume les résultats du test de normalité. Lorsque $h=1$, on rejette l'hypothèse nulle H_0 selon laquelle la distribution suit une loi normale et lorsque $h=0$, on ne rejette pas H_0 au seuil de 5%.

4.1.2 Corrélation entre les stratégies

Selon les résultats obtenus dans le tableau A.1 de l'annexe, on constate que les stratégies sont relativement peu corrélées car la majorité des corrélations se situent en dessous de 0,50 (en valeur absolue). C'est le cas des stratégies *Equity Market Neutral* (EMQ), *Global Macro* (GBL), *Managed Futures* (MAF). Cette faible corrélation sous-entend que les données ne font pas face à un problème de multicollinéarité. Cela est très important car en présence d'un tel obstacle, il est important de remédier à celui-ci avant l'estimation de nos paramètres en utilisant une analyse en composante principale. Selon Dagenais(1994), si les variables explicatives sont fortement corrélées, le problème d'erreurs de spécification se présente sous une forme plus sévère, ce qui exige une correction plus avancée.

4.2 Estimation par moindres carrés ordinaires (MCO)

L'estimation par moindres carrés ordinaires reste la méthode de référence qui va nous permettre de comparer les résultats obtenus avec celle des variables instrumentales. Nous commençons donc par effectuer la régression de chaque stratégie sur l'ensemble des facteurs. Ainsi, nous avons :

$$R_{pt} = \alpha + \beta_1(Mkt - Rf) + \beta_2SMB + \beta_3MLU + \beta_4BAA + \beta_5PTFSBD + \beta_6PTFSFX + \beta_7PTFSCOM \quad (4.1)$$

R_{pt} est le rendement du portefeuille.

En annexe, le tableau A.2 présente les résultats obtenus pour cette régression y compris les R^2 ajustés obtenus. Le modèle a un pouvoir explicatif très important en autres pour les stratégies *Even Driven* ($R_{ajust.}^2 = 0,4808$), *Dedicated Short bias* ($R_{ajust.}^2 = 0,7221$) et *Long short equity* ($R_{ajust.}^2 = 0,6429$). Ce qui est normal car ces stratégies sont dites agressives. La moyenne des bêtas se situe en valeur absolue entre 0,0008 et 0,0185 ce qui concorde avec la fonction des fonds de couverture qui est de couvrir une partie du risque. Par contre, plusieurs stratégies affichent des bêtas moyens négatifs c'est le cas notamment de *Convertible Arbitrage*, *Dedicated Short Biases*, *Emerging Markets*, *Even Driven*, *Fixed Income* et *Multi-Strategy*. Ces stratégies sont en général très peu exposées au marché puisque leur bêta est loin de -1 mais proche de 0. Cela se justifie non seulement par le fait que ces stratégies sont pour la plupart celles qui présentent des écarts-types élevés mais aussi par le choix de notre période d'étude. En effet, la crise financière de 2007-2008 a été une période de grande volatilité qui a engendré d'énormes pertes sur le marché. C'est la raison pour laquelle plusieurs portefeuilles de fonds affichent un bêta négatif.

4.3 Introduction des instruments et correction des erreurs de spécification

Dans le monde de la finance, la correction d'erreurs de spécifications est une pratique peu populaire auprès des acteurs du marché. Pourtant, dans le cadre d'analyse de fonds de couverture, il est important d'y avoir recours. De ce fait, le choix des instruments s'avère nécessaire pour effectuer l'évaluation. Tel que mentionné au chapitre 3, nous nous inspirons des travaux de Dagenais et Dagenais (1997) et plusieurs autres auteurs notamment Coën et Hübner (2009) ou Bodson, Coën et Hübner (2010). Nous avons retenu les moments d'ordre 3 et 4 compte tenu du fait que la distribution des fonds de couverture présentent un coefficient d'asymétrie négatif et un fort coefficient d'apla-

tissement. Les résultats obtenus à la suite de l'introduction des instruments dans la régression sont affichés dans le tableau B1 en annexe.

Le constat est que l'alpha obtenu lors de la régression par MCO (moindres carrés ordinaires) se trouve pour la majorité des stratégies, sur-estimé en comparaison à celui obtenu par variables instrumentales (voir le tableau des résultats A2 et A3 en annexe). À titre d'exemple, nous avons les stratégies suivantes *Convertible Arbitrage, Emerging Market, Equity Market, Global Macro, Even Driven, Long Short Equity et Multi-Strategy*. Cela confirme les hypothèses introduites au début de notre rédaction concernant la contamination du modèle par les erreurs de spécification. Ainsi, l'alpha se trouve surestimé en présence d'erreurs de spécification tel est notre cas. Malgré le choix du modèle et des facteurs de risque qui diffèrent de ceux présents dans les travaux de Coën, Racicot, Théoret (2011), on obtient la même conclusion. En effet, selon leurs études, la contamination du modèle de Fama et French (1993) donne lieu parfois à une surestimation de l'alpha. En exception à cela, nous avons les stratégies *Dedicated Short Biases et Managed Futures* où l'alpha se trouve sous-estimé dans la régression par MCO. Ce sont des stratégies directionnelles car elles exigent plus de dynamisme dans les actions d'investissement entreprises par le gestionnaire. Cependant, en effectuant une régression par MCO, la performance du gestionnaire n'est pas reflétée à sa juste valeur puisqu'elle est sous-estimée. Ces exceptions nous montrent que la présence d'erreurs de spécification entraîne soit une surestimation ou une sous-estimation de l'alpha lorsqu'on procède par MCO.

En ce qui concerne l'exposition du rendement des portefeuilles aux différents facteurs de risque, nous constatons que l'introduction des instruments révèle une sous-estimation ou une surestimation du bêta dépendamment de la stratégie. Ce qui est plus au moins semblable à ce qui avait été soulevé au début de notre étude.

Au niveau des rendements, nous avons les graphiques comparatifs en annexe qui traduisent les différences entre les rendements estimés par MCO et par variables instrumentales (IV). Cette différence n'est pas grande mais elle est suffisante pour remarquer

que les rendements estimés par IV s'illustrent à certains endroits par des pics plus prononcés que ceux estimés par MCO. Par conséquent, nous déduisons que l'estimation par MCO réduit l'effet des variations des rendements.

De plus, nous constatons que l'introduction des instruments améliore le pouvoir explicatif du modèle au travers l'augmentation considérable du $R^2_{ajust.}$ ajusté pour toutes les stratégies. Ainsi pour la stratégie *Convertible Arbitrage* on passe d'un $R^2_{ajust.}$ de 0,2168 lors de la régression MCO à 0,2646 avec la présence d'instruments. Il est de même pour les stratégies *Fixed Income*, *Managed Futures*, *Long Short Equity* dont l'écart est important entre la régression faite par MCO et celle en présence des instruments. Ensuite le R^2 ajusté de certaines stratégies ayant un fort pouvoir explicatif pour le modèle s'accroît en présence d'instruments. C'est le cas notamment de la stratégie *Even Driven* dont le $R^2_{ajust.}$ MCO = 0,4808 versus le $R^2_{ajust.}$ IV = 0,5085. Pour la stratégie *Dedicated Short Bias*, on passe d'un $R^2_{ajust.}$ MCO = 0,7221 à un $R^2_{ajust.}$ IV = 0,7164. Enfin, pour la stratégie et *Long Short Equity*, on note une évolution du $R^2_{ajust.}$ MCO = 0,6429 à un $R^2_{ajust.}$ IV = 0,6561.

L'amélioration du pouvoir explicatif du modèle due à la présence d'instruments n'est pas suffisante pour pouvoir déduire de la validité des instruments inclus dans le modèle. C'est pourquoi nous devons effectuer le test de Durbin-Wu-Hausman afin de conclure.

4.4 Test de Durbin-Wu-Hausman

À partir résultats obtenus lors de la régression en utilisant la méthode de Dagenais et Dagenais (1997) on remarque que le R^2 dans le modèle en présence d'instruments est le plus élevé dans la majorité des cas. Cependant, les variables endogènes suggérées par Dagenais et Dagenais (1997) doivent être testées afin de voir si il est vraiment nécessaire d'utiliser la méthode des variables instrumentales en nous posant la question de savoir si les estimations obtenues par moindres carrés sont convergentes ou non. Pour répondre à cette préoccupation nous allons nous référer aux tests de Durbin-Wu-Hausman ou DWH qui ont suscité beaucoup d'intérêts dans de nombreux travaux tels

que ceux de Davidson et McKinnon (1989). En appliquant la statistique évoquée au chapitre précédent, on a $F = 2,2652$. Cependant, on observe que les instruments pour certaines stratégies sont moins significatifs et moins représentatifs des résultats obtenus dans d'autres travaux semblables tels que celui de Coën, Racicot, Théoret (2007) qui l'ont réalisé sur le modèle de Cahart (1997). Coën et Hubner (2009), quant à eux, l'ont fait sur le modèle de Fama et French (1993) à la base qui fut modifié par la suite en utilisant le *Stepwise* pour sélectionner les facteurs significatifs à inclure dans le modèle. C'est le cas des stratégies *Convertible Arbitrage* avec une statistique de 3,4252, *Equity market neutral* avec une statistique de 3,0596, *Even Driven* avec une statistique de 3,1693 *Long Short Equity* avec une statistique de 2,6023 et *Multy Strategy* avec une statistique de 3,4106. Effectivement, pour ces stratégies, on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle le modèle à l'équation (3.1) serait bien spécifié et les instruments contenus dans la matrice W seraient valides. Par contre, pour les autres stratégies qui représentent la moitié des portefeuilles, on ne rejette l'hypothèse. Étant donné que le résultat obtenu n'est pas uniforme pour toutes les autres stratégies, on serait porté à effectuer une régression séquentielle. Elle consiste à utiliser deux approches à la fois à savoir celle du *Spécifique au général* en essayant d'ajouter à un facteur au modèle. Après l'ajout du facteur, on utilise la méthode du *Général au spécifique* qui consiste à retirer les facteurs moins significatifs. Le processus se termine lorsqu'aucun facteur n'est sélectionné pour l'inclusion ou pour le retrait. Avec cette méthode, on partirait donc à la recherche d'instruments valides pour le modèle de Fung et Hsieh (2002,2004). Toutefois, le but de notre étude n'est pas la recherche d'instruments mais plutôt l'application de la théorie développée par Dagenais et Dagenais (1997) sur le modèle de Fung et Hsieh (2002,2004) pour pouvoir évaluer les fonds de couverture à l'aide d'un GARCH DCC.

4.5 Estimation du modèle par le GARCH DCC

La première étape de la démarche d'un GARCH DCC nous envoie à l'estimation d'un GARCH univarié. Cependant, le GARCH univarié obtenue restera notre modèle de référence pour des fins de comparaison avec le modèle GARCH DCC. Nous débutons

l'analyse par un GARCH univarié.

4.5.1 GARCH univarié (p,q)

La construction du modèle GARCH se fait comme suit à savoir :

- l'autocorrélogramme des rendements estimés obtenus à la section précédente
- test de Ljung box
- la spécification de l'ordre du GARCH (p,q)
- l'estimation du GARCH (p,q)

A partir du graphique des rendements corrigés des fonds de couverture, on observe des variations plus importantes des rendements peu avant 1998 et aux alentours de 2008 ce qui est normal car ils traduisent la faillite du *Long Term Capital Management* en 1998 et la crise financière de 2008. En ce qui concerne les graphiques du ACF (l'autocorrélogramme) et PACF (autocorrélogramme partiel), on remarque l'existence d'agrégats et une présence d'autocorrélation. Par ailleurs, l'ACF présente certaines valeurs différentes de 0. Tandis que les graphiques du ACF et PACF des rendements élevés au carré pour leur part, affichent une relative stabilité des rendements au carré. Pour le test de Ljung box, la statistique des rendements obtenue ne révèle aucun effet d'autocorrélation pour la majorité des stratégies soient six stratégies sur dix. De même qu'on note une présence d'hétéroscédasticité pour six stratégies sur dix par la p-value du test de Ljung box et du test ARCH inférieur à 0,05. Cela suggère donc l'estimation d'un modèle GARCH avec un ordre faible ainsi nous optons pour un GARCH(1,1). La spécification du modèle est alors :

$$r_t = \varepsilon_t. \quad (4.2)$$

$$\sigma_t = \omega + \alpha_{GARCH}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{GARCH}\sigma_{t-1}^2. \quad (4.3)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t e_t. \quad (4.4)$$

Où $e_t \sim N(0,1)$ et sous l'hypothèse que la moyenne conditionnelle est nulle et que $\omega > 0, \alpha_{GARCH} \geq 0, \beta_{GARCH} \geq 0$. Le modèle soutient le fait que la variance future dépend du choc actuel ε_{t-1} et de la variance actuelle σ_{t-1}^2 . Le paramètre GARCH(α) mesure la réaction de la volatilité conditionnelle face aux chocs du marché. Le paramètre GARCH (β) quant à lui mesure la persistance de la volatilité conditionnelle peu importe le comportement du marché. Enfin la somme des deux paramètres précédents détermine le taux de convergence de la volatilité conditionnelle vers celle de la moyenne de long terme.

Selon les résultats obtenues 5 stratégies sur 10 soit la moitié dont la volatilité est très sensible au marché car α_{GARCH} est supérieur à 0,1. Ce sont les stratégies *Dedicated Short Bias* ($\alpha_{GARCH} = 0,4981$), *Emerging Market* ($\alpha_{GARCH} = 0,2979$), *Equity Market* ($\alpha_{GARCH} = 0,4735$), *Global Macro* ($\alpha_{GARCH} = 0,6876$), *Long Short Equity* ($\alpha_{GARCH} = 0,5881$). Cela illustre bien les définitions de ces stratégies qui sont qualifiées comme étant des stratégies directionnelles qui s'ajustent aux modifications de l'environnement financier. En revanche, *Convertible arbitrage* ($\alpha_{GARCH} = 0$), *Even Driven* ($\alpha_{GARCH} = 0$), *Fixed Income* ($\alpha_{GARCH} = 0$), *Managed Futures* ($\alpha_{GARCH} = 0,0239$) et *Multy-strategy* ($\alpha_{GARCH} = 0$) ont une volatilité qui semble être moins affectée par les chocs du marché.

Pour ce qui est de la persistance, on remarque que pour la totalité des stratégies, la volatilité a tendance à diminuer rapidement à la suite d'une crise car elles affichent des bêtas en dessous de 0.9.

Enfin, nous constatons que le taux de convergence $(\alpha + \beta)_{GARCH}$ de la volatilité vers la moyenne est élevé pour certaines stratégies en avoisinant 1. Cependant, pour d'autres, ce taux est très faible. Ces stratégies qui malgré les chocs arrivent à retourner vers la moyenne sont *Equity Market* ($(\alpha + \beta)_{GARCH} = 0,9152$) et *Long Short Equity* ($(\alpha + \beta)_{GARCH} = 0,9445$). Cela souligne une stabilité au niveau de la volatilité qui à long

terme, se dirige vers sa moyenne. Par ailleurs, ce n'est pas le cas des stratégies *Convertible Arbitrage* ($(\alpha + \beta)_{GARCH} = 0,1830$), *Even Driven* ($(\alpha + \beta)_{GARCH} = 0,1747$) et *Managed Futures* ($(\alpha + \beta)_{GARCH} = 0,1893$) dont la volatilité selon les résultats, semble être instable.

Cela se justifie par les graphiques en annexe de chaque stratégie qui retracent l'évolution de la relation entre la volatilité conditionnelle (écart-type conditionnel sur le graphique), les résidus issus du modèle et les rendements. Nous pouvons observer que notre période d'étude est marquée par deux grands moments de chocs concernant les fonds de couverture à savoir la faillite du Long Term Management en 1998 (qui correspond à notre 45 ième observation approximativement) et la crise financière de 2008 (qui correspond à notre 165 ième observation). En général, la faillite du Long Term Management Capital a été l'évènement qui a fait que les fonds ont connus une plus grande volatilité sur les marchés et une pire performance au niveau des rendements contrairement à la crise de 2008. Par contre, certaines stratégies telles que *Equity Market, Fixed Income et Multi-strategy* ont plus été affectées par la crise financière de 2008 que la faillite du *Long Term Management Capital*.

Pour vérifier la spécification du modèle GARCH (1,1), nous avons effectué l'auto-corrélogramme des résidus au carré issus du modèle GARCH. Les valeurs du ACF et du PACF des résidus oscillant autour de 0 nous permettent de conclure à la bonne spécification du modèle.

4.5.2 GARCH DCC

À la suite des résultats issus du GARCH (1,1) univarié, nous avons le vecteur de paramètres qui va nous permettre de construire les corrélations autorégressives. Le modèle GARCH DCC, va être d'ordre 1 et se définit de la manière suivante :

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2)\overline{Q}_t + \theta_1(\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1}) + \theta_2Q_{t-1} \quad (4.5)$$

Où \overline{Q}_t est la matrice de variance-covariance obtenue lors du GARCH(1,1). On obtient alors les résultats présentés dans le tableau en annexe.

Pour la majorité des stratégies, la sensibilité aux chocs est supérieure à 0,10. Comparativement au GARCH univarié (1,1), le GARCH DCC(1,1) nous révèle que les stratégies sont plus sensibles aux événements du marché. On peut par-là souligner le fait que le Garch univarié sous-estime la volatilité des stratégies contrairement au GARCH DCC. Cela s'explique par le fait que le GARCH DCC tient compte des corrélations conditionnelles entre les différentes stratégies. Pour ce qui est de la persistance, nous constatons que les corrélations conditionnelles dynamiques affichent un effet inférieur à 0,9. C'est le même effet observé lors de l'utilisation du GARCH (1,1). En ce qui concerne le taux de convergence de la volatilité vers la moyenne de long terme, on note que la structure du modèle GARCH DCC(1,1) est plus ou moins stable comparativement à celle du modèle GARCH(1,1). En effet la somme $(\theta_1 + \theta_2)$ respecte la condition d'être inférieur à 1 pour la majorité des stratégies mais on constate que dans le modèle GARCH DCC(1,1), cette somme est en dessous de celle du modèle GARCH(1,1). Cela sous-entend qu'à la suite d'un choc, la volatilité des stratégies prend plus de temps à atteindre sa moyenne de long terme. C'est un reflet de la réalité car après un événement sans précédent sur le marché, la structure de la volatilité est fragile. On constate que c'est le cas pour les stratégies non directionnelles car elles ont une faible corrélation avec le marché. À titre d'exemple nous avons les stratégies *Convertible Arbitrage*, *Managed Futures* et *Even Driven* dont le taux de convergence $(\theta_1 + \theta_2)$ est respectivement 0,1827 (soit 18,27%), 0,1897 (soit 18,97%) et 0,1432 (soit 14,32%). À l'opposé, nous avons les stratégies directionnelles qui ont une structure moins fragile car la volatilité de ces dernières s'ajuste avec les mouvements du marché. C'est pourquoi le taux de convergence vers la moyenne de long terme demeure élevé même si il est plus bas que celui obtenu par GARCH (1,1). Ces résultats se justifient par le fait que GARCH DCC (1,1) prend en considération la variation de la volatilité et de la corrélation dans le temps.

Pour identifier le modèle le plus adapté aux fonds de couverture, nous allons effectuer des comparaisons entre le modèle GARCH DCC (1,1) et GARCH(1,1).

Notre outil de sélection du meilleur modèle de prévision sera le critère AIC (Critère d'Information d'Akaike). Cette démarche est applicable dans la mesure où notre modèle fait appel au maximum de vraisemblance. De plus, ce critère tient compte non seulement des modèles à comparer mais aussi du nombre de variables explicatives. Vu que la comparaison se fait entre plusieurs modèles, la probabilité de générer une erreur de type I augmente c'est-à-dire rejeter l'hypothèse nulle alors qu'elle est vraie. C'est donc pour éviter cela que le critère d'information d'Akaike a été choisi. Il se définit de la manière suivante :

$$AIC = -2 \log(L) + 2k \quad (4.6)$$

Où L représente la vraisemblance et k le nombre de paramètres présents dans le modèle. Cette équation traduit le fait que l'AIC établit un compromis entre le biais qui diminue avec le nombre de paramètres et la volonté d'effectuer des estimations avec un nombre réduit de paramètres. Le meilleur modèle est celui qui a l'AIC le plus faible. Lors de l'utilisation des variables instrumentales, l'AIC du modèle GARCH(1,1) se résume dans le tableau ci-dessous :

Tableau 4.3 AIC du GARCH (1,1) en présence d'instruments

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR
AIC GARCH(1,1)	0,5987	1,0900	0,9389	0,6649	0,6765
	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
AIC GARCH(1,1)	0,4732	0,5542	0,8610	0,7235	0,4596

Nous avons l'AIC du modèle GARCH DCC(1,1) qui est de 3,6683 ce qui est supérieur à l'ensemble des critères AIC du modèle GARCH(1,1). Nous constatons donc que le modèle GARCH (1,1) est celui qui répond le mieux à l'analyse des fonds couverture dans

notre situation. Cela vient à l'encontre de ce qui a été développé par la théorie. En effet, selon les caractéristiques du GARCH DCC(1,1). L'utilisation d'un GARCH DCC devrait être meilleur que celui d'un GARCH (1,1) dans la mesure où l'on capte la dynamique au sein de la volatilité. Cependant, ce résultat peut être compréhensible puisque nous disposons d'un échantillon de petite taille à savoir 192 observations pour l'analyse de la volatilité par un GARCH DCC. Ce résultat s'illustre par les graphiques de volatilité qui traduisent la différence entre une volatilité estimée par le modèle GARCH (1,1) et celle estimée par le modèle GARCH DCC(1,1). Cet écart est remarquable pour la majorité des stratégies. Les pics de volatilités marquées par la faillite du *Long Term Management Capital* en 1998 et la crise financière de 2008, sont très évidentes dans le modèle GARCH DCC. Ce résultat vient ainsi réfuter nos hypothèses avancées au début de notre étude à savoir qu'un modèle GARCH DCC corrigé pour la présence d'erreurs de spécification serait à même d'avoir un pouvoir explicatif meilleur que les modèles d'estimations tels que le GARCH univarié couramment utilisé dans la littérature financière.

CONCLUSION

Le but de notre étude était de pouvoir détecter le modèle qui va permettre d'évaluer la performance des fonds de couverture par l'analyse dynamique de la volatilité tout en appliquant la méthode des variables instrumentales initiée par Dagenais et Dagenais (1997). L'originalité de cette recherche reposait avant tout sur le choix du modèle de Fung et Hsieh (2004) et sur l'utilisation du GARCH DCC. Cette approche va permettre aux gestionnaires d'effectuer de bonnes prévisions et de bonnes sélections de titres dans la gestion de leur portefeuille.

La première étape consistait en la correction d'erreurs de spécification présente dans le modèle de Fung et Hsieh (2004) par l'utilisation des moments d'ordre supérieurs comme instruments. Les résultats obtenus diffèrent de ceux généralement observés car la validité des instruments n'est pas significative pour toutes les stratégies. Malgré cela, il faut souligner que les résultats sont satisfaisants à 50% , ce qui n'est pas négligeable. Cela est dû au modèle choisi car celui fréquemment utilisé par la littérature financière est celui de Fama et French(1993) ou de Cahart (1997).

La seconde étape était marquée par l'application du modèle GARCH DCC sur les estimés obtenus lors la première étape. L'utilisation du GARCH DCC tient compte de la volatilité conditionnelle et de la corrélation conditionnelle entre les stratégies. Par la suite, nous utilisons le critère d'information d'Akaike pour le comparer au modèle GARCH univarié afin d'identifier celui qui était le mieux approprié aux fonds de couverture. Il en ressort que le modèle GARCH univarié avec un critère AIC plus faible est celui qui fournit de meilleures estimations en terme de prévision de la volatilité. C'est un résultat qui vient contrer les hypothèses soulevées au début de la rédaction. Cela peut s'expliquer par le fait que la taille de notre échantillon est très petite pour l'analyse dynamique de la volatilité.

Cependant, dans un souci d'amélioration, notre étude donne lieu à une recherche plus avancée sur les instruments à inclure ou à exclure du modèle en procédant avec la technique du «Stepwise». Cette tâche est ardue mais elle permettra d'avoir un taux de validité d'instruments supérieur à celui obtenu (soit 50%) et un meilleur pouvoir explicatif du modèle. De plus, un plus large échantillon nous permettra de vérifier la véracité de la théorie en ce qui concerne l'utilisation du GARCH DCC pour l'évaluation dynamique de la volatilité des fonds de couverture.

APPENDICE A

PRÉSENTATION DES DONNÉES

A.1 Définitions des stratégies

Convertible Arbitrage : les arbitragistes cherchent à profiter des anomalies qui existent entre le prix d'une obligation convertible en actions et le cours de ces actions. Les gérants cherchent à dénicher les obligations convertibles mal évaluées, à savoir celles dont le prix ne concorde pas avec celui du sous-jacent.

Dedicated Short Bias : les fonds appliquant cette stratégie sont également appelés fonds de vente à court terme. Les gérants prennent ici position sur un large éventail d'actifs (actions, obligations, produits dérivés). La stratégie consiste à prendre un biais baissier par la vente d'actifs à découvert en maintenant une exposition courte nette.

Emerging Market : cette stratégie consiste en la prise de positions longues dans des capitaux propres ou dans la dette de marchés de pays en voie de développement ou pays émergents. Ce type d'investissement nécessite de la part des gérants une connaissance approfondie de ces marchés. Les inefficiences sur le marché que sont le manque d'informations, l'insuffisance de standards comptables, le plus grand risque politique sont source d'opportunités d'investissement car les gérants sont plus à même d'identifier les titres sous-évalués. Les titres disponibles sont les actions et les obligations.

Equity Market Neutral : cette stratégie justifie d'une position globale du portefeuille neutre au marché par le jumelage de positions longues et courtes identiques. Le por-

tefeuille est neutre par rapport au marché peu importe son évolution à la hausse ou à la baisse, le rendement reste identique. Cela permet au spécialiste de la stratégie de se protéger contre tout risque systémique. Les gérants achètent les titres qui offrent une performance supérieure à celle du marché et vendent à découvert ceux dont la baisse est anticipée. Le profit réalisé est attribué à l'habileté des spécialistes de la stratégie à déceler les titres surévalués et sous-évalués. Il faut que le cours de l'action achetée augmente plus rapidement que celui de l'action vendue à découvert (ou que le cours de l'action vendue à découvert diminue plus vite que celui de l'action achetée).

Fixed income Arbitrage : l'intérêt est porté ici sur les marchés de taux. Les gérants investissent de manière conséquente dans les titres à revenu fixe. Il s'agit généralement d'obligations du Trésor américain, mais également d'obligations d'autres états et de certaines entreprises. Sur la base de modèles mathématiques, les arbitragistes décelent les relations qui existent entre des produits de taux sur le long terme. Ils observent si une relation stable diverge de sa moyenne historique. Si cela a lieu et que les gérants anticipent un retour vers le niveau initial, les gérants prennent position. Cela sous-entend que les gérants peuvent faire du levier. Ils investissent de manière simultanée de manière longue et courte dans des produits de taux variés.

Global Macro : les gérants anticipent les modifications dans l'environnement économique global. Ces anticipations entraînent une spéculation sèche. Si leurs anticipations sont correctes, les gérants réalisent des bénéfices. Un gérant décèle une opportunité d'arbitrage lorsque le prix de marché d'un actif diffère de son prix réel.

Long/Short Equity : les gérants cherchent à identifier les actions sous-évaluées afin de les acheter et vendre à découvert celles qui sont surévaluées.

Managed Futures : les gérants investissent uniquement dans des marchés à terme. La stratégie vise à déceler une tendance de marché. Les spécialistes prennent par la suite position en achetant ou en vendant des contrats à terme.

Multi-strategy : les gérants investissent dans plusieurs stratégies de fonds de cou-

verture favorisant une diversification du risque. En effet, les capitaux ne sont pas investis dans une seule et même stratégie et l'exposition à un seul gérant est limitée.

Even driven : cette catégorie d'investissement englobe trois stratégies d'investissement : sociétés en détresse, arbitrage de fusions/acquisitions et autres situations spéciales. Les événements de la vie d'une entreprise peuvent susciter un intérêt car ils sont source de profit. Le gérant réalise des gains s'il prévoit correctement le dénouement de ces événements qui affectent la vie d'une entreprise.

Tableau A.1 Corrélation entre les stratégies

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR	FIX	GBL	LON	MAF	MUL
CNV	1,0000	-0,2576	0,4529	0,2142	0,6372	0,8005	0,3370	0,4316	-0,0826	0,7585
SHO	-0,2576	1,0000	-0,5468	-0,1522	-0,5431	-0,1961	-0,1062	-0,6795	0,0640	-0,2440
EMC	0,4529	-0,5468	1,0000	0,1766	0,7433	0,4349	0,4682	0,6843	-0,0310	0,3915
EMQ	0,2142	-0,1522	0,1766	1,0000	0,2602	0,3260	0,0791	0,2033	0,0052	0,3684
EDR	0,6372	-0,5431	0,7433	0,2602	1,0000	0,5285	0,4518	0,7299	-0,0325	0,5807
FIX	0,8005	-0,1961	0,4349	0,3260	0,5285	1,0000	0,3884	0,3705	-0,0624	0,6815
GBL	0,3370	-0,1062	0,4682	0,0791	0,4518	0,3884	1,0000	0,4499	0,3088	0,3206
LON	0,4316	-0,6795	0,6843	0,2033	0,7299	0,3705	0,4497	1,0000	0,0840	0,4754
MAF	-0,0826	0,0640	-0,0310	0,0052	-0,0325	-0,0624	0,3088	0,0840	1,0000	0,0449
MUL	0,7585	-0,2440	0,3915	0,3684	0,5807	0,6815	0,3206	0,4754	0,0449	1,0000

Tableau A.2 Régression par MCO des stratégies sur les facteurs

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
alpha	-1,8480 (-1,5683)	1,7896 (1,0555)	0,3951 (0,1886)	2,6341 (1,4182)	0,3752 (0,4233)	0,8150 (0,8049)	-0,3058 (-0,1702)	-0,3752 (-0,3354)	3,0447 (1,4604)	1,1627 (1,3740)
PTFSBD	-0,0167 (-1,7143)*	0,0082 (0,5884)	-0,0368 (-2,1269)**	-0,0330 (-2,1494)**	-0,0312 (-4,2661)***	-0,0085 (-1,0102)	-0,0091 (-0,6143)	-0,0096 (-1,0347)	0,0416 (2,4165)**	-0,0115 (-1,6507)*
PTFSFX	-0,0187 (-2,4905)**	-0,0080 (-0,7363)	-0,0136 (-1,0180)	0,0161 (1,3547)	0,0002 (0,0349)	-0,0195 (-3,0181)***	0,0132 (1,1539)	0,0063 (0,8820)	0,0426 (3,1975)***	-0,0044 (-0,8127)
PTFSCOM	-0,0104 (-0,9967)	-0,0242 (-1,6146)	0,0167 (0,9019)	0,0141 (0,8602)	-0,0007 (-0,0884)	-0,0024 (-0,2645)	0,0098 (0,6165)	0,0066 (0,6685)	0,0400 (2,1721)**	-0,0007 (-0,0929)
MLU	0,3748 (2,3597)**	0,0709 (0,3101)	-0,0372 (-0,1317)	0,0075 (0,0299)	0,1204 (1,0076)	0,0447 (0,3275)	0,3080 (1,2717)	0,2545 (1,6878)*	-0,3785 (-1,3472)	0,0385 (0,3374)
BAA	0,2719 (1,3123)	-0,7823 (-2,6244)***	0,0571 (0,1551)	-0,9697 (-2,9695)***	-0,1244 (-0,7984)	-0,2644 (-1,4853)	-0,0823 (-0,2605)	-0,0941 (-0,4785)	-0,2403 (-0,6557)	-0,3025 (-2,0331)**
Mkt-rf	0,1426 (4,8017)***	-0,8136 (-19,0452)***	0,4790 (9,0757)***	0,1575 (3,3650)***	0,2153 (9,6404)***	0,1028 (4,0301)***	0,1561 (3,4462)***	0,3985 (14,1339)***	0,0128 (0,2440)	0,1095 (5,1372)***
SMB	0,0317 (0,8641)	-0,3026 (-5,7384)***	0,1829 (2,8073)***	0,0224 (0,3885)	0,0860 (3,1193)***	0,0150 (0,4773)	0,0231 (0,4132)	0,2478 (7,1220)***	-0,0282 (-0,4346)	0,0370 (1,4067)
R_{2 ajust}	0,2168	0,7221	0,4001	0,1665	0,4808	0,1890	0,0663	0,6429	0,1406	0,2254
Std Error	6,3356	9,1160	11,2630	9,9864	4,7662	5,4443	9,6629	6,0160	11,2093	4,5498

Ce tableau résume l'estimation du modèle par MCO (moindres carrés ordinaires). α est la constante pour chacune des stratégies les. Nous avons les β associés à chaque facteur de risque pour chaque stratégie. On utilise l'équation (3.1) où F_{kt} sont :PTFSBD,PTFSFX,PTFSCOM,MLU,BAA,Mkt-rf et SMB. *StdError* représente les écarts-types des erreurs de la régression. Les t-stats sont entre parenthèses et * * * traduit la significativité du paramètre à un niveau de 1%, ** la significativité à 5% et * la significativité à 10%.

Tableau A.3 Régression avec les variables instrumentales

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
α_{IV}	-6,0028 (-2,8071)***	2,3473 (0,7453)	-2,8285 (-0,8215)	-3,0864 (-1,2175)	-2,0472 (-1,4505)	-0,6224 (-0,3286)	-3,2045 (-1,0917)	-2,0567 (-1,0893)	5,1375 (1,7449)*	-1,3965 (-0,9309)
PTFSBD	-0,0193 (-1,7126)*	0,0148 (0,6905)	-0,0391 (-1,2047)	-0,0586 (-1,2630)	-0,0378 (-2,3896)**	-0,0109 (-0,8305)	-0,0022 (-0,1050)	-0,0176 (-1,1148)	0,0524 (2,3112)**	-0,0139 (-1,1528)
PTFSFX	-0,0265 (-1,9641)**	-0,0189 (-1,1577)	-0,0098 (-0,4730)	0,0210 (1,5220)	-0,0023 (-0,2695)	-0,0240 (-1,7040)*	0,0034 (0,1605)	0,0008 (0,0842)	0,0267 (1,3227)	-0,0113 (-1,2311)
PTFSCOM	-0,0315 (-1,5465)	-0,0238 (-0,8183)	0,0031 (0,1337)	0,0125 (0,5636)	-0,0071 (-0,7250)	-0,0162 (-0,9518)	0,0006 (0,0186)	-0,0024 (-0,1554)	0,0379 (1,5262)	-0,0151 (-1,2735)
MLU	0,9823 (3,4539)***	0,0301 (0,0664)	0,3502 (0,6762)	1,0090 (1,7125)*	0,4179 (2,1726)**	0,2879 (1,1902)	0,7431 (1,6241)	0,5105 (1,7627)*	-0,5553 (-1,2465)	0,4087 (2,0925)**
BAA	0,7594 (1,8700)*	-0,9180 (-1,7650)*	0,5710 (1,1715)	-0,6024 (-1,0151)	0,2540 (1,0564)	-0,1649 (-0,4227)	0,2362 (0,6320)	0,0780 (0,2665)	-0,7000 (-1,8926)*	0,0182 (0,0629)
Mkt-rf	0,20380 (2,8915)***	-0,9015 (-6,6071)***	0,6840 (4,3242)***	0,0623 (0,9436)	0,3160 (4,4368)***	0,1412 (2,0934)**	0,1685 (1,7763)*	0,3392 (4,9226)***	-0,1607 (-1,7428)*	0,1161 (1,8869)*
SMB	0,0021 (0,0592)	-0,1827 (-1,1996)	0,1292 (2,4004)*	-0,1231 (-1,7162)*	0,0854 (4,6807)***	-0,0224 (-0,5734)	0,1216 (1,2830)	0,4096 (9,5239)***	-0,0551 (-1,1788)	-0,0259 (-0,9788)
R2IV _{ajust}	0,2646	0,7164	0,4027	0,2084	0,5085	0,2032	0,0564	0,6561	0,1416	0,2723
(Std,Er) _{IV}	6,1392	9,2085	11,2376	9,7320	4,6369	5,3963	9,7140	5,9040	11,2026	4,4098

Ce tableau résume l'estimation du modèle par les variables instrumentales. α est la constante pour chacune des stratégies corrigées les $(\beta)_{IV}$ associés à chaque facteur de risque pour chaque stratégie corrigée. On utilise l'équation (3.9) où $F_{k,t}$ sont : PTFSCOM, MLU, BAA, Mkt-rf et SMB en présence d'instruments. $(Std, Er)_{IV}$ représente les écarts-types des erreurs de la régression. Les t-stats sont entre parenthèses et *** traduit la significativité du paramètre à un niveau de 1%, ** la significativité à 5% et * la significativité à 10%.

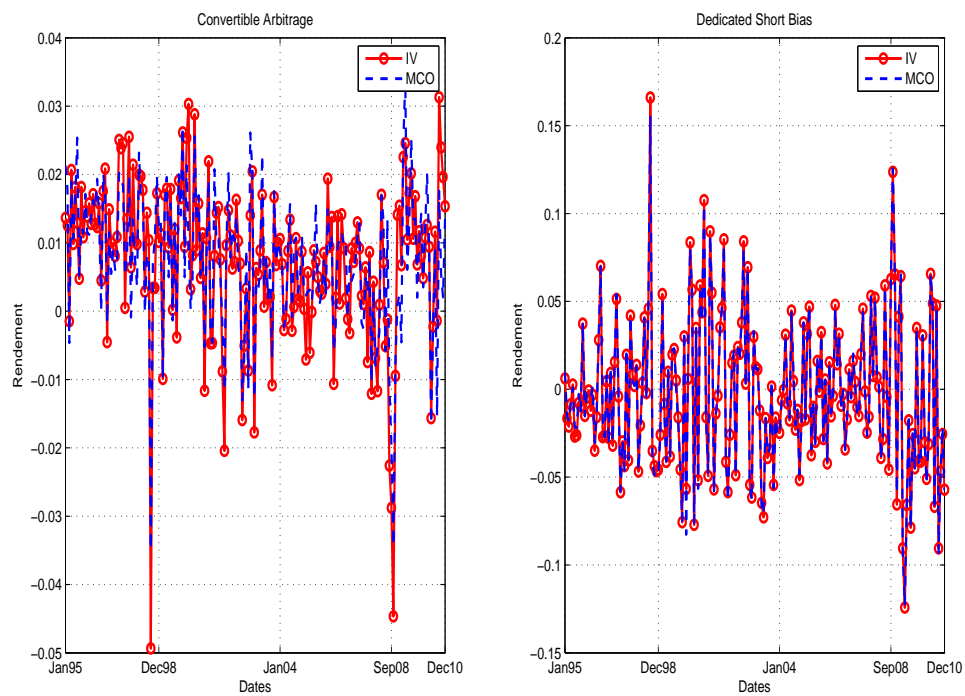


Figure A.1 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO

Ce graphique montre les rendements des stratégies estimés par variables instrumentales (IV) et par moindres carrés ordinaires (MCO).

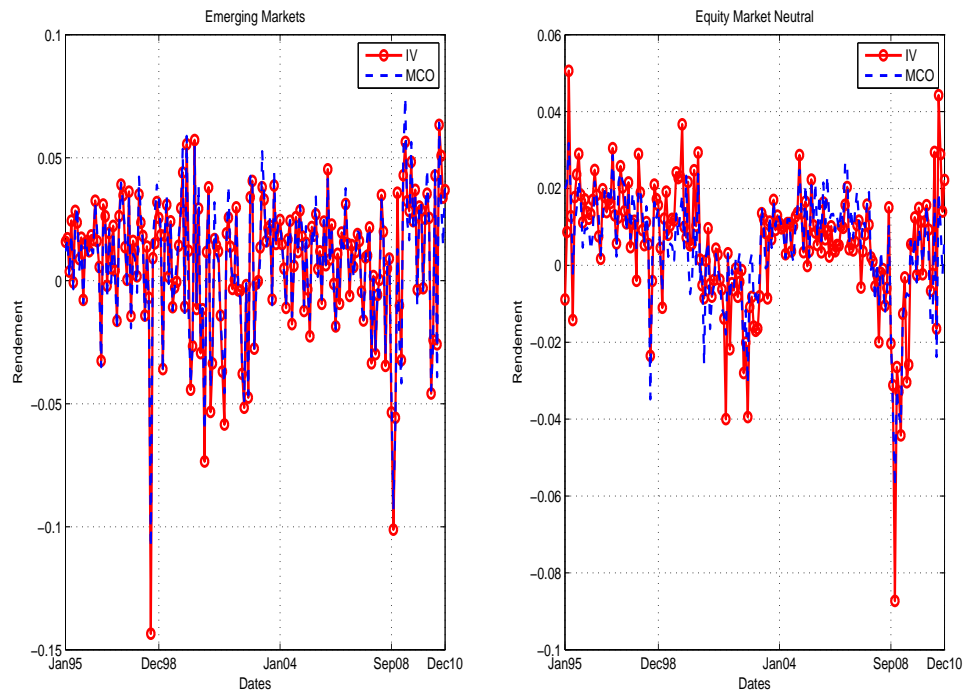


Figure A.2 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)

Ce graphique montre les rendements des stratégies estimés par variables instrumentales (IV) et par moindres carrés ordinaires (MCO).

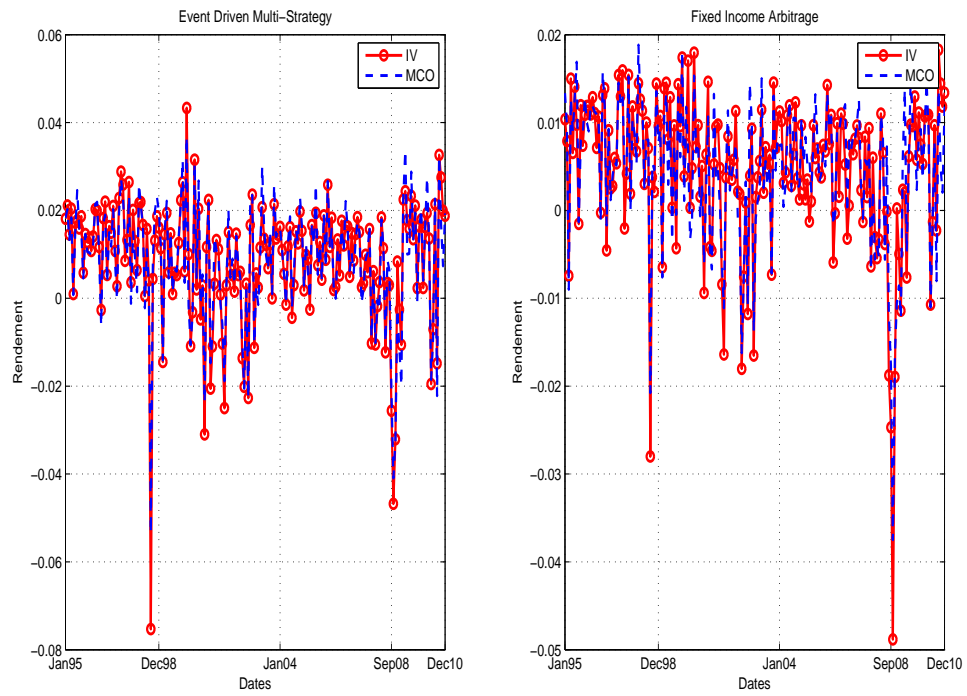


Figure A.3 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)

Ce graphique montre les rendements des stratégies estimés par variables instrumentales (IV) et par moindres carrés ordinaires (MCO).

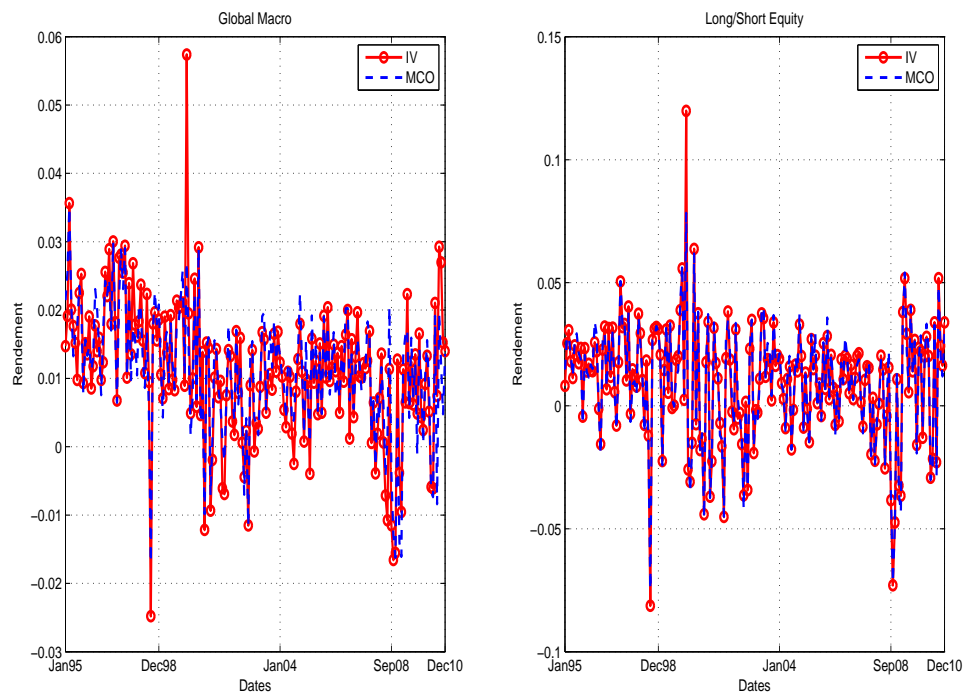


Figure A.4 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)

Ce graphique montre les rendements des stratégies estimés par variables instrumentales (IV) et par moindres carrés ordinaires (MCO).

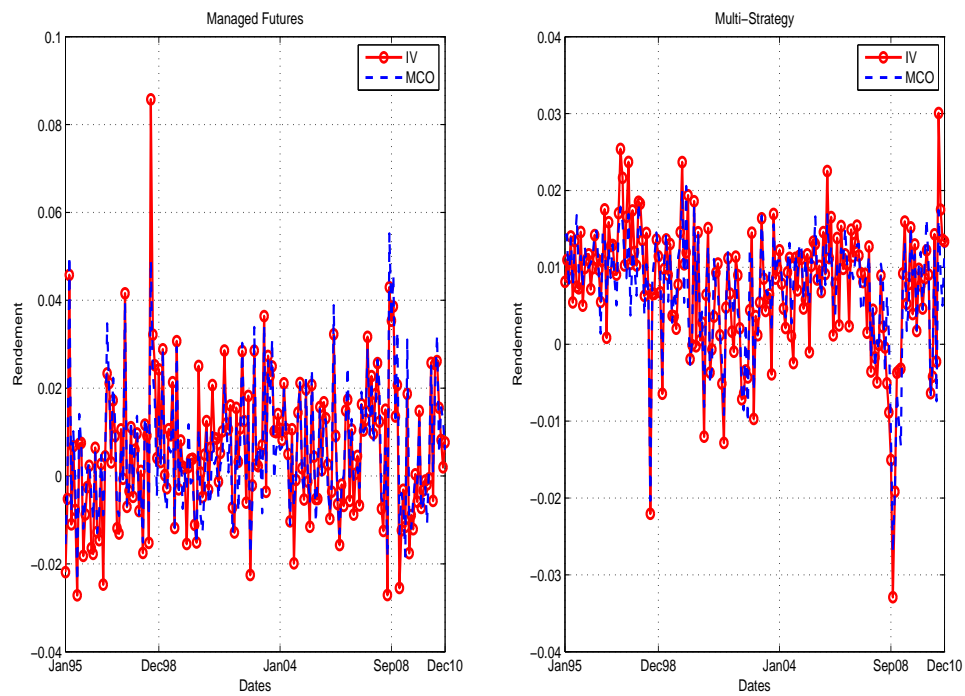


Figure A.5 Rendements des fonds de couverture par IV et par MCO(suite)

Ce graphique montre les rendements des stratégies estimés par variables instrumentales (IV) et par moindres carrés ordinaires (MCO).

Tableau A.4 Résultats du GARCH (1,1)

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
α_{GARCH}	0 (0,3432)	0,4981 (0,1802***)	0,2979 (0,2337)	0,4735 (0,1031)***	0 (0,2990)	0 (2561)	0,6876 (0,1720***)	0,5881 (0,1370)***	0,0239 (0,5085)	0 (0,2012)
β_{GARCH}	0,1830 (0,0698)***	0,3572 (0,1184***)	0,2784 (0,1108)***	0,4417 (0,0979)***	0,1747 (0,0729)**	0,2665 (0,0743)***	0,1544 (0,0922)*	0,3564 (0,1070)***	0,1654 (0,1079)	0,4139 (0,1219)***
$(\alpha + \beta)_{GARCH}$	0,1830	0,8553	0,5763	0,9152	0,1747	0,2665	0,8420	0,9445	0,1893	0,4139

Ce tableau affiche les résultats obtenus lors de l'estimation par GARCH (1,1). Le paramètre α_{GARCH} mesure la réaction de la volatilité face aux chocs et β_{GARCH} mesure la persistance de la volatilité peu importe de comportement du marché. Les écarts-types des erreurs sont entre parenthèses et *** traduit la significativité du paramètre à un niveau de 1%, ** pour la significativité à 5% et * pour la significativité à 10%.

Tableau A.5 Résultats du GARCH DCC (1,1)

	CNV	SHO	EMC	EMQ	EDR	FIX	GLB	LON	MAF	MUL
θ_1	0,1827 (0, 0119)***	0,3511 (0, 0502)***	0,2229 (0, 0496)***	0,4373 (0, 0341)***	0,1432 (0, 0153)	0,2574 (0, 0174)***	0,1445 (0, 0105)***	0,3197 (0, 0324)***	0,1637 (0, 0352)***	0,3568 (0, 0196)***
θ_2	0,0000 (0, 0005)	0,5075 (0, 0720)***	0,3346 (1,1661)	0,4597 (0, 0369)***	0,0000 (0, 0019)	0,0000 (0, 0001)	0,6698 (0, 0111)***	0,6214 (0, 0226)***	0,0260 (0, 0124)	0,0000 (0, 0003)
$(\theta_1 + \theta_2)$	0,1827	0,8586	0,5575	0,8970	0,1432	0,2574	0,8143	0,9411	0,1897	0,3568

Ce tableau résume l'estimation du GARCH DCC. Le paramètre θ_1 mesure la réaction de la volatilité face aux chocs et θ_2 mesure la persistance de la volatilité peu importe de comportement du marché. Les écarts-types sont entre parenthèses et *** traduit la significativité du paramètre à un niveau de 1%.

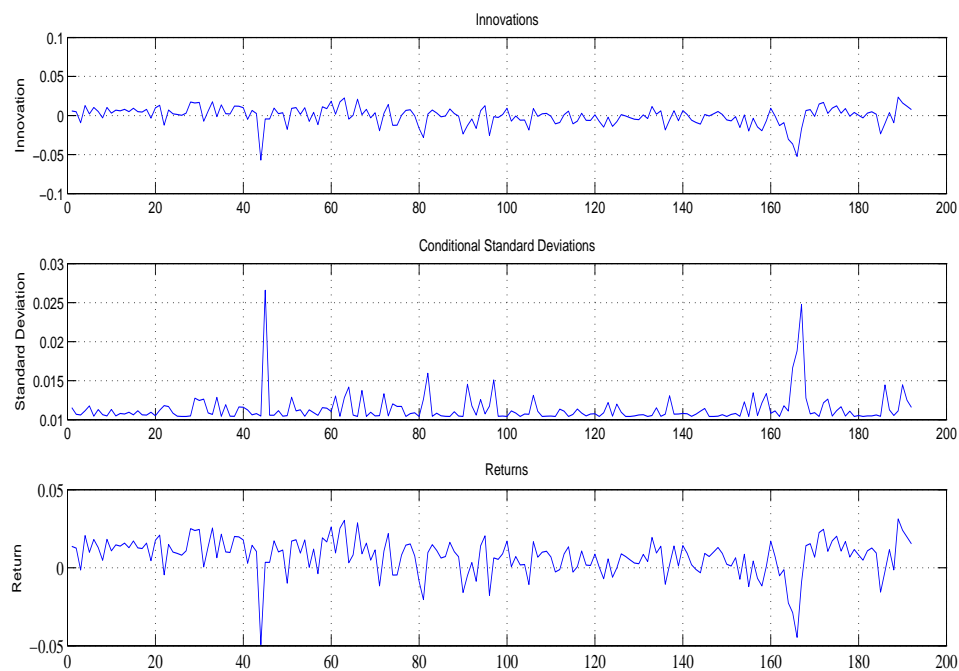


Figure A.6 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie CNV

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

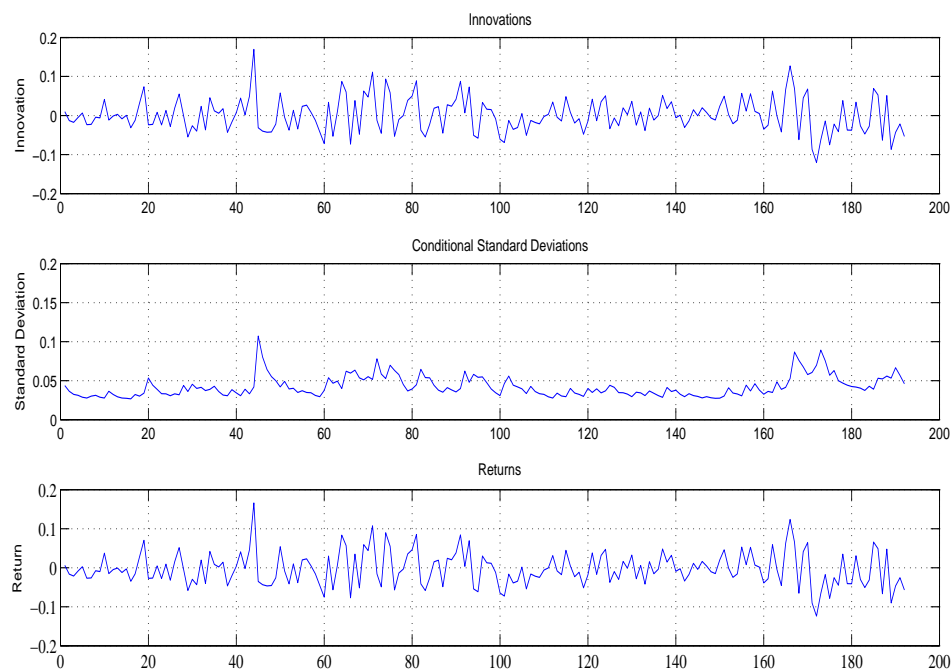


Figure A.7 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie SHO

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

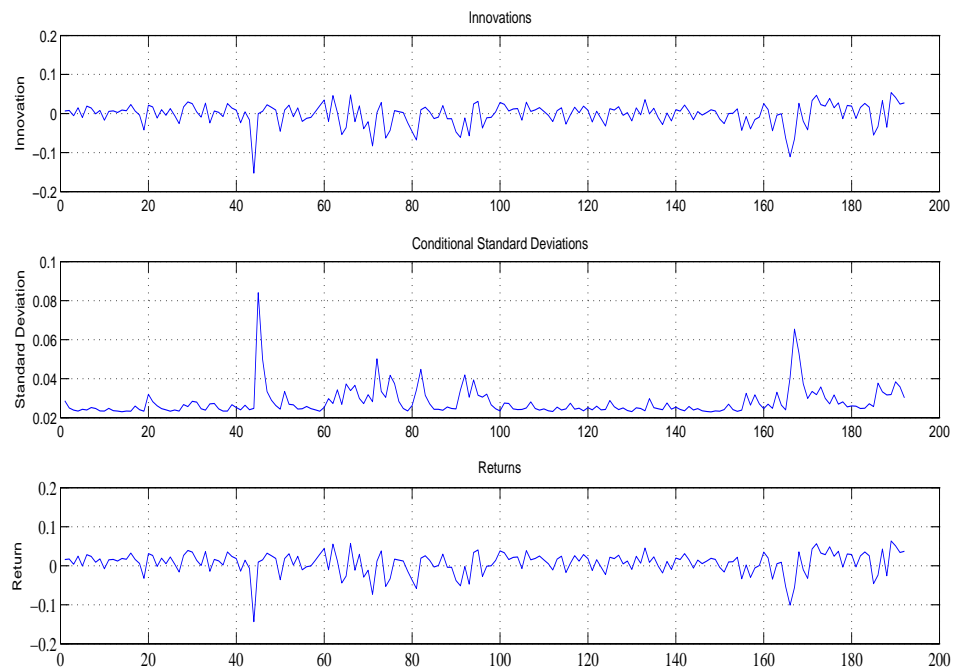


Figure A.8 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EMC

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

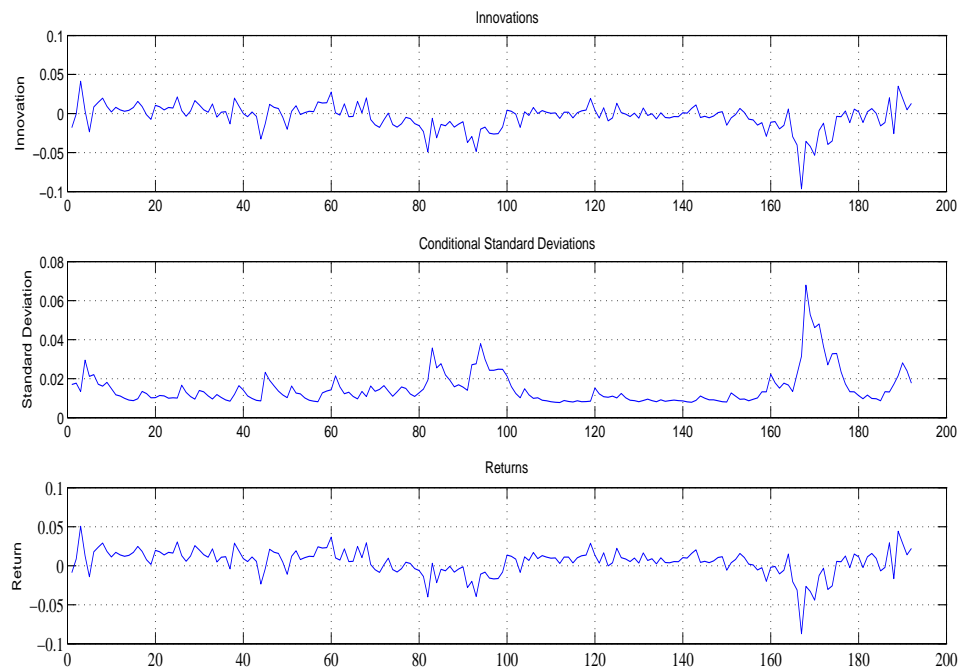


Figure A.9 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EMQ

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

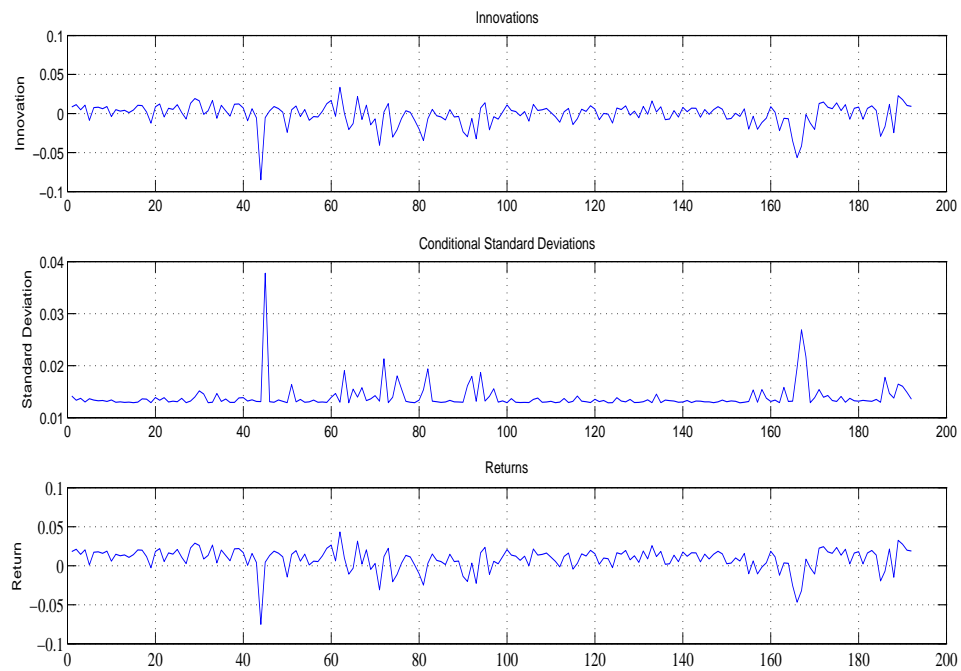


Figure A.10 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie EDR

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

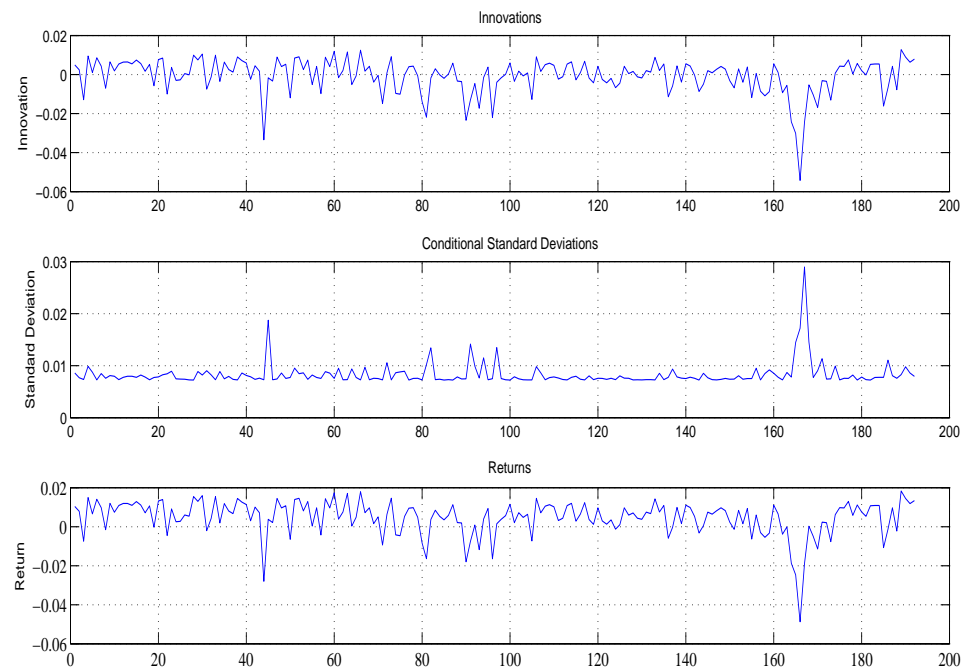


Figure A.11 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie FIX

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

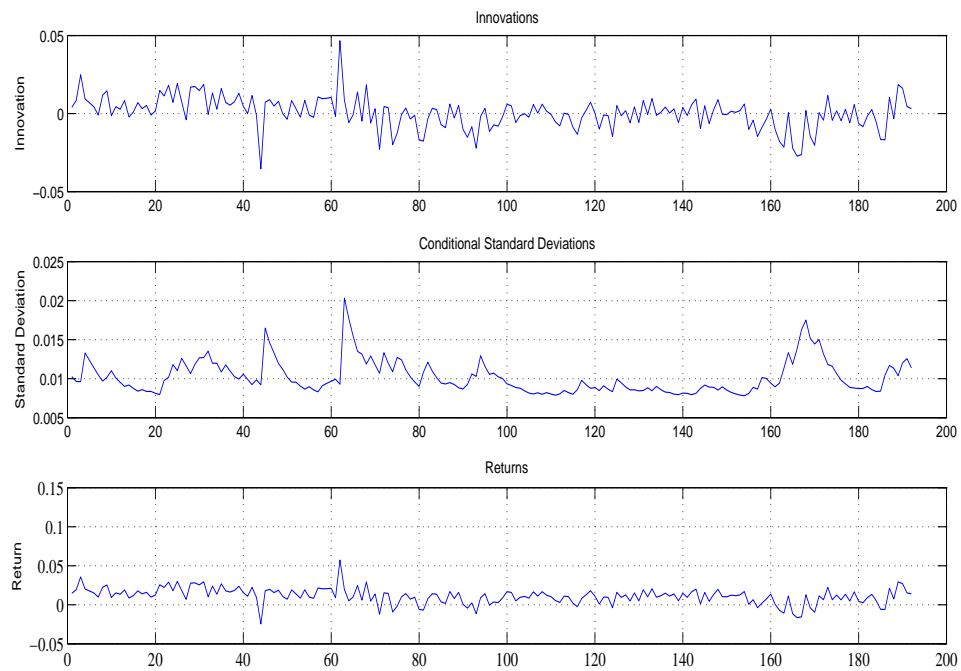


Figure A.12 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie GBL

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

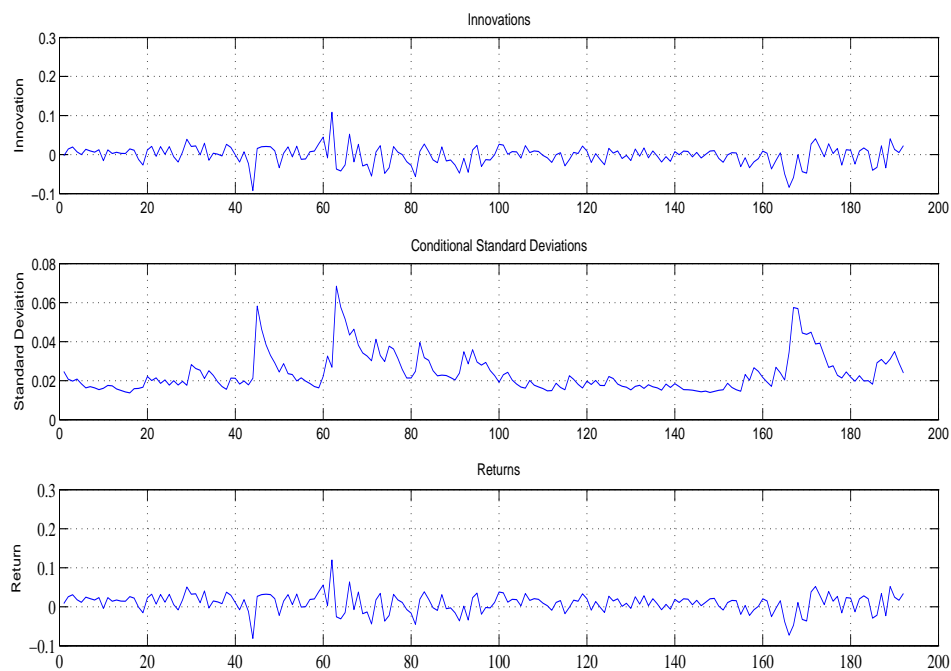


Figure A.13 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie LON

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

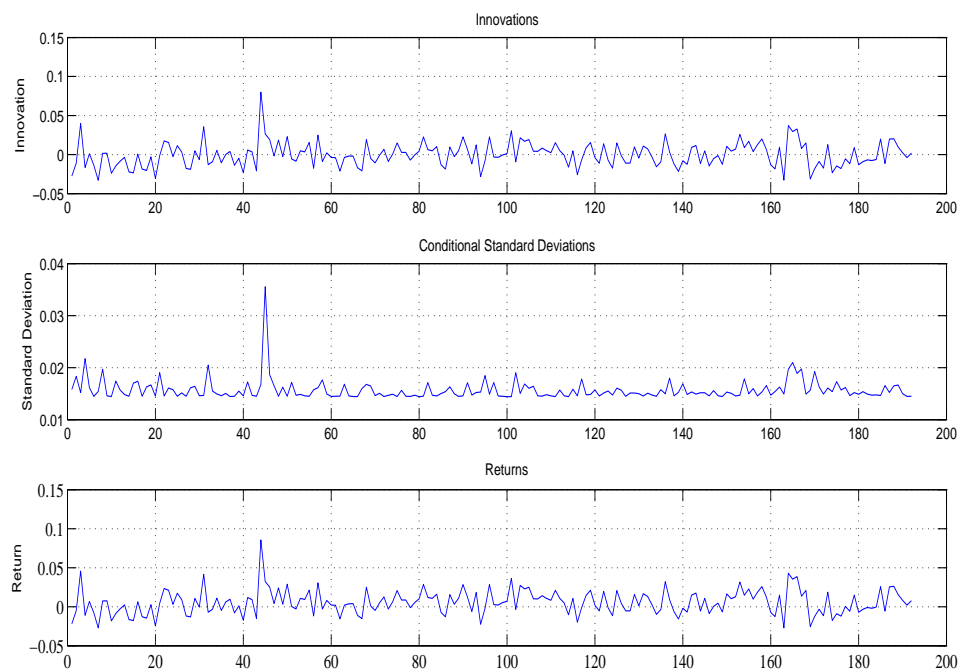


Figure A.14 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie MAF

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

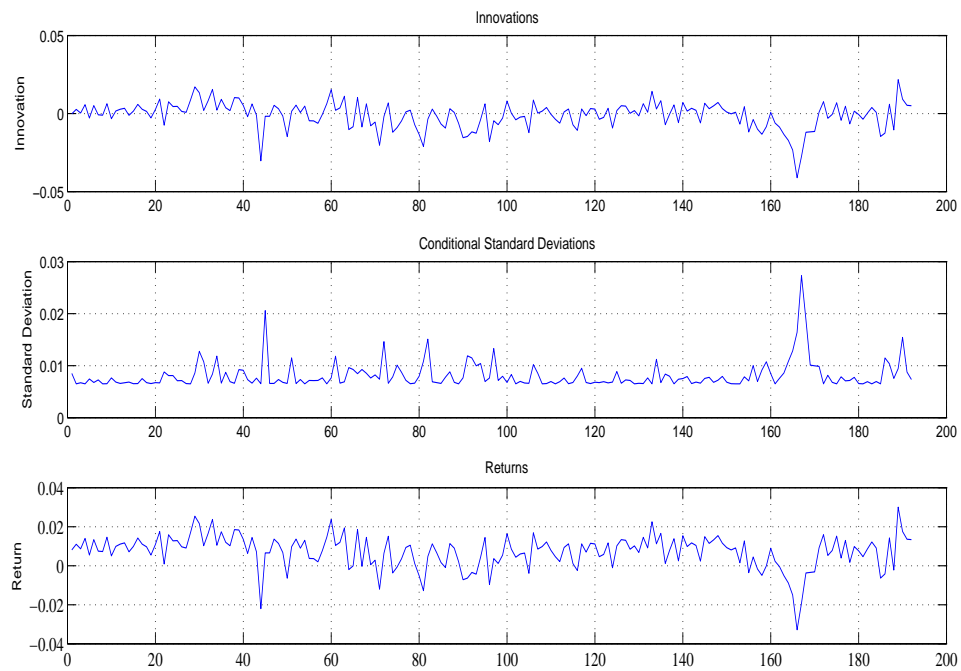


Figure A.15 Résultats obtenus par GARCH(1,1) pour la stratégie MUL

Ce graphique présente le rendement («Returns»), les erreurs («Innovations») et la volatilité conditionnelle («Conditional Standard Deviations») des stratégies, obtenus par le GARCH(1,1).

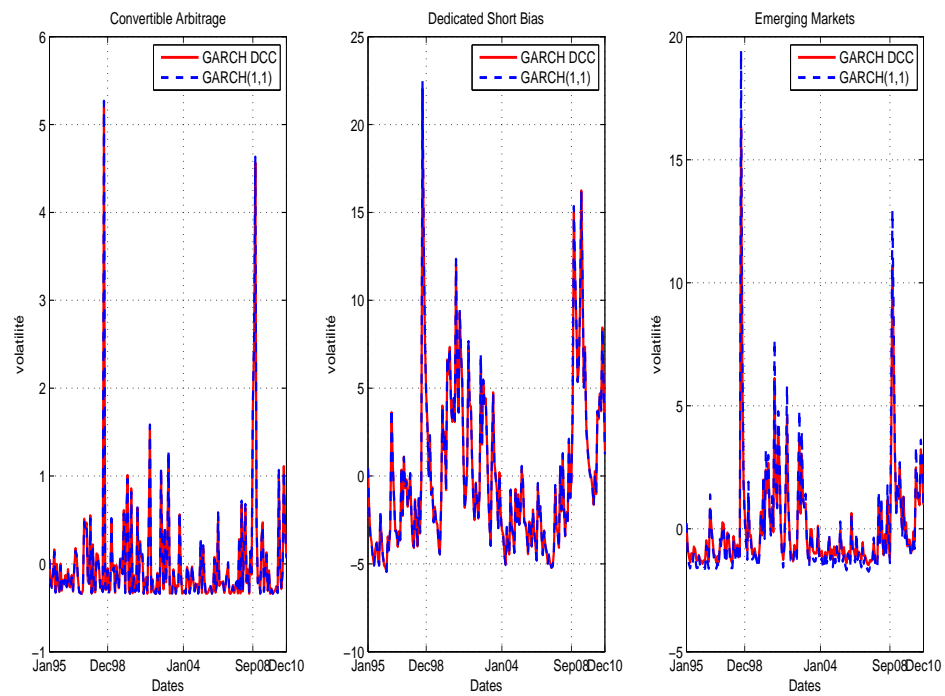


Figure A.16 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)

Ce graphique montre la différence entre la volatilité conditionnelle estimée par un GARCH (1,1) et un GARCH DCC(1,1).

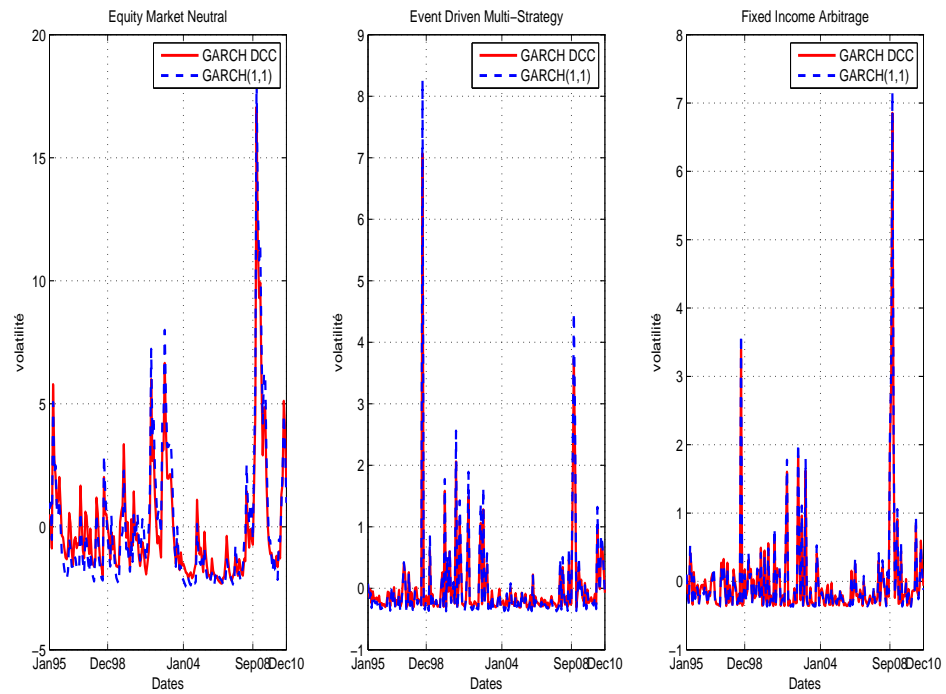


Figure A.17 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)

Ce graphique montre la différence entre la volatilité conditionnelle estimée par un GARCH (1,1) et un GARCH DCC(1,1).

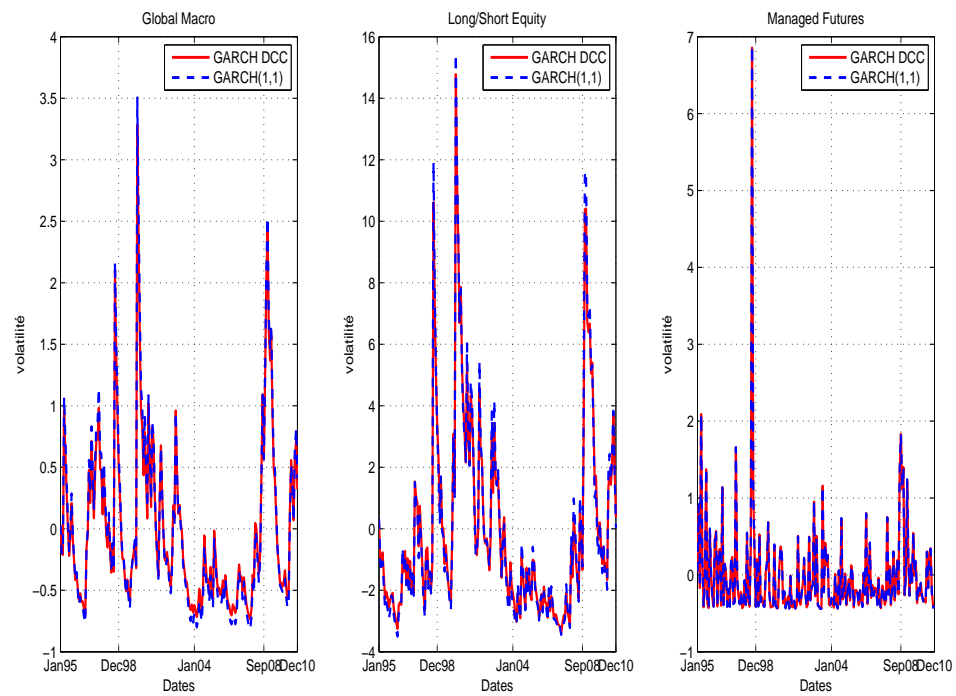


Figure A.18 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)

Ce graphique montre la différence entre la volatilité conditionnelle estimée par un GARCH (1,1) et un GARCH DCC(1,1).

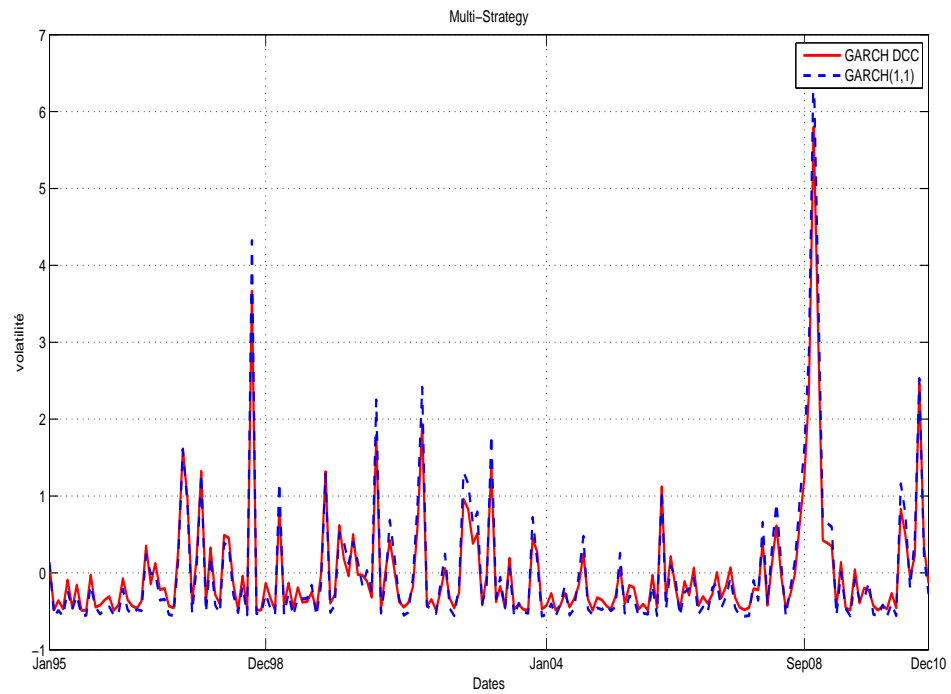


Figure A.19 volatilité GARCH DCC(1,1) versus GARCH (1,1)(suite)

Ce graphique montre la différence entre la volatilité conditionnelle estimée par un GARCH (1,1) et un GARCH DCC(1,1).

BIBLIOGRAPHIE

- AIMA,Canada. 2005.« Précis sur les fonds de couverture de AIMA Canada ».
- Aggarwal,Vikas et Narayan Y. Naik. 2000. « Performance Evaluation of Hedge Funds with Option-based and Buy-and-Hold Strategies » *Working paper, London Business School*.
- Amenc,Noel et Lionel Martellini. 2002.« Portofolio Optimization and Hedge Fund Style Allocation Decision » *EDHEC.working paper*.
- Amin,Gaurav et Harry Kat. 2003.« Hedge Fund Performance 1990-2000 : Do the «Money Machine» Really Add Value? » *Journal of Finance and Quantitative Analysis, Cambridge University Press, Vol 38,p.251-274*.
- Bodson,Laurent,Alain Coën et George Hübner. 2010.« Dynamic Hedge Fund Style Analysis with Errors-in-Variables » *Journal of Financial Research, Vol XXXIII,n° 3, p.201-221*.
- Bollerslev,Tim. 1990. « Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rate : A Multivariate Generalized ARCH Models » *Review of Economics and Statistics, Vol 72,n° 3, p.498-505*.
- Capocci,Daniel .2010. « Qu'est ce qu'un Hedge Fund? » *Introduction aux hedge funds,Economica,p. 1-39*.
- Capocci,Daniel et George Hübner. 2004.« Analysis of Hedge Funds Performance » *Journal of Empirical Finance 11,p. 55-89*.
- Carhart,Mark. 1997.« On Persistence in Mutual Fund Performance » *Journal of Finance , Vol 52, n°1 p.47-82*.
- Carmichael,Benoît et Alain Coën. 2008.« Asset Pricing with Errors-in-Variables » *Journal of Empirical Finance , Vol 15, n°4 p.778-788*.
- Chan,Howard et Robert Faff. 2005.« Asset Pricing and the Illiquidity Premium » *The Financial Review, Eastern Finance Association, Vol 40,p.429-458*.
- Chan,Louis,Jason Karceski et Josef Lakonishok. 1999.« On Portfolio Optimization : Forecasting Covariances and Choosing the Risk Model » *Review of Financial Studies,p.937-974*.

- Chung,Peter,Herb Johnson et Michael Schill. 2004.« Asset Pricing where Returns are Nonnormal :Fama French Factors vs Higher-Order Systematic Components »*Journal of Business*.
- Coën,Alain,François-Éric Racicot et Raymond Théoret. 2011. « Performance des fonds de couverture, moments supérieurs et risque procyclique »*La Revue des Sciences de Gestion,n° 249-250 ,p.13-20*.
- Coën,Alain et George Hübner. 2009.« Risk and Performance Estimation in Hedge Funds Revisited : Evidence from Errors in Variables »*Journal of Empirical Finance,p.112-125*.
- Cragg,John . 1994.« Making good inferences from bad data »*Canadian Journal of Economics, Vol 27,p.776-800*.
- Cragg,John . 1997.« Using Higher Moments to Estimate Simple Error-in-variable Model »*Rand Journal of Economics, Vol 28,p.571-591*.
- Dagenais,Marcel . 1994. « Parameter estimation in regression models with errors in the variables and autocorrelated disturbances »*Journal of Econometrics 64, p.145-163*.
- Dagenais,Marcel et Denise.L Dagenais. 1997. « Higher Moment Estimators for Linear Regression Models with Errors-in-the Variables »*Journal of Econometrics 76, p.193-221*.
- Dadvidson,Russell et James Mackinnon. 1989. « Testing for Consistency Using Artificial Regressions »*Econometric Theory ,Cambridge University Press, Vol 5, p.363-384*.
- Dadvidson,Russell et James Mackinnon. 2004. « Econometric Theory and Methods »*Oxford University Press ,New York*.
- Dittmar,Robert. 2002. « Nonlinear Pricing Kernels,Kurtosis Preference and Evidence from the Cross Section of Equity Returns »*Journal of Finance, Vol 57, n°1, p.369-403*.
- Dor,Arik.R ,Ravi Jagannathan. 2002. « Understanding Mutual Fund and Hedge Fund Styles Using Return Based Style Analysis »*Journal NBER Working Paper, Vol 57, n°9111*.
- Elton,Edwin et Martin Gruber. 1973. « Dynamic Conditional Correlation :A simple Class of Multivariate Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models »*Journal of Buisness Economic Statistics,Vol 20,p.339-450*.
- Engle,Robert. 2002. « Estimating the Dependence Structure of Share Prices-Implication for Portofolio Selection »*Journal of Finance, Vol 28,p.1203-1232*.
- Fama,Eugene et Kenneth French .1993.« Common Risk Factors in the Returns on Stocks

- and Bonds » *The journal of Financial Economics*, n° 33, p.3-56.
- Ferson, Wayne et Rudi Schadt. 1996. « Measuring Fund strategies and performance in changing economic conditions » *The journal of Finance*, Vol 51, n° 2, p.425-461.
- Ferson, Wayne et Meijun Qian. 2004. « Conditional Performance Evaluation, Revisited » *The Research Foundation of CFA Institute*.
- Fung, William et David Hsieh. 1997. « Empirical Characteristics of Dynamic Trading Strategies : The case of Hedge Funds » *The Review of Financial Studies*, p.275-302.
- Fung, William et David Hsieh. 2002. « The risk in the Hedge Fund Strategies : Theory and Evidence from trend followers. » *The Review of Financial Studies*, p.313-341.
- Fung, William et David Hsieh. 2004. « Hedge Fund Benchmarks : A risk Based Approach » *Financial Analyst Journal*, p.65-81.
- Jegadeesh, Narasimhan et Sheridan Titman. 1993. « Returns to Buying Winners and Selling Losers : Implication for Stocks Market Efficiency » *Journal of Finance*, Vol 48, n°1, p.65-91.
- Pal, Manoranjan . 1980. « Consistent moment estimators of regression coefficients in the presence of errors in variables » *Journal of Econometrics* , Vol 14, p.349-364.
- Sharpe, William . 1963. « A Simplified Model for Portfolio Analysis » *Management Science, INFORMS*, Vol 9, p.277-293.
- Sharpe, William . 1992. « Asset Allocation : Management Style and Performance Measurement » *Journal of Portfolio*, n°18, p.7-19.
- Tse, Yiu-Kuen et Albert Tsui. 2002. « A Multivariate Generalized Autoregressive Heteroskedasticity with Time-Varying Correlations » *Journal of Business and Economics Statistics*, p.351-362.
- http://www.eurekahedge.com/news/12_Dec_Eurekahedge_Report_online.asp.
- <https://faculty.fuqua.duke.edu/~dah7/HFRFData.htm>.
- http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html.
- http://www.federalreserve.gov/releases/h15/data/Business_day/H15_TCMNOM_Y10.txt.