



Analyse de la performance des fonds de couverture
Efficacité du modèle basé sur les copules

Jonathan Jobin

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maître ès sciences (M.Sc.)

décembre 2006
© Jonathan Jobin, 2006

Remerciements

Le dépôt de ce mémoire représente une étape importante dans ma vie et je tiens à remercier toutes les personnes qui ont rendu cette aventure possible et qui m'ont soutenu tout au long de ce projet.

Je tiens tout d'abord à remercier mes deux directeurs de mémoire, Nicolas Papageorgiou et Bruno Rémillard pour leur aide et leur support théorique. Ils ont été présents tout au long de la réalisation de ce mémoire et leur enthousiasme face au projet a été une grande source de motivation pour moi. Je voudrais aussi remercier Frank Leclerc et toute l'équipe de Desjardins Gestion d'actifs qui m'ont permis de développer mon modèle dans une cadre professionnel. Le soutien, le travail et les connaissances de Frank m'ont permis d'apprendre beaucoup sur le monde des fonds de couverture.

J'aimerais aussi remercier l'Institut de finance mathématique (IMF2) pour leur soutien financier tout au cours du projet.

D'un point de vue personnel, j'aimerais tout d'abord remercier mes parents pour leur support inconditionnel pour tous les projets que j'ai entrepris autant au niveau académique que professionnel. J'aimerais finalement remercier Catherine pour son soutien moral durant l'écriture de ce mémoire, elle a été une grande source d'inspiration pour moi.

À vous tous, un énorme merci, et bonne lecture.

Sommaire

Ce mémoire traite de l'analyse des rendements des fonds de couverture selon plusieurs modèles existants dans la littérature. L'approche de Kat & Palaro (2005) nous permet, à travers des stratégies de « dynamic trading », de répliquer la distribution des rendements de différents fonds de couverture tout en maintenant les propriétés de dépendance avec d'autres actifs financiers. Nous présentons les résultats obtenus avec ce modèle et nous comparons le classement des fonds avec celui obtenu avec d'autres modèles proposés dans la littérature.

Dans un premier temps, nous implémentons le modèle de Kat & Palaro (2005), qui sont les premiers à utiliser les copules afin de modéliser la dépendance entre les fonds de couverture et d'autres classes d'actifs. Dans notre cas, les copules permettront de conserver la dépendance entre un fonds de couverture et un portefeuille d'investissement classique action/obligation. Nous utilisons quatre copules, soit la copule gaussienne et trois copules archimédiennes soit celles de Clayton, Gumbel et Frank. En général, nous ne trouvons pas d'efficience dans les fonds de couverture selon le modèle de Kat & Palaro. En effet, toutes les stratégies obtiennent en moyenne une mesure de Kat & Palaro inférieure à la valeur de référence. Seule la stratégie «event driven» obtient une médiane supérieure à la valeur de référence. Quant aux fonds de fonds de couverture, nous ne trouvons pas d'efficience, ce qui montre bien l'impact de la double couche de frais.

Dans un second temps, nous testons trois modèles antérieurs à celui de Kat & Palaro (2005) afin de comparer le classement et observer la présence de robustesse dans les résultats. Tout d'abord, le modèle à quatre facteurs est le plus ancien et provient de l'évaluation des fonds mutuels. Ensuite, l'approche Omega (2002), qui ne pose aucune hypothèse car il ne tient compte que de la distribution des rendements et donc, contient toute l'information contenue dans la série. Finalement, le modèle de Amin & Kat (2003), qui est l'ancêtre du modèle de Kat & Palaro, pose une hypothèse de normalité sur la distribution du portefeuille et ne tient pas compte de la dépendance entre le fonds de couverture et le portefeuille d'investissement. Nous observons principalement de la persistance entre le modèle de Kat & Palaro et l'approche Omega. Les stratégies «equity market neutral» et «global macro» sont celles qui présentent le plus de persistance entre les deux modèles, principalement dans le premier et le quatrième quartile.

Table des matières

Introduction	1
Revue de littérature.....	4
1.1 Modèles à facteurs.....	5
1.2 Non-linéarité avec le modèle à facteur linéaire	9
1.3 Autres approches	12
Les Copules	16
2.1 Définitions et propriétés	16
2.2 Classe de copules elliptiques.....	17
2.2.1 Copule gaussienne	18
2.2.2 Copule de Student	18
2.3 Classe archimédienne	19
Modèle de Kat & Palaro	23
3.1 Bases Théoriques	23
3.2 Réplication d'un fonds de couverture.....	24
3.2.1 Cueillette des données.....	25
3.2.2 Stratégie de réplication	25
3.2.3 Fonction de payoff désirée.....	26
3.2.4 Prix de la fonction de «payoff»	29
Modèles d'analyse de performance comparatifs	31
4.1 Modèle à facteurs	31
4.2 Modèle Omega	32
4.3 Modèle Amin & Kat (2003).....	36

Résultats et analyse.....	39
5.1 Analyse de la base de données	39
5.2 Comparaison des résultats avec les trois modèles.....	42
5.2.1 Fonds de couverture globaux.....	42
5.2.2 Fonds de fonds de couverture	47
5.3 Analyse des fonds de couverture par stratégie.....	51
5.3.1 «Emerging markets»	51
5.4.2 «Equity Market Neutral».....	53
5.4.3 «Event Driven».....	55
5.4.4 «Fixed Income Arbitrage»	57
5.4.5 «Global Macro».....	59
5.4.6 «Managed Futures»	61
5.4.7 «Long Short Equity Hedge»	63
5.4 Analyse avec un modèle à facteurs de la stratégie «long short equity hedge»	65
Conclusion	68
Bibliographie	70

Liste des figures

Figure 3.1 : Fonction de «payoff » d'un fonds de couverture dérivé du modèle	29
Figure 4.1 : Fonction de répartition conditionnelle d'une série de rendement	33
Figure 4.2 : Valeur de Omega par rapport au r choisit.....	34
Figure 4.3 : Comparaison des valeurs de Omega de deux fonds.....	35
Figure 4.4 : Distribution de probabilités d'un fonds et du S&P500.....	37
Figure 4.5 : Fonction de Amin & Kat d'un fonds de la base de données	38
Figure 5.1 : Graphique de la répartition globale des fonds selon la mesure KP	43
Figure 5.2 : Graphique de la répartition des fonds selon la mesure AK	44
Figure 5.3 : Valeur de Omega pour une mesure KP < 100.....	46
Figure 5.4 : Valeur de Omega pour une mesure KP > 100.....	46
Figure 5.5 : Graphique de la répartition des fonds selon la mesure KP	49
Figure 5.6 : Graphique de la répartition des fonds «equity market neutral»	54

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Catégories de fonds de couverture proposés par Agarwal et Naik (2000c).....	8
Tableau 2.1 : Fonctions génératrices et génératrices inverses – copules archimédiennes.....	20
Tableau 5.1 : Caractéristiques de la base de donnée par stratégie	40
Tableau 5.2 : Répartition des marginales et des copules	41
Tableau 5.3 : Tableau de la répartition globale des fonds selon la mesure KP	43
Tableau 5.4 : Tableau de la répartition des fonds selon la mesure AK	44
Tableau 5.5 : Valeurs Omega pour les fonds efficients et inefficients	46
Tableau 5.6 : Tableau comparatif de Omega et de la mesure KP.....	47
Tableau 5.7 : Résultats des modèles - fonds de fonds de couverture	48
Tableau 5.8 : Comparaison entre KP et AK pour les fonds de fonds de couverture	49
Tableau 5.9 : Relation entre KP et Omega – fonds de fonds de couverture	49
Tableau 5.10 : Analyse de la robustesse des résultats – fonds de fonds de couverture	50
Tableau 5.11 : Résultats des modèles – «emerging markets»	51
Tableau 5.12 : Comparaison des mesures de performance – «emerging markets»	52
Tableau 5.13 : Analyse de robustesse des résultats – «emerging markets»	52
Tableau 5.14 : Résultats des modèles - «equity market neutral»	53
Tableau 5.15 : Comparaison des mesures de performance – «equity market neutral»	54
Tableau 5.16 : Analyse de robustesse des résultats – «equity market neutral».....	55
Tableau 5.17 : Résultats des modèles - «event driven».....	55
Tableau 5.18 : Comparaison des mesures de performance – «event driven»	56
Tableau 5.19 : Analyse de persistance des résultats – «event driven»	57
Tableau 5.20 : Résultats des modèles - «fixed income arbitrage»	57
Tableau 5.21 : Comparaison des mesures de performance – «fixed income arbitrage».....	58

Tableau 5.22 : Analyse de robustesse des résultats «fixed income arbitrage»	58
Tableau 5.23 : Résultats des modèles - «global macro»	59
Tableau 5.24 : Comparaison des mesures de performance – «global macro»	60
Tableau 5.25 : Analyse de robustesse des résultats – «global macro»	60
Tableau 5.26 : Résultats des modèles - «managed futures»	61
Tableau 5.27 : Comparaison des mesures de performance – «managed futures»	61
Tableau 5.28 : Analyse de persistance des résultats – «managed futures»	62
Tableau 5.29 : Résultats des modèles - «long short equity hedge»	63
Tableau 5.30 : Comparaison des mesures de performance – «long short equity hedge».....	64
Tableau 5.31 : Analyse de persistance des résultats – «long short equity hedge»	64
Tableau 5.32 : Significativité des facteurs pour les fonds ayant un R-carré > 40%	65
Tableau 5.33 : Résultats de la régression avec un modèle à 4 facteurs	66
Tableau 5.34 : Persistance entre la mesure KP et le modèle à facteurs	66
Tableau 5.35 : Alpha versus mesure KP	66

Introduction

L'industrie des fonds de couverture a connu un essor fulgurant depuis le début des années 90. Considéré comme un véhicule d'investissement marginal il y a vingt ans, les fonds de couverture sont maintenant un moteur important du système financier. Nous estimons à plus d'un trillion de dollars les actifs sous gestion investis dans des fonds de couverture en 2005¹. Un fonds de couverture se définit comme un regroupement de gens spécialisés dans un segment du marché ayant la possibilité d'utiliser des stratégies qui ne sont pas disponibles pour les fonds mutuels. Les fonds de couverture sont exemptés de plusieurs règlements, ce qui leur donne une plus grande liberté dans leurs stratégies et leurs objectifs. L'avantage principal des fonds de couverture est que ces derniers permettent de diversifier le risque d'un portefeuille car ils sont peu corrélés avec les investissements traditionnels comme les actions et les obligations. Par contre, il est difficile pour un petit investisseur d'avoir accès à ces types d'investissements. C'est pourquoi une nouvelle forme d'investissement a vu le jour : les fonds de fonds de couverture. Nous retrouvons principalement deux types de fonds de fonds : diversifiés et concentrés (secteur, stratégie, géographiquement). Ceux-ci permettent aux investisseurs d'accéder aux bénéfices des fonds alternatifs en vendant des parts de leur fonds du fonds demandant, contre un frais de gestion significatif.

Les fonds de fonds font face à plusieurs défis. Premièrement, les gestionnaires doivent dépenser beaucoup de temps et d'énergie pour rencontrer les gestionnaires de fonds de couverture et en faire l'analyse. De plus, il est difficile pour les gestionnaires de fonds de

¹ Brooks & Kat 2001

fonds de savoir exactement ce que fait le fonds de couverture dû au manque de transparence, ce qui pose également un problème de changement de style. En effet, puisque les investisseurs doivent souvent laisser leur argent pour une période fixe dans le fonds de couverture (environ 2 ans), rien ne garantit que ce dernier ne modifiera pas de sa stratégie initiale. Finalement, les frais de gestion des fonds de fonds de couverture sont importants, souvent de l'ordre de 2% en frais fixes plus 20% du rendement excédentaire.

À cause de tous ces problèmes, les gestionnaires des fonds de fonds tentent d'analyser les rendements des fonds de couverture afin de comprendre ce qui les distinguent des autres formes d'investissement. Le rendement d'un fonds de couverture se divise en deux parties. La première partie s'appelle le bêta du fonds et représente le rendement obtenu par la stratégie du fonds. Il s'agit du rendement obtenu pour un niveau de risque donné; celui qui peut être expliqué par le marché. La seconde partie du rendement se nomme alpha et représente le rendement excédentaire du fonds procuré par les gestionnaires et leur qualité à se distinguer des autres et du marché. Les investisseurs recherchent les fonds qui génèrent du alpha et c'est pour ces rendements supérieurs qu'ils sont prêts à payer des frais supplémentaires. Bref, les investisseurs sont prêts à payer des frais fixes pour du rendement bêta mais pour justifier des frais de gestion additionnels, ils doivent retrouver du alpha dans les fonds de couverture et les fonds de fonds. En ce qui concerne ces derniers, il est encore plus crucial de bien sélectionner le gestionnaire car il y a une double couche de frais pour l'investisseur.

Dans ce mémoire, nous tenterons de comparer l'efficacité des fonds, soit sa capacité à produire du rendement alpha, à l'aide de plusieurs modèles développés au cours des dernières années. Nous présenterons tout d'abord une revue de la littérature couvrant l'historique des techniques utilisées afin d'analyser les stratégies de fonds de couverture, ainsi que la pertinence d'études sur des rendements anormaux générés par ces fonds. Dans la section suivante, nous présenterons le concept des copules qui est utilisé dans le plus récent modèle d'analyse des rendements des fonds alternatifs. Ensuite, nous présenterons le modèle de Kat & Palaro (2005) qui utilise les copules dans leur modèle afin de tenir compte de la dépendance entre le fonds et le portefeuille de l'investisseur. Par la suite, nous traiterons de chacune des autres techniques d'analyse de fonds de couverture utilisés dans ce texte, soit le modèle Omega, l'approche de Amin & Kat (2003) en plus du modèle à facteur, qui sera utilisé pour une seule classe de fonds. Finalement, nous traiterons les résultats obtenus avec chacun des modèles afin d'analyser la persistance entre ceux-ci dans le classement des fonds par quartile.

Nous classerons les fonds selon leur efficacité et nous comparerons le classement obtenu par chacun des modèles afin de distinguer les modèles qui présentent des résultats similaires à ceux qui offrent des signaux différents.

Chapitre 1

Revue de littérature

Les fonds de couverture utilisent des stratégies qui ne sont pas permises pour les fonds mutuels. Ces stratégies permettent aux gestionnaires de fonds alternatifs de générer des rendements supérieurs, du alpha. Avec la multiplication de ces fonds, les auteurs s'intéressent de plus en plus à l'analyse de la performance de ceux-ci. En effet, il devient primordial pour les investisseurs de dénicher les fonds qui offrent réellement du rendement excédentaire parmi toute la gamme de fonds présents dans le marché. C'est pourquoi de plus en plus d'articles proposent de nouvelles approches permettant de cibler les fonds efficaces. Puisque les rendements sont majoritairement non-linéaires, une approche à facteurs classiques n'est pas représentative. Nous devons donc trouver d'autres moyens pour évaluer la performance des fonds de couverture. Nous traiterons tout d'abord des principaux textes concernant les modèles à facteur. Ensuite, nous détaillerons les articles traitant des modèles à facteur prenant en compte la non-linéarité des fonds de couverture. Finalement, nous regarderons les articles traitant des nouveaux modèles permettant de mieux expliquer la performance des fonds alternatifs.

1.1 Modèles à facteurs

Les bases des modèles à facteurs visant à analyser la performance de fonds sont le CAPM, le modèle de Fama & French (1993) et modèle de Sharpe (1992). Il permet, avec un petit nombre de facteurs, de répliquer efficacement la majorité des grands fonds mutuels. La force de ce modèle provient du fait que ces fonds sont souvent liés à un portefeuille de référence qu'ils doivent battre. Ils sont contraints à détenir une certaine quantité d'actifs et n'ont pas accès au levier financier. Puisque l'objectif d'atteindre ou de dépasser le rendement du portefeuille de référence (indice de référence), les fonds mutuels sont très corrélés avec les véhicules d'investissement standards et il est donc relativement facile de trouver les facteurs expliquant leur performance. Ce type de modèle n'est par contre pas adapté pour analyser la performance des fonds de couverture. Puisque ceux-ci utilisent des stratégies complexes et qu'ils ont accès à du levier, il est difficile de bien cerner les facteurs pertinents.

Un des premiers articles tentant de résoudre le problème d'attribution de performance aux fonds alternatifs est celui de Fung et Hsieh (1997). Dans cet article, les auteurs se penchent sur les gestionnaires de fonds de couverture et de CTA («commodity trading advisor») visant un rendement absolu, c'est-à-dire indépendant du rendement du marché et des variables économiques. Leur intuition vient de l'hypothèse que les rendements des fonds alternatifs sont sous-jacents à trois déterminants : le rendement des actifs, la stratégie et l'effet de levier. Pendant que le modèle de Sharpe réplique bien le premier déterminant, les auteurs tentent de trouver un modèle permettant de répliquer également les deux autres déterminants. En effectuant une régression à la Sharpe sur des fonds mutuels et des fonds alternatifs, Fung et Hsieh montrent que dans plus de 50% des cas, les fonds mutuels ont un coefficient de corrélation supérieur à 75% tandis que 48% des fonds alternatifs ont un coefficient de corrélation R-carré ajusté inférieur à 25%.

En prenant l'équation suivante :

$$R_t = \sum_k w_{kt} F_{kt} + e_t,$$

où

$$w_{kt} = \sum_j x_{jt} \lambda_{jk},$$

$$e_t = \sum_j x_{jt} \varepsilon_{jt}.$$
(1)

le choix des actifs (F), ainsi que la stratégie, c'est-à-dire le sens et la quantité de w , expliquent le rendement excédentaire R . Le modèle de Fung et Hsieh contient donc 12 facteurs, soit les 8 classes d'actifs traditionnelles (actions US, actions étrangères, obligations US et étrangères, or, dollar américain, marchés émergents, taux d'intérêt court terme), les obligations américaines à hauts rendements ainsi que trois facteurs de stratégies de trading dynamique. Ils effectuent la régression dans chacune des cinq classes de fonds de couverture trouvés, soit macro, détresse, valeur, opportuniste et tendance (trend). Une régression par style de ces 12 facteurs permet d'augmenter le coefficient de corrélation des fonds alternatifs à environ 40%. Bien que ceci représente un bon début en ce qui a trait à l'attribution de performance des fonds de couverture, plusieurs problèmes demeurent présents. Le principal problème provient du fait que les rendements de ces fonds ne sont pas linéaires et qu'un modèle à facteur ne peut pas reproduire cette non-linéarité. De plus, malgré douze facteurs, les auteurs n'arrivent pas à expliquer à mieux que 40% en moyenne les rendements des fonds de couverture, ce qui demeure faible comparativement aux fonds mutuels. Bref, la nouvelle approche considérant les rendements comme absolus plutôt que relatifs permet de mieux expliquer le profil des investissements alternatifs mais ne règle pas les problèmes traditionnels de ces fonds, soit le biais dans la base de donnée, le changement de style à l'intérieur d'un même fonds et la non-linéarité des rendements.

Dans le même ordre d'idée que Fung et Hsieh, Liang (1999), se penche sur la relation entre la performance des fonds de couverture et les caractéristiques des fonds, les frais de gestion, le levier financier et les fonds mutuels. L'auteur utilise également un modèle à facteur en demeurant dans le cadre moyenne-variance. Il reprend les huit facteurs de base utilisés par

Sharpe ainsi que Fung et Hsieh afin d'analyser la performance et les styles de fonds de couverture. Le modèle à facteurs est le suivant :

$$R_t = \alpha_t + \sum_i (\beta_i F_{it}) + e_t \quad (2)$$

Ayant régressé près que 400 fonds de couverture avec le modèle, l'auteur obtient un R2 variant entre 0.23 et 0.77, ce qui montre une faible corrélation comparativement aux fonds mutuels avec les actifs traditionnels. Ceci renforce la conclusion de Fung et Hsieh montrant que les fonds alternatifs sont des stratégies d'investissement dynamiques et non des stratégies «buy and hold». Liang remarque aussi qu'il y a 7 groupes sur 8 qui présentent un rendement anormal positif, ce que nous appelons aussi alpha.

L'apport principal de Liang dans l'avancement de l'évaluation de la performance des fonds de fonds vient du fait qu'il régresse également les rendements de ces fonds contre les frais de gestion, les frais incitatifs, la taille de l'actif sous-gestion, le «lockup» période ainsi que l'âge du fonds. L'auteur remarque qu'il y a une relation positive et significative entre les frais incitatifs et la performance du fonds. Nous retrouvons le même genre de relation entre les rendements et la taille du fonds, ce qui peut être interprété comme étant que les bons fonds attirent davantage d'investissements. Il en est de même pour la période de «lockup». La performance du fonds est par contre négativement corrélée avec l'âge du fonds et les frais de management ne sont pas significatifs. Comme Fung et Hsieh, Liang conclut que les fonds de couverture sont peu corrélés avec les actifs standards et il est difficile de trouver des facteurs pertinents afin d'expliquer la performance de ces fonds. De plus, Liang ajoute que les fonds de couverture procurent un rendement anormal, significatif pour les années 1994-1996. Finalement, Liang montre que puisque les fonds alternatifs offrent une faible corrélation avec les actions et les obligations, ils sont des modes d'investissements utiles à la diversification d'un portefeuille en plus d'offrir aux investisseurs un meilleur rapport risque rendement, donc de meilleurs ratios de Sharpe. Ceci est vrai pour la période 1994-1996 mais ce n'est plus nécessairement le cas maintenant car, à cette période, peu de fonds alternatifs existaient et il était donc plus facile de profiter des anomalies de marché. De nos jours, avec le nombre de fonds présents dans le marché, seulement les fonds les plus innovateurs peuvent réellement offrir un avantage dans des portefeuilles d'investissement.

Bien que ce modèle soit plus complet car il comprend des facteurs tenant compte de certaines propriétés uniques aux fonds de couverture, la majorité des problèmes auxquels faisaient face les chercheurs sont encore présents. Liang utilise un modèle linéaire afin d'expliquer des rendements non-linéaires et nous ne pouvons pas enrayer le problème du biais dans la base de données ainsi que le changement de style de gestion à l'intérieur d'un même fonds. Il faut donc tenter de trouver d'autres avenues afin d'expliquer les rendements des fonds de couverture.

Par la suite, Agarwal et Naik (2000c) ont poursuivi le travail amorcé par Fung et Hsieh (1997) en reprenant le modèle de Sharpe en utilisant davantage de fonds et d'indices. De plus, leur modèle permet des poids négatifs dans les facteurs afin de permettre les ventes à découvert. Ils incluent aussi une intervalle de confiance aux poids sur les facteurs de style pour bien analyser l'exposition des fonds aux différents types d'actifs. Les auteurs proposent également une nouvelle façon de classer les fonds alternatifs. Ils divisent tout d'abord les fonds de couverture en deux classes principales : stratégie directionnelle et non-directionnelle. Ensuite ils proposent les sous-catégories suivantes :

Tableau 1.1 : Catégories de fonds de couverture proposés par Agarwal et Naik (2000c)

DIRECTIONNELLE	NON-DIRECTIONNELLE
«Macro»	«Fixed Income Arbitrage»
«Long»	«Event Driven»
«Hedge» (biais long)	«Equity Hedge»
«Short»	«Restructuring»
	«Event Arbitrage»
	«Capital Structure Arbitrage»

En utilisant leur modèle à facteur, Agarwal et Naik concluent que les fonds de couverture surperforment l'indice de référence de 6 à 15%, ce qui est grandement supérieur aux fonds mutuels. Leur analyse de style, permettant des poids négatifs, montre que les fonds directionnels ont une forte exposition pour les actions américaines, les marchés émergents et les taux de change. Quant à eux, les fonds non-directionnels montrent une exposition au taux de change et aux trois facteurs obligataires. Agarwal et Naik reprennent ensuite leur analyse en levant la contrainte pour la somme des poids des facteurs devant évaluer 1. On remarque que les coefficients de corrélation augmentent davantage pour les fonds directionnels. Bref, l'analyse de style proposée par Agarwal et Naik permet de mieux comprendre les rendements

des fonds mais les contraintes de ce modèle doivent être plus souples comme nous le remarquons lorsque nous levons la contrainte des facteurs sommant à 1.

Toutes ces tentatives visant à analyser la performance des fonds de couverture ont posé la base à l'évaluation de la performance de ceux-ci. Par contre, tous ces modèles sont contraints dans un univers linéaire alors que les fonds de couverture ont souvent des rendements non-linéaires. Plusieurs auteurs ont tenté de résoudre ce problème de non-linéarité en demeurant dans le cadre du modèle à facteurs linéaires sans obtenir des résultats concluants.

1.2 Non-linéarité avec le modèle à facteur linéaire

Les sources de non-linéarité dans les stratégies de fonds de couverture sont nombreuses. Puisque ces véhicules ont accès à une plus grande liberté dans leurs modèles de transaction, ils sont plus enclins à utiliser des moyens qui divergent des stratégies d'investissement conventionnelles. Les principales sources de non linéarité sont : le «trading» dynamique, le levier dynamique, l'utilisation de produits dérivés ainsi qu'une structure de rémunération au rendement asymétrique. Plusieurs auteurs se sont penchés sur ces caractéristiques propres aux fonds de couverture.

Une façon pertinente de représenter la non-linéarité des fonds de couverture est de les comparer à des options. Glosten et Jagannathan (1994) ont démontré qu'il est pertinent de représenter les rendements des fonds de couverture comme des stratégies «trend following». Fung et Hsieh (2001) utilisent des «lookback straddle» pour modéliser ce type de stratégie et montrent qu'elles sont plus efficaces que les indices classiques pour reproduire les fonds «trend follower». En créant des «Primitive Trend-Following Strategy» (PTFS) les auteurs montrent qu'ils réussissent à capter trois éléments essentiels de la performance des fonds de couverture qui utilisent ce genre de stratégies. Tout d'abord, ces fonds possèdent une skewness positive et tendent à avoir des rendements positifs lorsque le marché des actions augmente ou diminue très rapidement. Lors de ces mouvements extrêmes, les rendements des fonds «trend-following» réagissent aux PTFS sur le taux de change, sur les taux d'intérêt 3 mois, aux commodités comme l'argent et le blé et aux obligations américaines. Les auteurs montrent aussi que les PTFS sont plus adéquats comme indice de référence que les stratégies «buy and hold» sur plusieurs classes d'actifs. Ceci montre bien la non-linéarité des rendements de ce

type de fonds, qui agissent comme s'ils étaient acheteur de volatilité, principalement à cause de la façon dont ils réagissent dans des situations extrêmes. Nous pouvons donc en conclure que ces fonds ont un risque systématique qui ne peut pas être observé avec un modèle linéaire standard. Par contre, les auteurs remarquent qu'il y a des différences majeures à l'intérieur même des stratégies «trend-following». Puisqu'il n'est pas possible d'obtenir un seul et unique indice de référence pour tous les fonds de cette stratégie, Fung et Hsieh proposent, comme Glosten et Jagannathan (1994), d'incorporer des éléments spécifiques aux fonds à évaluer afin d'obtenir un indice de référence approprié. Malgré tout, l'utilisation d'options pour modéliser les rendements des fonds de couverture représente un avancement important dans la compréhension de leurs stratégies.

Une autre tentative visant à prendre en considération la non-linéarité des rendements a été amenée par Mitchell et Pulvino (2001). Les auteurs utilisent un modèle à facteurs par parties afin de prendre en compte la non-linéarité des rendements des fonds de couverture spécifiquement pour les stratégies d'arbitrage de risque. Les auteurs se basent sur Fung et Hsieh (2001) que nous venons d'aborder. Puisque nous pouvons considérer les stratégies d'arbitrage de risque comme étant une option put à découvert, les auteurs démontrent que les modèles traditionnels tel le CAPM ne sont pas adéquats pour analyser la performance risque rendement de ces stratégies et que les alphas générés dans les modèles précédents ne sont pas pertinents pour juger de la qualité d'un fonds de couverture.

Mitchell et Pulvino (2001) remarquent que le profil de risque-rendement d'un fonds de couverture d'arbitrage de risque peut donc être évalué en utilisant l'approche proposée par Glosten et Jagannathan (1994). En utilisant cette approche, les auteurs trouvent que le rendement excédentaire d'une telle stratégie est de 4% et non 9,25% comme le supposait le modèle linéaire classique du CAPM. De plus, les auteurs montrent que les rendements de cette stratégie ne sont pas corrélés avec les rendements du marché sauf lorsque le marché effectue un retournement à la baisse. À ce moment, les rendements d'arbitrage de risque deviennent très corrélés avec le marché. Nous remarquons le même genre de comportement pour les fonds d'arbitrage de risque au cours des années 1990. Le nouveau modèle peut donc servir d'indice de référence pour évaluer les fonds de couverture utilisant ce type de stratégie. Les auteurs concluent aussi que malgré la présence de distributions ressemblant à vendre un put, le modèle n'améliore pas l'erreur produite lors de l'utilisation du CAPM que lorsque la non-linéarité des rendements est importante. Bref, avec ce modèle, nous pouvons remarquer que

les rendements excédentaires des fonds d'arbitrage de risque sont moins importants que précédemment estimé lorsque nous tenons compte de la non-linéarité des rendements mais nous observons aussi que les modèles précédents ne commettaient pas une grande erreur malgré le fait qu'ils ne tenaient pas compte d'une importante source de risque.

Pour poursuivre les études menées par Fung et Hsieh (2001) et Mitchell et Pulvino (2001), Agarwal et Naik (2004) élargissent la recherche à plusieurs types de stratégies de fonds de couverture. Au lieu d'imposer des restrictions sur le modèle comme précédemment, les auteurs présentent un modèle linéaire plus flexible permettant de traiter les rendements non-linéaires de plusieurs types de fonds. Afin de bien définir les risques encourus par les fonds de couverture, les auteurs proposent une approche en deux étapes. Premièrement, il faut estimer le risque du fonds de couverture à l'aide d'un modèle à facteur comprenant les rendements excédentaires d'actifs classiques et des options OTM («out-the-money») et ATM («at-the-money») call et put sur le S&P500. Ceux-ci sont considérés comme les facteurs de risque du modèle. Ensuite, nous testons la capacité de ces facteurs à répliquer les rendements des fonds de couverture dans le futur. En performant leur procédure en deux étapes autant sur des indices de fonds que sur des fonds individuels, ils obtiennent des coefficients de corrélation plus élevés que les études précédentes, soit un R-carré ajusté variant entre 0,41 et 0,96, dont cinq sur huit avec un R2 supérieur à 0,6. Ceci est obtenu avec peu de facteur, soit environ cinq. Agarwal et Naik concluent tout d'abord qu'il est important de tenir compte de la non-linéarité des rendements lorsque nous analysons les fonds de couverture. Les facteurs principaux sont le marché des actions, le facteur de taille et de valeur de Fama et French (1993) ainsi que le facteur de «momentum» de Carhart (1997). En plus des fonds «trend following» et arbitrage de risque, plusieurs autres stratégies s'apparentent à vendre une option sur un indice de marché. Puisque cette non-linéarité est présente dans plusieurs stratégies, nous pouvons affirmer que ceci n'est pas un risque extraordinaire mais bien un risque inhérent aux fonds de couverture.

La principale découverte de Agarwal et Naik provient des moments supérieurs de la distribution des rendements des fonds. En effet, ils remarquent que la probabilité de perte dans les queues de distributions de gauche est plus élevée que la normale. Ne pas tenir compte de cette caractéristique fausse de façon importante l'évaluation de la performance des fonds de couverture dans un monde moyenne-variance.

Finalement, en extrapolant des rendements pour la période 1927-1989, les auteurs montrent que les indices de fonds obtiennent un rendement inférieur à ce qu'ils ont obtenu lors de la dernière décennie. De plus, nous observons plus de volatilité et des pertes importantes plus fréquentes, ce qui laisse présager que les fonds de couverture n'offrent pas vraiment de rendements supérieurs aux fonds classiques. Malgré le fait que les fonds alternatifs prodiguent peu d'information sur leurs méthodes, nous avons maintenant de meilleurs moyens d'analyser les rendements des fonds de couverture en étant capable de bien classer les fonds et de détecter les changements de style. La plupart des fonds de couverture ont comme indice de référence le taux sans risque, ce qui n'est approprié que si le fonds n'a pas de risque systématique mais nous remarquons de plus en plus compte que ce n'est pas le cas.

Malgré une amélioration marquée en prenant en compte la non-linéarité des rendements, les facteurs utilisés n'expliquent toujours pas les rendements des fonds de couverture aussi bien que les fonds mutuels. Il est donc encore difficile de répliquer les fonds de couverture de façon efficace car il y a encore beaucoup de discrétion dans la gestion de ceux-ci. Les gestionnaires de portefeuille désirent expliquer efficacement un fonds de couverture sont limités s'ils utilisent les modèles à facteurs. C'est pourquoi les auteurs ont tenté de trouver d'autres avenues pour évaluer les fonds.

1.3 Autres approches

Puisque les modèles à facteurs ne peuvent tenir compte que des deux premiers moments de la distribution, soit la moyenne et la variance, les auteurs ont décidé d'approcher le problème d'évaluation de la performance des fonds de couverture d'une autre façon. Au lieu de tenter d'expliquer les rendements d'un fonds en trouvant les facteurs explicatifs, certains auteurs ont plutôt décidé de répliquer les caractéristiques de ceux-ci. Avant de s'attaquer à cette nouvelle approche, il serait intéressant de traiter d'un autre modèle permettant l'évaluation non-biaisé d'un fonds ou d'un portefeuille.

Keating et Shadwick (2002) proposent une nouvelle façon d'évaluer la qualité d'un portefeuille, ou de n'importe que type de fonds. Ils appellent cette mesure Omega et permet de tenir compte de toute l'information sur le risque et le rendement d'un instrument. La technique

consiste à prendre la distribution cumulative des probabilités des rendements et à la séparer en deux parties selon un point fixe. La définition est la suivante :

$$\Omega(r) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} (1 - F(x)) dx}{\int_{-\infty}^r F(x) dx} \quad (3)$$

Ceci consiste au ratio des gains sur les pertes selon un point donné, par exemple 2%. Cette mesure possède des propriétés utiles en finance. En effet, lorsque r (point fixé) est égal à la moyenne de la distribution, Omega est égal à 1. Puisque cette mesure tient compte de tous les moments de la distribution, il s'agit d'une alternative intéressante afin de juger de la qualité de la performance d'un fonds et du risque inhérent à celui-ci.

Une seconde approche a été proposée par Amin & Kat (2003). Dans leur article, les auteurs proposent un modèle qui ne nécessite aucune hypothèse sur la distribution des rendements. Ceci permet de régler le problème des contraintes de linéarité et de normalité des rendements que nous trouvons dans les modèles à facteurs. Leur modèle se base sur l'approche de Dybvig (1988). L'intuition derrière cette méthode est que lorsque nous investissons dans un fonds de couverture, nous investissons dans une certaine distribution de rendements. Afin de savoir si le fonds procure à l'investisseur des rendements supérieurs, nous pouvons recréer la distribution des rendements avec une stratégie dynamique et comparer le coût de celle-ci avec le coût associé à l'investissement dans le fonds de couverture. En demeurant dans le monde de Black et Scholes (1973), les auteurs développent la stratégie dynamique de "trading" la moins chère en transigeant un indice de référence et un compte monétaire. En appliquant cette stratégie à 77 fonds de couverture et 13 indices de fonds, en les considérant indépendamment, Amin & Kat (2003) trouvent que 12 indices et 72 fonds de couverture sont inefficients avec une perte annuelle moyenne de 2,76% pour les indices et 6,42% pour les fonds individuels, comparativement à la stratégie utilisant un actif risqué et un actif non-risqué. Par contre, en considérant les fonds de couverture dans un contexte de gestion de portefeuille, les auteurs remarquent que 7 des 12 indices de fonds de couverture et 58 des 77 fonds sont capable d'obtenir un «payoff» efficient en investissant de 10% à 20% de ceux-ci dans un portefeuille

traditionnel. Les auteurs concluent donc que leur modèle qui s'apparente à un ratio de Sharpe généralisé, est plus approprié que les mesures traditionnelles comme le alpha de Jensen et le ratio de Sharpe pour l'évaluation de la performance des fonds alternatifs. De plus, après avoir performé un test sur l'erreur d'évaluation, nous pouvons croire que le résultat est non biaisé avec environ 120 observations. Finalement, puisque la performance des fonds de couverture est plus intéressante en contexte de portefeuille, nous pouvons conclure que l'avantage principal des fonds de couverture est leur faible relation avec les classes d'actifs classiques, ce qui est cohérent avec les études précédentes.

Dans le but de perfectionner le travail effectué dans Amin & Kat (2003), Kat & Palaro (2005) sortent une série d'articles proposant une extension à l'approche en incluant des copules afin de pouvoir répliquer la dépendance entre les différents actifs. Comme dans l'article précédent, si nous réussissons à obtenir des rendements semblables aux fonds de couverture avec des contrats à termes sur actions, obligations et actif non-risqué, nous pourrions éliminer plusieurs problèmes reliés aux fonds de couverture comme le coût de recherche, le manque de transparence des gestionnaires, les frais de management ainsi que les changements de style à l'intérieur d'un même fonds. Amin & Kat (2003) généraient des rendements avec la distribution gaussienne pour tous les fonds. Le problème est que ceci n'est pas suffisant car l'avantage des fonds de couverture est leur efficacité en contexte de portefeuille alors, il faut aussi répliquer la dépendance entre le fonds et le portefeuille pour être efficient. La procédure de réplication consiste à reproduire le profil de risque du fonds et non les rendements. À long terme, l'investisseur recevra un rendement qui est représentatif du risque qu'il encoure. Pour cela, il faut se baser sur le fait que les fonds de couverture n'offrent pas de rendements supérieurs, et cela a été prouvé empiriquement précédemment. Le premier article de Kat & Palaro (2005) montre qu'il est possible de créer des rendements synthétiques pour les fonds de couverture qui sont préférables aux rendements des fonds puisqu'ils peuvent éliminer tous les problèmes discutés. Les investisseurs peuvent maintenant produire n'importe quel portefeuille avec le critère risque-rendement désiré.

Dans leur article suivant, Kat & Palaro (2006) testent empiriquement leur modèle sur l'univers des fonds de fonds de couverture. Les premiers résultats montrent que les fonds sont mal modélisés par la distribution normale. Sur 485 fonds, 340 sont mieux expliqués par une distribution de Student ou Johnson. De plus, seulement 88 fonds ont une copule normale pour expliquer la relation avec le portefeuille. La procédure, qui sera expliqué plus loin, évalue les

fonds sur une base de 100. Si le fonds obtient un résultat inférieur 100, il est inefficace et un investisseur peut le répliquer pour moins cher que 100. Appliquant la procédure de réplique, et utilisant le modèle de Boyle et Lin (1997) pour tenir compte des frais de transaction, sur 485 fonds de fonds de couverture, seulement un petit nombre de fonds obtiennent un résultat supérieur à 100. De plus, 389 fonds ont un intervalle de confiance complètement inférieur à 100. Ceci montre que la majorité des fonds de couverture n'offrent pas de valeur ajoutée. Ceci va à l'encontre des résultats présentés par les auteurs précédents qui évaluaient les fonds alternatifs à l'aide de modèles à facteurs. L'avantage principal de cette nouvelle méthode de réplique est qu'elle ne pose aucune hypothèse de normalité sur les rendements et leurs dépendances. Avec cette méthode, si un fonds peut être répliqué, il ne peut procurer de rendements excédentaires. Avec les modèles à facteurs, si on ne tient pas compte de tous les facteurs de risque, on ne peut avoir une évaluation du fonds robuste. Par contre, le modèle de Kat & Palaro (2005) délaisse le côté explicatif que les modèles à facteurs apportaient à l'évaluation de la performance. Bref, cette nouvelle approche permet d'analyser plus efficacement les fonds de couverture mais nous ne pouvons pas comprendre la stratégie du fonds à évaluer puisque le modèle ne contient pas de facteurs. Nous pouvons par contre évaluer son efficacité et différencier les fonds de couverture procurant du alpha aux investisseurs à ceux qui n'en offrent pas.

Chapitre 2

Les Copules

2.1 Définitions et propriétés

Un des objectifs du modèle de Kat & Palaro est de pouvoir tenir compte de la dépendance entre le portefeuille institutionnel et un fonds de couverture afin de juger de l'efficacité de celui-ci. En effet, il est davantage pertinent pour un investisseur de considérer les fonds de couverture dans un contexte de gestion de portefeuille que dans un contexte absolu, c'est-à-dire en tenant compte du fonds de couverture de manière isolée. Un outil permettant de conserver la dépendance entre plusieurs distributions se nomme la copule. En effet, cette nouvelle technologie commence à être de plus en plus utilisée en finance.

Les copules, qui existent depuis longtemps dans le domaine de la statistique, commencent à être utilisées par les financiers afin de modéliser la dépendance entre plusieurs distributions. De façon plus précise, une copule permet de décomposer n'importe quelle distribution jointe à n -dimensions en n distributions marginales et une fonction copule. Pour qu'une fonction soit considérée comme une copule elle doit satisfaire les conditions suivantes :

- Il y a m variables aléatoires avec des valeurs comprises dans l'intervalle $[0,1]$ de telle façon que $\mathbf{C} : [0,1]^m \rightarrow [0,1]$ soit leur fonction de répartition
- \mathbf{C} a des marges uniformément distribuées.

Puisque les copules modélisent la dépendance, nous n'avons pas à nous soucier des distributions marginales. Le théorème de Sklar explique pourquoi nous pouvons porter la majeure partie de notre attention sur la copule.

Théorème de Sklar

Prenons $F_{X,Y}$ qui est une fonction de répartition jointe à deux dimensions ayant F_X et F_Y comme distributions marginales. Il existe une copule C de telle sorte que pour toutes les paires (x,y) :

$$F_{X,Y}(x, y) = C(F_X(x), F_Y(y)), \in \mathfrak{R}^2 \quad (5)$$

Si F_X et F_Y sont continues, C est unique. De plus, dans ce cas, C est la fonction de répartition jointe des variables uniformément distribuées $U=F_X(X)$ et $V = F_Y(Y)$.

D'autre part, si C est une copule et F_X, F_Y sont des fonctions de répartition, alors $F_{X,Y}$ définie par (5) est une fonction de répartition jointe de marginales F_X, F_Y .

C'est donc avec ces copules que nous pouvons modéliser la dépendance entre le fonds de couverture et le portefeuille ainsi qu'entre le portefeuille et l'actif de réserve. Nous pouvons donc lever l'hypothèse de normalité qui limitait le modèle proposé par Amin & Kat. Nous utiliserons des copules provenant de deux classes importantes : les copules elliptiques et les copules archimédiennes. Nous définirons chacune des copules utilisées.

2.2 Classe de copules elliptiques

Les deux copules choisies provenant de cette famille sont les plus connues. Il s'agit de la copule gaussienne et de la copule de Student. Ce sont des copules plus faciles à analyser car elles possèdent des formes fermées.

2.2.1 Copule gaussienne

La copule gaussienne est celle qui est la plus utilisée dans le monde financier. Malheureusement, cette copule ne permet pas de mesurer la dépendance entre les queues de distributions car elle est «tail independant». Il s'agit d'une propriété contraignante lorsque nous voulons évaluer la dépendance entre les événements rares. Si un fonds de couverture a des poids élevés dans les événements extrêmes, nous ne pourrions bien modéliser la dépendance. Nous pouvons définir la copule gaussienne de la façon suivante :

$$C_{\Sigma}(u_1, \dots, u_j, \dots, u_m) = \phi_{\Sigma}(\phi^{-1}(u_1), \dots, \phi^{-1}(u_j), \dots, \phi^{-1}(u_m)) \quad (6)$$

où ϕ_{Σ} est la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite et ϕ^{-1} est la fonction inverse de la distribution de la loi normale centrée réduite univariée . La densité s'écrit comme suit :

$$c_{\Sigma}(u_1, \dots, u_j, \dots, u_m) = \frac{1}{|\rho|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \lambda'(\rho^{-1} - I)\lambda\right)$$

$$\lambda_j = \phi^{-1}(u_j) \quad (7)$$

ρ = matrice de corrélation
 I = matrice identité

2.2.2 Copule de Student

La copule de Student permet de mieux tenir compte des queues de distribution épaisses comparativement à la copule gaussienne. Grâce à ses degrés de liberté, elle permet de tenir compte des mouvements extrêmes que nous retrouvons régulièrement dans les séries de rendements des fonds de couverture. Nous définissons cette copule comme suit :

$$C_{\Sigma, \nu}(u_1, \dots, u_j, \dots, u_m) = T_{\Sigma, \nu}(t_{\nu}^{-1}(u_1), \dots, t_{\nu}^{-1}(u_j), \dots, t_{\nu}^{-1}(u_m)) \quad (8)$$

$T_{\Sigma, \nu}$ est la fonction de répartition de la loi de Student ayant pour paramètres Σ, ν . Cette copule possède deux paramètres, ce qui rend le temps d'évaluation plus long. t_{ν}^{-1} est la fonction inverse de la loi de Student. La densité de cette copule s'écrit de la façon suivante :

$$c_{\Sigma, \nu}(u_1, \dots, u_j, \dots, u_m) = |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \frac{\Gamma(\frac{\nu+m}{2}) \left[\Gamma(\frac{\nu}{2}) \right]^m}{\left[\Gamma(\frac{\nu+1}{2}) \right]^m \Gamma(\frac{\nu}{2})} \frac{(1 + \frac{1}{\nu} \zeta' \Sigma^{-1} \zeta)^{-\frac{\nu+m}{2}}}{\prod_{j=1}^m (1 + \frac{\zeta_j^2}{\nu})^{-\frac{\nu+1}{2}}} \quad (9)$$

où $\zeta_j = t_{\nu}^{-1}(u_{i,j})$ et les paramètres Σ et ν sont respectivement la matrice de corrélation et le degré de liberté.

2.3 Classe archimédienne

Cette classe de copule possède plusieurs caractéristiques intéressantes. Tout d'abord, plusieurs de ces copules n'ont qu'un seul paramètre, ce qui fait en sorte qu'elles sont relativement faciles à calibrer et accélère donc la vitesse de réponse. De plus, la plupart des copules archimédiennes possèdent des formes fermées ou générales. Nous définirons chacune des copules de cette classe que nous avons utilisée dans notre modèle. Tout d'abord, définissons ce qu'est une copule archimédienne.

Soit ϕ un générateur strict avec ϕ^{-1} monotone sur $[0, \infty]$, tel que pour tout k dans

$$\{1, \dots, d\} : (-1)^k \frac{\partial^k (\phi^{-1})}{\partial s^k}(s) > 0 \quad (10)$$

Alors la copule archimédienne C est la fonction définie par :

$$C(u) = C(u_1, \dots, u_j, \dots, u_m) = \phi^{-1} \left(\sum_{i=1}^m \phi(u_i) \right) \quad (11)$$

Les copules de Clayton, Frank et Gumbel possède une forme générale et il est donc possible de trouver leur densité. C'est pourquoi nous utiliserons ces trois copules comme options dans notre modèle de répliation. D'après Barbe et al (1996), la forme générale pour ces trois copules est :

$$c(v) = \frac{\partial^m}{\partial u_1, \dots, \partial u_m} \quad (12)$$

$$C(v) = \phi'(u_1) \dots \phi'(u_j) \dots \phi'(u_m) f_{m-1}(C(v))$$

où $\phi'(u_j)$ est la dérivée d'ordre 1 de ϕ par rapport à u_j et

$$f_{m-1}(t) = \frac{d^m}{ds^m} \phi^{-1} \Big|_{s=\phi(t)}, m \geq 1 \quad (13)$$

Fonctions génératrices et génératrices inverses

Tableau 2.1 : Fonctions génératrices et génératrices inverses – copules archimédiennes

	Clayton	Gumbel	Frank
fonction génératrice	$\phi_\theta(t) = \frac{(t^{-\theta} - 1)}{\theta}, \quad \theta > 0$	$\phi_\theta(t) = [-\log(t)]^{\frac{1}{\theta}} \quad 0 < \theta < 1$	$\phi_\theta(t) = -\log\left(\frac{\theta^t - 1}{\theta - 1}\right) \quad 0 < \theta < 1$
fonction génératrice inverse	$\phi_\theta^{-1}(s) = (1 + \theta s)^{-\frac{1}{\theta}}$	$\phi_\theta^{-1}(s) = \exp(-s^\theta)$	$\phi_\theta^{-1}(s) = \frac{\log(1 + \exp(-s)(\theta - 1))}{\log(\theta)}$

Copule de Clayton

La copule de Clayton est donnée par :

$$C_\theta = C_\theta(u) = \left(1 - m + \sum_{j=1}^m u_j^{-\theta}\right)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (14)$$

La dérivée de cette copule est :

$$\phi'_\theta(t) = \frac{d}{dt} \phi_\theta(t) = -t^{-(\theta+1)} \quad (15)$$

Nous pouvons ensuite obtenir la fonction de densité :

$$c_{\theta}(u) = C_{\theta}^{1+m\theta} \prod_{j=1}^m [1 + (j-1)\theta] u_j^{-(\theta+1)} \quad (16)$$

Copule de Gumbel

La copule de Gumbel est donnée par :

$$C_{\theta} = C_{\theta}(u) = \exp\left(-\left[\sum_{j=1}^m (-\log(u_j))^{\frac{1}{\theta}}\right]^{\theta}\right) \quad (17)$$

La dérivée de cette copule est :

$$\phi'_{\theta}(t) = \frac{d}{dt} \phi_{\theta}(t) = -\frac{[-\log(t)]^{\frac{1-\theta}{\theta}}}{\theta} \quad (18)$$

Nous pouvons ensuite obtenir la fonction de densité :

$$c_{\theta}(u) = C_{\theta} \theta^{1-m} [-\log(C_{\theta})]^{1-m/\theta} p_{m-1}^g(-\log(C_{\theta})) \prod_{j=1}^m \frac{-[\log(u_j)]^{\frac{1-\theta}{\theta}}}{u_j} \quad (19)$$

où p_m est un polynôme. Voir Barbe et al (1996) pour plus de détails.

Copule de Frank

La copule de Frank est donnée par :

$$C_{\theta} = C_{\theta}(u) = \frac{\log(1 + (\theta - 1) \prod_{j=1}^m (\theta^{u_j} - 1))}{\log(\theta)} \quad (20)$$

La dérivée de cette copule est :

$$\phi'_\theta(t) = \frac{d}{dt} \phi_\theta(t) = \frac{\theta^t \log(\theta)}{1 - \theta^t} \quad (21)$$

Nous pouvons ensuite obtenir la fonction de densité :

$$c_\theta(u) = p_{m-1}^f(\theta^{-C_\theta}) [\log(\theta)]^{m-1} \prod_{j=1}^m \frac{\theta^{u_j}}{1 - \theta^{u_j}} \quad (22)$$

où p_m est un polynôme. Voir Barbe et al. (1996) pour plus de détails.

Bref, nous avons présenté cinq copules qui peuvent être grandement utiles à la modélisation de la dépendance entre les différents actifs de notre modèle. En comparant les séries de rendements, nous pourrions déterminer laquelle, parmi ces copules, modéliserait mieux la dépendance.

Chapitre 3

Modèle de Kat & Palaro

Le modèle de Kat & Palaro (2005) montre qu'avec un modèle de réplcation dynamique basé sur les copules, nous pouvons générer des rendements qui ont des propriétés statistiques semblables aux fonds de couverture. Cette technique permet de répliquer des fonds de fonds tout aussi bien que des fonds de couverture individuels. Le modèle offre également un instrument efficace d'analyse de performance des fonds de couverture. Nous expliquerons comment le modèle est construit et sous quelles hypothèses.

3.1 Bases Théoriques

Le modèle de Kat & Palaro s'intéresse à la fonction de «payoff» la moins chère. Nous utilisons le «Payoff Distribution Pricing Model» (PDPM) présenté par Dybvig (1988a) pour arriver à nos fins. Le PDPM se base sur trois hypothèses :

1. La préférence des investisseurs est uniquement dépendante de la distribution des probabilités de la richesse terminale.
2. Les marchés sont parfaits.

3. Les investisseurs préfèrent plus à moins.

Nous supposons qu'il y a n états dans le monde. Le prix dans chaque état correspond à 1 si nous sommes dans cet état et 0 sinon. La densité du prix par état peut se définir comme étant le prix unitaire de la probabilité de richesse terminale dans un état donné. Dybvig (1988a) montre que la façon la moins chère d'obtenir une distribution des gains consiste à allouer la richesse terminale à l'aide d'une fonction décroissante de la densité état-prix.

De plus, Kat & Palaro s'intéressent aussi à la dépendance entre les rendements du fonds et le portefeuille actuel de l'investisseur. Nous pouvons donc poser la contrainte suivante : les préférences de l'investisseur ne dépendent que de la probabilité de distribution de la richesse terminale qui est conditionnelle à la richesse terminale provenant du portefeuille existant.

Une autre base théorique dont nous avons besoin provient de l'article de Cox et Leland (2000). Dans un monde Black-Scholes, le modèle devra être indépendant du chemin suivi car toutes les fonctions de gains qui sont dépendantes du chemin suivi peuvent être obtenues par des fonctions indépendantes du chemin suivi mais à un coût moindre.

Avec ces hypothèses, nous sommes donc en mesure de déterminer la stratégie de réplication qui permet de conserver la dépendance entre deux séries.

3.2 Réplication d'un fonds de couverture

La réplication s'effectue en plusieurs étapes. La première étape consiste à recueillir les données à partir de la base de données construite préalablement. Nous avons besoin de données pour un fonds, un portefeuille et un actif de réserve. Ensuite, nous traitons les données et déterminons la meilleure marginale pour les trois séries et la meilleure copule pour la distribution jointe entre le fonds et le portefeuille ainsi que pour le portefeuille et l'actif de réserve. La troisième étape consiste à trouver la fonction de « payoff » la moins chère. Quatrièmement, nous déterminons le prix de cette fonction pour finalement trouver l'allocation optimale entre le portefeuille de l'investisseur et l'actif de réserve requis pour bien répliquer la densité du fonds. Nous expliquerons chaque étape plus précisément.

3.2.1 Cueillette des données

La base de données utilisée contient tous les fonds de couverture et les fonds de fonds compris dans TASS et HFR après élimination des fonds communs aux deux sources. Nous avons donc plus de 6500 fonds disponibles pour l'analyse. La base de données contient également des données historiques sur les contrats à terme de divers marchés. Pour les contrats à terme, les données proviennent du «CRB Trader database». Le rendement sur un contrat à terme est calculé à l'aide d'une stratégie de renouvellement de contrat dans laquelle nous réinvestissons la valeur du contrat dans celui qui suit. Le prochain contrat est celui qui a la maturité la plus rapprochée des 4 mois d'expiration : Mars, Juin, Septembre et Décembre. Le contrat est renouvelé le premier jour ouvrable du mois de maturité au prix d'ouverture. Pour les besoins du modèle, nous utiliserons la série de données des contrats «futures» sur le S&P500 et les Bons du Trésor américain afin d'obtenir le portefeuille de l'investisseur. L'actif de réserve, qui doit être un instrument liquide, sera la série de rendement sur les contrats «futures» Eurodollar. Nous traitons ensuite les données afin de s'assurer qu'il n'y ait pas de trous dans les séries et qu'il y ait au moins 4 ans de données mensuelles (48 données). Nous avons aussi besoin d'une série sur le taux sans risque afin d'effectuer la réplication. Nous utiliserons la série sur le BAA Libor 1 mois US. La dernière étape dans le traitement des données consiste à enlever l'autocorrélation dans les rendements du fonds car si celle-ci est représentative de l'illiquidité et de la difficulté d'évaluer les instruments financiers utilisés par le fonds (biais de lissage "stale price"), elle peut sous-évaluer la volatilité du fonds de façon importante. Avec ces séries de données en main, nous sommes prêts à déterminer la fonction de « payoff » désirée.

3.2.2 Stratégie de réplication

L'étape suivante consiste à trouver les trois distributions marginales (une pour chaque série) et les deux copules, celle qui joint le fonds de couverture et le portefeuille ainsi que le portefeuille et l'actif de réserve. Nous avons tout d'abord le choix entre trois types de marginales : normale, Student ainsi que Johnson. En ce qui a trait aux copules, nous utiliserons deux copules de la famille elliptique, soit la Normale et la Student-t. Nous considérons aussi trois copules de la famille des archimédiennes : Gumbel, Clayton et Frank.

Afin de déterminer la meilleure combinaison de marginales et de copules, nous utilisons la méthode du «Inference Functions for Margins» (IFM). Il s'agit d'un maximum de vraisemblance en deux étapes. De façon concise, cette méthode teste toutes les combinaisons possibles de marginales et copules et ajoutant une pénalité pour le nombre de paramètres. La combinaison qui obtient la valeur la plus élevée est choisie. Nous expliquerons la méthode comme elle l'a été démontrée dans l'article de Kat & Palaro.

Considérons un vecteur (X,Y) , qui possède une distribution jointe $F_{X,Y}$ et deux distributions marginales F_X et F_Y où F_X dépend uniquement des paramètres Θ_X et F_Y de Θ_Y . Θ_C sera le vecteur de paramètres de la copule C . Nous avons donc la relation suivante, qui permet d'expliquer complètement la distribution jointe $F_{X,Y}$ à l'aide de Θ :

$$F_{XY}(x, y, \Theta) = C(F_X(x; \Theta_1), F_Y(y, \Theta_2); \Theta_C)$$

$$f_{XY}(x, y) = c(F_X(x), F_Y(y))f_X(x)f_Y(y) \quad (23)$$

où

$$c(u, v) = \frac{\partial C(u, v)}{\partial u \partial v}$$

Pour un ensemble aléatoire bivarié de taille T $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^T$, la fonction de vraisemblance est donnée par

$$l(\Theta) = \sum_{i=1}^T \ln c(F_X(x_i; \Theta_x); F_Y(y_i; \Theta_y); \Theta_C) + \sum_{i=1}^T \ln f_X(x_i; \Theta_x) + \sum_{i=1}^T \ln f_Y(y_i; \Theta_y) \quad (24)$$

Avec trois possibilités de marginales et six copules, nous avons 54 possibilités de distributions jointes pour le fonds de couverture et le portefeuille ainsi que le portefeuille et l'actif de réserve. Afin de trouver la meilleure combinaison, nous utilisons le critère de Akaike (AIC), qui pénalise les modèles contenant un grand nombre de paramètres.

3.2.3 Fonction de payoff désirée

La prochaine étape consiste à déterminer la fonction de payoff la moins chère que nous nommerons g^* et que nous pouvons écrire de la façon suivante :

$$P(S_p \leq x, g^*(S_p, S_R) \leq y) = P(S_p \leq x, S_I \leq y), \forall x, y \quad (25)$$

S_I étant la valeur de fin de mois du fonds, S_p celle du portefeuille et S_R celle de l'actif de réserve.

Nous prenons l'hypothèse que la valeur actuelle des actifs égale 100 et que nous travaillons en log-rendements. De cette façon, nous obtenons la relation suivante :

$$X_I = \log\left(\frac{S_I}{100}\right), X_p = \log\left(\frac{S_p}{100}\right), X_R = \log\left(\frac{S_R}{100}\right)$$

Nous recherchons la fonction la moins chère $g(x, y) = \log\left(\frac{g^*(100 \exp(x), 100 \exp(y))}{100}\right)^2$ de sorte que :

$$P(g(X_p, X_R) \leq y | X_p = x) = P(X_I \leq y | X_p = x) = F_{I|P}(y|x), \forall x, y \quad (26)$$

Preuve (d'après Kat & Palaro (2005)):

$$\begin{aligned} P(g(X_p, X_R) \leq y | X_p = x) &= P(X_I \leq y | X_p = x) = \\ P(F_{I|P}^{-1}(F_{R|P}(X_R | x) | x) \leq y | X_p = x) &= P(F_{I|P}^{-1}(U | x) \leq y | X_p = x) \end{aligned} \quad (27)$$

où $U \sim \text{Uniforme}[0, 1]$

La fonction $F_{I|P}^{-1}(U | x)$ qui est la pseudo-inverse de $F_{I|P}(U | x)$, a la même distribution que X_I étant donné $X_p = x$, ce qui nous donne finalement

$$P(F_{I|P}^{-1}(U | x) \leq X_p = x) = P(X_I \leq y | X_p = x) = F_{I|P}(y | x), \text{ ce qui achève la preuve.}$$

Nous devons ensuite modéliser les distributions conditionnelles $F_{I|P}$ et $F_{R|P}$ afin d'obtenir la fonction g . $C_{P,I}$ est la copule entre X_p et X_I tandis que $C_{P,R}$ est la copule entre X_p et X_R . Nous avons alors :

² Kat & Palaro (2005)

$$\begin{aligned}
F_{P,I}(x, y) &= C_{P,I}(F_P(x), F_I(y)), x \in \mathfrak{R}, y \in \mathfrak{R}. \\
F_{P,R}(x, y) &= C_{P,R}(F_P(x), F_R(y)), x \in \mathfrak{R}, y \in \mathfrak{R}.
\end{aligned}
\tag{28}$$

Nous pouvons écrire les distributions conditionnelles de la façon suivante :

$$\begin{aligned}
F_{I|P}(x | y) &= \kappa_x^{P,I}(y), x \in \mathfrak{R}, y \in \mathfrak{R}, \text{ où } \kappa_x^{P,I}(y) = \frac{\partial C_{P,I}(u, v)}{\partial u} \Big|_{u=F_P(x), v=F_I(y)} \\
F_{R|P}(x | y) &= \kappa_x^{P,R}(y), x \in \mathfrak{R}, y \in \mathfrak{R}, \text{ où } \kappa_x^{P,R}(y) = \frac{\partial C_{P,R}(u, v)}{\partial u} \Big|_{u=F_P(x), v=F_R(y)}
\end{aligned}
\tag{29}$$

Alors, la fonction la moins cher g peut être écrite de la façon suivante :

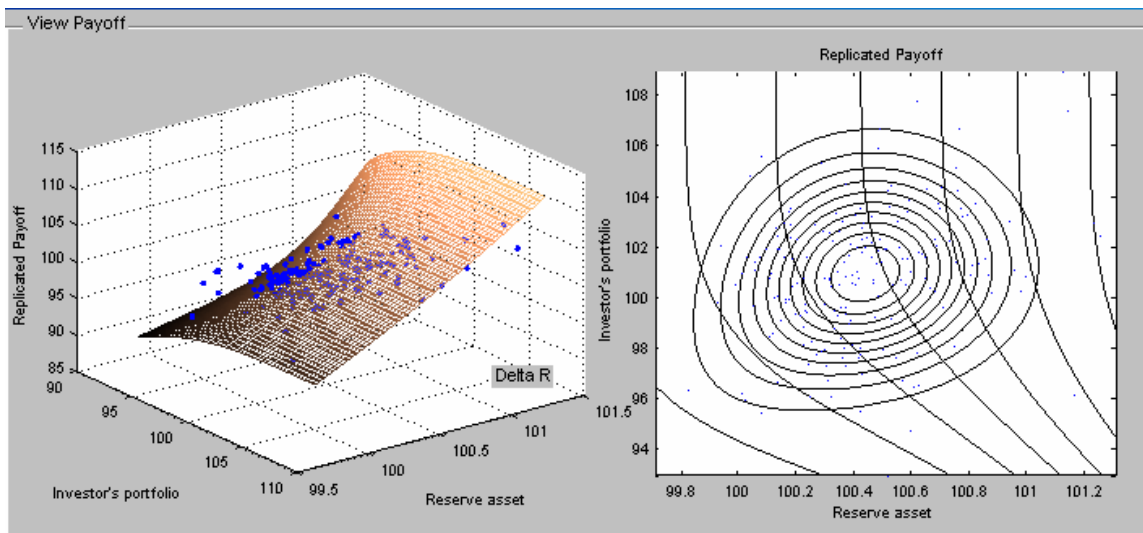
$$g(x, y) = \kappa_x^{(-)P,I}(\kappa_x^{P,R}(y)), x \in \mathfrak{R}, y \in \mathfrak{R}. \tag{30}$$

Ceci signifie que nous devons tout d'abord trouver la copule qui unit le portefeuille à l'actif de réserve et ensuite calculer l'inverse du résultat obtenu à l'aide de la copule qui lie le portefeuille au fonds de couverture. En prenant un investissement initial de 100, la valeur de fin de mois de la réplication est :

$$S_g = g^*(S_P, S_R) = 100 \exp g \left(\log \left(\frac{S_P}{100} \right), \log \left(\frac{S_R}{100} \right) \right). \tag{31}$$

De cette façon nous pouvons répliquer le payoff de fin de mois du fonds et aussi sa dépendance avec le portefeuille de l'investisseur. Voici un exemple graphique d'une fonction de payoff d'un fonds comme nous pouvons l'obtenir avec le programme d'optimisation. Les points répartis dans l'espace en trois dimensions (à gauche) ou en deux dimensions (à droite) sont la combinaison des trois séries de rendements : portefeuille de l'investisseur, actif de réserve et fonds de couverture répliqué. La surface à gauche et les lignes verticales à droite représentent la fonction de «payoff» dérivés du modèle de Kat & Palaro.

Figure 3.1 : Fonction de «payoff» d'un fonds de couverture dérivé du modèle



3.2.4 Prix de la fonction de «payoff»

L'étape suivante consiste à trouver le prix de la réplication. Nous devons utiliser la théorie d'arbitrage des options pour arriver à nos fins. Harrison et Kreps (1979) mentionnent que nous pouvons obtenir le prix de la fonction de payoff en calculant le payoff espéré actualisé dans un monde risque neutre. Nous avons choisit d'utiliser une simulation de Monte Carlo afin d'obtenir ce prix. Nous générons un grand nombre de valeurs terminales pour le portefeuille et l'actif de réserve selon leurs propriétés moyenne-variance. Ces valeurs sont log-normalisées sur une base de 100. Nous fixons un nombre de pas assez élevés afin de converger vers un résultat plus adéquat. Nous tenons également compte de la corrélation entre les deux actifs. Pour tenir compte de cette corrélation, nous utilisons la méthode de Cholesky qui permet de conserver la dépendance entre ces deux séries de rendements. Nous avons maintenant les deux séries de rendements de fin de période, une pour le portefeuille et l'autre pour l'actif de réserve. Avec la fonction de payoff expliquée plus haut, nous trouvons la réplication du fonds. La dernière étape consiste à calculer la moyenne de la série trouvée et d'actualiser la valeur au taux sans risque. Si le résultat obtenu est inférieur à 100, nous pouvons répliquer le fonds de couverture à un prix inférieur. Le fonds de couverture n'offre donc pas de rendements supérieurs. Si la valeur trouvée égale 100 ou plus, le fonds est efficace et il n'est pas possible de le répliquer à moindre coût. Une faiblesse du modèle réside précisément lors de cette évaluation. En effet, nous avons évité la contrainte des rendements distribués normalement jusqu'à présent mais maintenant,

nous devons trouver le prix dans un monde où les rendements sont distribués normalement. Jusqu'à ce jour, aucune technique plus poussée n'a été avancée alors nous devons procéder de cette façon.

Chapitre 4

Modèles d'analyse de performance comparatifs

Afin d'analyser l'efficacité du nouveau modèle d'évaluation de la performance de Kat & Palaro (2005), nous le comparerons à trois autres modèles proposés dans le passé. Tout d'abord, nous comparerons les résultats obtenus avec le modèle de Amin & Kat (2003), qui est basé sur des hypothèses semblables et dont l'intuition est sensiblement la même. Ensuite, nous regarderons les résultats obtenus avec le modèle Omega³. Finalement, nous prendrons une stratégie précise des fonds de couverture, les fonds « Short », et comparerons les résultats obtenus avec ce modèle également. L'objectif est d'analyser si le nouveau modèle nous permet de mieux ordonner les fonds que précédemment.

4.1 Modèle à facteurs

Afin de juger de la qualité des résultats obtenus avec la nouvelle approche proposée par Kat & Palaro, nous comparerons celle-ci avec un modèle à facteur traditionnel. Nous régresserons tous les fonds de couverture et les fonds de fonds contre un modèle possédant quatre facteurs

³ Keating & Shadwick 2002

de base. De cette façon, nous pourrions déterminer quels fonds de couverture offrent du alpha aux investisseurs, c'est-à-dire ceux qui offrent du rendement excédentaire comparativement au marché. Nous pourrions ensuite classer les fonds selon leur performance et comparer ce classement à celui obtenu avec le modèle de Kat & Palaro. Nous utiliserons quatre facteurs dérivés du CAPM empirique :

- marché : l'indice Russell 3000.
- taille : SMB, petit versus grandes capitalisations des entreprises.
- valeur / croissance : HML, hautes moins basses, compare les compagnies classées croissance contre les compagnies classées valeur.
- «momentum» : UMD (up minus down), compare les titres les plus haussiers aux titres les plus baissiers durant les onze derniers mois.

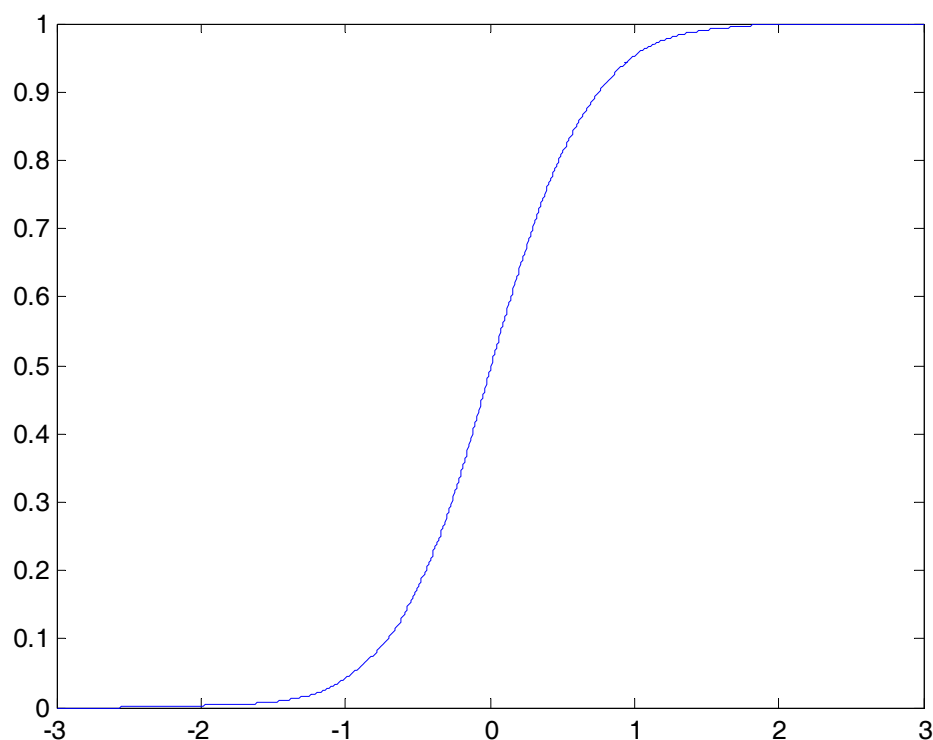
Avec ces quatre facteurs, nous serons en mesure de calculer la valeur du alpha des fonds et d'analyser le coefficient de corrélation entre les valeurs des facteurs et les rendements des fonds.

Puisque les fonds de couverture opèrent avec des stratégies différentes, nous ne pourrions pas utiliser le même modèle à facteur pour tous les fonds. Nous allons donc limiter notre étude à une classe de fonds de couverture. Il faut que cette classe s'explique bien avec le choix de facteurs que nous avons fait. Les stratégies les plus susceptibles d'obtenir des résultats satisfaisants sont celles qui ont un modèle simple, comme les fonds qui font uniquement de la vente à découvert. Dans la base de données que nous avons, la catégorie de fonds qui s'approche le plus de ce que nous recherchons est celle appelée « Long/Short Equity Hedge ».

4.2 Modèle Omega

Ce modèle permet de classer les fonds sans biais. En effet, puisque la mesure Omega ne tient compte que de la distribution de rendements, elle contient toute l'information contenue dans la série. La méthode consiste à prendre la fonction de répartition conditionnelle de la distribution des rendements du fonds ou du portefeuille et la séparer en deux parties, pertes et profits, selon un point fixe, comme nous le voyons dans la figure 4.1 :

Figure 4.1 : Fonction de répartition conditionnelle d'une série de rendement



L'Omega est la division de la surface de gains sur la surface de pertes de la distribution selon un point fixe. La formule suivante est utilisée pour calculer Omega :

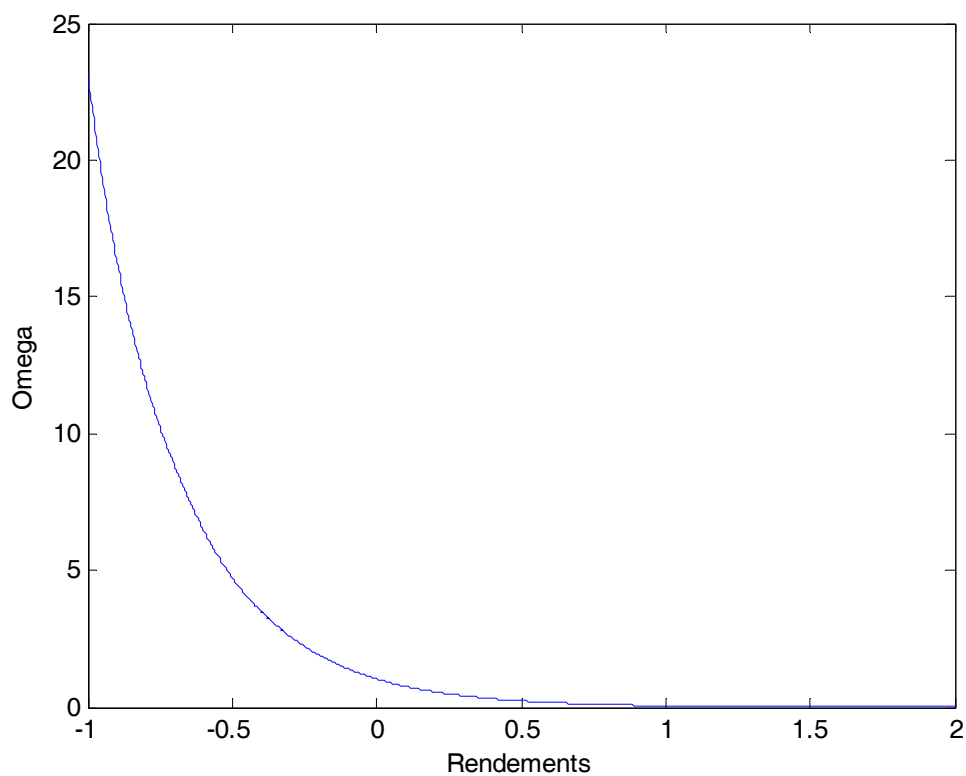
$$\Omega(r) = \frac{\int_{r}^{+\infty} (1 - F(x)) dx}{\int_{-\infty}^{r} F(x) dx} \quad (31)$$

où r le point fixe et F la fonction de distribution cumulative des rendements.

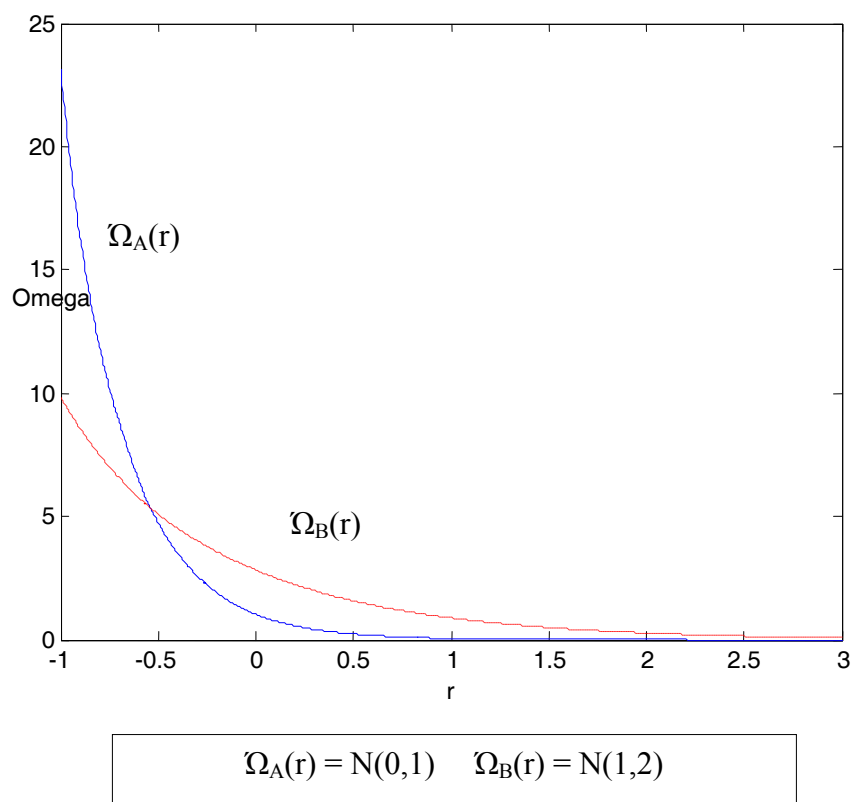
L'interprétation des résultats obtenus est directe; plus Omega est élevé, plus le fonds ou le portefeuille est performant. Les résultats obtenus avec cette méthode sont souvent différents des méthodes classiques puisque la valeur contient plus d'informations. Ceci est surtout vrai lorsque les moments supérieurs de la distribution sont importants dans la distribution de rendements car les mesures traditionnelles ne tiennent compte que de la moyenne et de la

variance. Voici l'exemple d'un fonds de la base de données et l'allure de la distribution de la valeur de Omega par rapport au rendement fixé :

Figure 4.2 : Valeur de Omega par rapport au r choisit



Afin de comparer deux portefeuilles ou fonds, il s'agit de comparer les valeurs de Omega. Le Omega le plus élevé représente le meilleur investissement. Nous pouvons observer cette relation à la figure 4.2.

Figure 4.3 : Comparaison des valeurs de Omega de deux fonds⁴

Comme nous pouvons le remarquer, il peut arriver qu'un fonds soit supérieur à un certain niveau et pas à un autre niveau de r . Lorsque les deux courbes se croisent, il y a indifférence entre les 2 séries. Une autre analyse pouvant être tirée de cette mesure est le risque relatif. En effet, plus la pente est aplatie, plus il y a de chance d'obtenir des rendements extrêmes. Dans ce cas, Omega B est plus risqué que Omega A . De plus, en situation d'indice de référence, la méthode Omega permet d'effectuer une analyse de l'erreur de répliation beaucoup plus efficacement que les anciens modèles.

Dans notre évaluation, nous utiliserons Omega à un niveau de r , soit 0%. De cette façon, nous pouvons diviser la série de rendements en deux sections distinctes : les rendements positifs et les rendements négatifs.

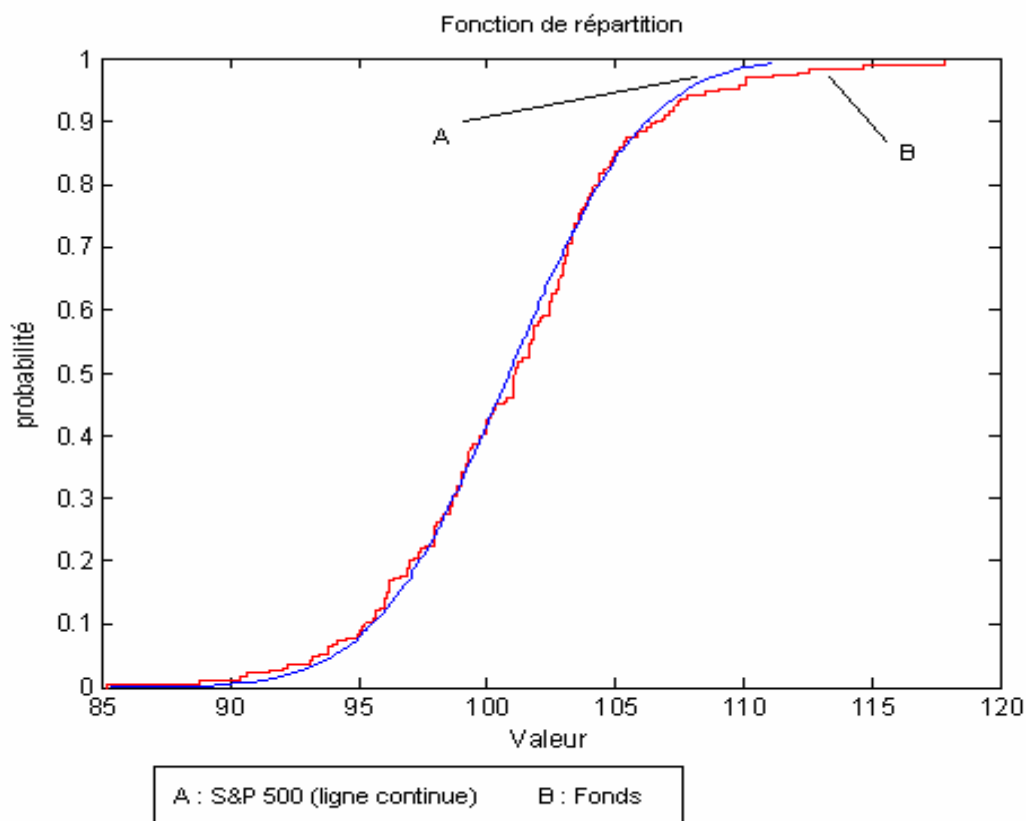
⁴ Keating et Shadwick (2002), p.4

4.3 Modèle Amin & Kat (2003)

Le modèle de Amin & Kat (2003) permet de tenir compte des moments supérieurs de la distribution. L'intuition du modèle vient du fait que pour évaluer une série de rendements qui ne sont pas normaux, il faut tenir compte de toute la distribution. Il ne faut donc poser aucune hypothèse sur le type de distribution que nous traitons. Ce modèle permet de lever toutes ces hypothèses en ce qui concerne le fonds de couverture. Comme le disent les auteurs, en investissant dans un fonds, nous investissons dans une distribution de « payoff ». Si nous voulons savoir si un gestionnaire de fonds de couverture offre des rendements supérieurs grâce à ses connaissances, nous pouvons tenter de recréer la distribution du fonds à l'aide d'un modèle de transaction dynamique et comparer le coût de celui-ci avec le coût d'investir dans le fonds. Si le gestionnaire est efficace, la réplique coûtera plus cher que son fonds et le contraire est aussi vrai. Il faut donc trouver la réplique la moins chère car il s'agit de la plus efficace. La réplique s'effectue en deux étapes.

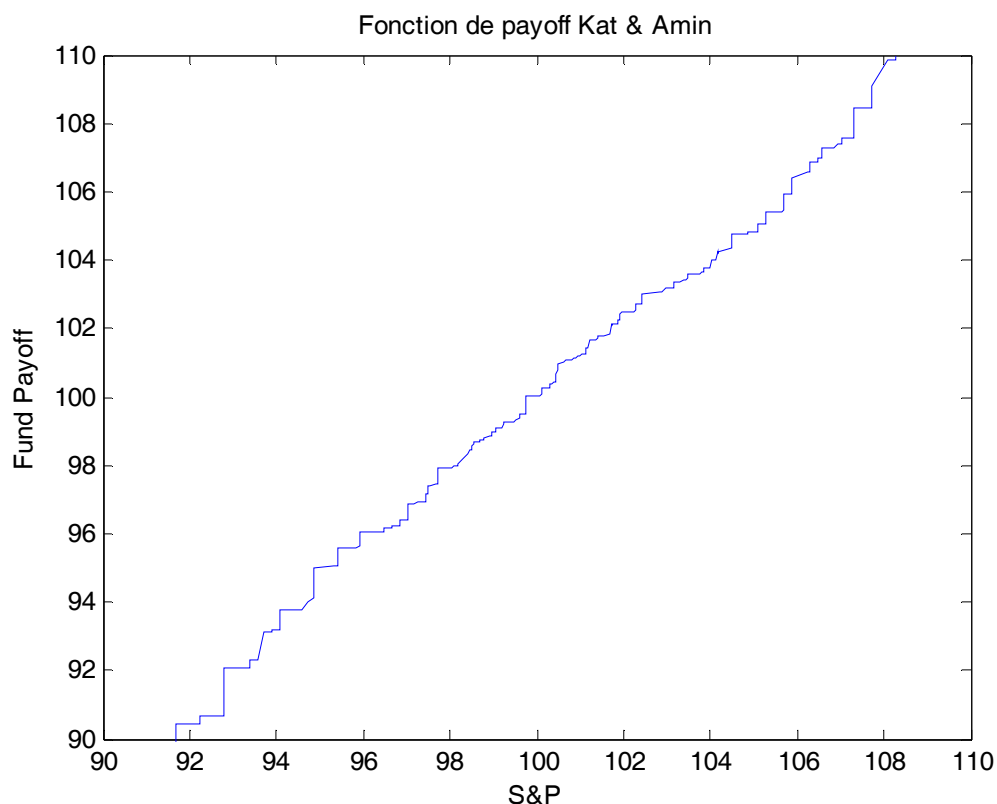
Premièrement, en demeurant dans le monde de Black et Scholes, nous déterminons le coût de la réplique en utilisant un indice et un compte monétaire. Avec les données recueillies du fonds et de l'indice, nous transposons les rendements sur une base de 100. Nous posons l'hypothèse que l'indice est normalement distribué mais nous ne faisons aucune hypothèse sur la distribution de rendement du fonds. Nous utilisons donc une distribution de probabilités empiriques pour le fonds. Voici l'allure de la distribution cumulative des probabilités pour l'indice et le fonds :

Figure 4.4 : Distribution de probabilités d'un fonds et du S&P500



Nous créons ensuite une fonction de « payoff » qui, utilisant la distribution de l'indice, donne le même profil de rendement que le fonds. Pour contrer le problème de « payoff » multiples, nous utilisons le travail produit par Dybvig (1988a, 1988b) pour poser la contrainte que le payoff doit être une fonction non-décroissante de l'indice. Nous devons ensuite comparer les densités des deux séries de rendements pour un grand nombre de pourcentage (0% à 100% par tranche de 0,2%) afin d'obtenir la fonction de payoff. Voici un exemple graphique du payoff d'un fonds :

Figure 4.5 : Fonction de Amin & Kat d'un fonds de la base de données



Deuxièmement, nous devons trouver l'investissement initial requis pour générer la fonction de «payoff» en utilisant l'indice et un compte monétaire. En utilisant une simulation de Monte Carlo, nous générons 20000 valeurs mensuelles de l'indice en utilisant un mouvement Brownien géométrique dans le monde risque neutre. Nous prenons ensuite les 20 000 résultats terminaux, nous faisons la moyenne et l'actualisons au taux sans risque. Si nous obtenons un résultat final supérieur à 100, le fonds offre une performance supérieure pour les investisseurs. Si le résultat est inférieur à 100, nous pouvons répliquer le fonds pour un coût moindre et celui-ci n'est donc pas efficace.

En ce qui concerne le choix de l'indice de marché, il faut s'assurer que l'indice soit bien diversifié et que ses rendements soient environ normaux. Il serait également avantageux que cet indice se transige sur le marché des contrats «futures». C'est pourquoi l'indice du S&P500 est valable pour ce modèle et c'est celui que nous utiliserons dans notre modèle.

Chapitre 5

Résultats et analyse

Cette section présente les résultats obtenus avec le modèle de Kat & Palaro en comparaison avec les modèles discutés dans le chapitre précédent. Avant d'analyser la performance des fonds et la persistance de ceux-ci entre les modèles, nous discuterons de la base de données utilisée.

5.1 Analyse de la base de données

La base de données utilisée est celle qui a été conçue par le groupe de fonds de fonds de couverture de Desjardins Gestion d'Actifs. Il s'agit d'un regroupement de tous les fonds répertoriés dans les bases de données de TASS et de HFR, en plus d'une base de données propre à Desjardins. Un programme permet d'éliminer les doublons entre les bases de données. Nous avons donc une base de données composée de 6553 fonds de couverture et fonds de fonds de couverture. Afin d'obtenir des fonds possédant suffisamment de données pour effectuer une analyse adéquate de leur performance, nous n'utilisons que les fonds possédant un minimum de 4 années de données mensuelles, soit 48 résultats. Après avoir éliminé tous les fonds possédant moins de 48 résultats, nous obtenons un total de 2342 fonds. Voici une répartition des résultats obtenus selon la stratégie du fonds.

Tableau 5.1 : Caractéristiques de la base de donnée par stratégie

Stratégie	Nombre de			
	fonds	Moyenne # données	Moyenne annuel	Écart type annuel
Convertible Arbitrage	69	101	9.9%	6.1%
Dedicated Short Bias	9	105	5.6%	10.8%
Emerging Markets	153	96	11.6%	20.0%
Equity Market Neutral	86	93	8.2%	5.5%
Event Driven	200	106	11.1%	10.1%
Fixed Income Arbitrage	77	87	7.5%	8.0%
Fund of Funds	457	101	7.7%	8.8%
Global Macro	99	102	9.6%	12.3%
Long/Short Equity Hedge	578	97	12.5%	12.5%
Managed Futures	531	96	8.2%	15.3%
Other	83	102	11.8%	11.8%
Moyenne	2342	99		

Les classes de fonds dans lesquelles nous retrouvons le plus grand nombre de fonds dans les stratégies «Long/Short Equity Hedge» et les «Managed Futures» avec respectivement 578 et 531 fonds. Nous avons également 457 fonds de fonds de couverture qui nous permettront d'analyser la différence entre un fonds de couverture et un fonds de fonds de couverture. Nous avons en moyenne 100 données par fonds avec un minimum de 48 et un maximum de 191 observations. Les moyennes et écart types trouvés respectent bien les stratégies des fonds de couverture. Par exemple, les fonds qui se spécialisent en marchés émergents présentent une moyenne annuelle de 11,6% et un écart-type de 20%, ce qui montre bien que cette stratégie est la plus risquée et volatile de toutes. La stratégie «Equity Market Neutral» présente la volatilité la plus faible, ce qui est conséquent avec la théorie puisque cette stratégie n'est pas supposée s'exposer aux risques du marché en demeurant neutre au niveau de ses positions (achat, vente à découvert). Il est intéressant de noter que la stratégie «Long/Short Equity Hedge» présente la moyenne de rendements annuels la plus élevée avec 12,5% et que le «Dedicated Short Bias» présente la plus faible avec seulement 5,6%, mais avec seulement 9 fonds, il est difficile de juger de la pertinence de ce résultat. Finalement, ceux qui présentent le meilleur ratio rendement/risque sont les fonds «Convertible Arbitrage» (9,9% / 6,1%) et «Equity Market Neutral» (8,2% / 5,5%).

En ce qui concerne les distributions marginales et les copules utilisées, nous avons limité notre modèle à 3 types de marginales et 4 types de copules. En effet, nous utiliserons les distributions marginales Gaussiennes, de Student et de Johnson. Pour les copules, nous avons retiré celle de Student puisque son temps d'évaluation était trop grand. Il nous reste donc la

copule Gaussienne, de Gumbel, de Frank et de Clayton. Voici un tableau montrant le choix des marginales et des copules avec la méthode IFM expliquée dans la section 3.2.2 :

Tableau 5.2 : Répartition des marginales et des copules

Marginales	Fond	Portefeuille	Réserve	Copules	Fond / Port.	Port. / Rés
Gaussian	27,6%	91,2%	12,8%	Gaussian	23,2%	7,8%
Student	48,7%	3,9%	17,2%	Gumbel	16,0%	31,9%
Johnson	23,7%	4,9%	70,1%	Frank	36,4%	0,6%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	Clayton	24,4%	59,7%
				Total	100,0%	100,0%

Nous remarquons, du côté des marginales, que le portefeuille composé de 50% de S&P500 et de 50% d'obligations bons du Trésor américain est presque toujours représenté par une marginale gaussienne (91%). De plus, l'actif de réserve est représenté 70% des fois par une marginale de Johnson. Ces deux résultats sont sans surprise puisque les instruments financiers ne changent pas d'une évaluation à l'autre. Par contre, en ce qui concerne les fonds de couverture, environ la moitié de ceux-ci sont représentés par une marginale de Student et près du quart par une Johnson. Ceci montre l'importance d'utiliser d'autres distributions que la gaussienne pour modéliser un fonds de couverture car dans près de 75% des cas, les rendements générés par ceux-ci ne sont pas normaux. En ce qui concerne la copule entre le portefeuille et l'actif de réserve, elle est le plus souvent représentée par celle de Clayton. Un fait intéressant à noter est que seulement 23% du temps, la copule gaussienne est la plus significative pour représenter la relation entre le fonds de couverture et le portefeuille de l'investisseur. Ces résultats montrent bien qu'il est primordial de ne pas poser d'hypothèses de normalité dans l'évaluation des fonds de couverture.

Bref, les résultats provenant de la base de données présentent des caractéristiques en lien avec les résultats dans l'étude de Kat & Palaro (2006).

5.2 Comparaison des résultats avec les trois modèles

L'objectif de l'étude est de comparer le classement des fonds de couverture en confrontant le modèle de Kat & Palaro (KP) aux modèles de Amin & Kat (AK) et de Omega. En premier lieu, nous analyserons la performance des fonds de couverture globalement, peu importe la stratégie du fonds, en utilisant les trois modèles. Ensuite, nous traiterons des fonds de fonds de couverture individuellement afin d'analyser la différence qui existe entre ce véhicule d'investissement et les fonds de couverture en ce qui a trait à l'évaluation de la performance, toujours avec les trois mêmes modèles. Par la suite, nous étudierons les fonds de couverture pour chacune des stratégies. Les stratégies suivantes seront analysées :

- «Emerging Markets»
- «Equity Market Neutral»
- «Event Driven»
- «Fixed Income Arbitrage»
- «Global Macro»
- «Managed Futures»
- «Long Short Equity Hedge»

Nous pourrions donc tirer certaines conclusions sur l'apport du modèle de Kat & Palaro (2005) dans la qualité de l'évaluation de la performance des fonds de couverture et des fonds de fonds.

5.2.1 Fonds de couverture globaux

Afin de comparer les méthodes entre elles, nous classerons tout d'abord les fonds selon le résultat obtenu avec la méthode de Kat & Palaro. Si le résultat est inférieur à 100, le fonds est jugé inefficace car nous pouvons créer une stratégie qui, en investissant dans le portefeuille et l'actif de réserve, offre le même profil risque rendement que le fonds de couverture, mais pour moins cher. Par contre, si le résultat obtenu par le fonds est supérieur à 100, nous ne pouvons le répliquer pour moins cher, et le fonds est donc efficace. Le premier résultat important obtenu est que la moyenne de la mesure KP sur tous les fonds et fonds de fonds est de 99,309. Ceci signifie qu'en considérant les fonds alternatifs présents ayant un minimum de 4 ans de résultats

consécutifs, l'univers des fonds de couverture n'est pas efficient. Voici comment se répartissent les fonds selon la mesure KP :

Figure 5.1 : Graphique de la répartition globale des fonds selon la mesure KP

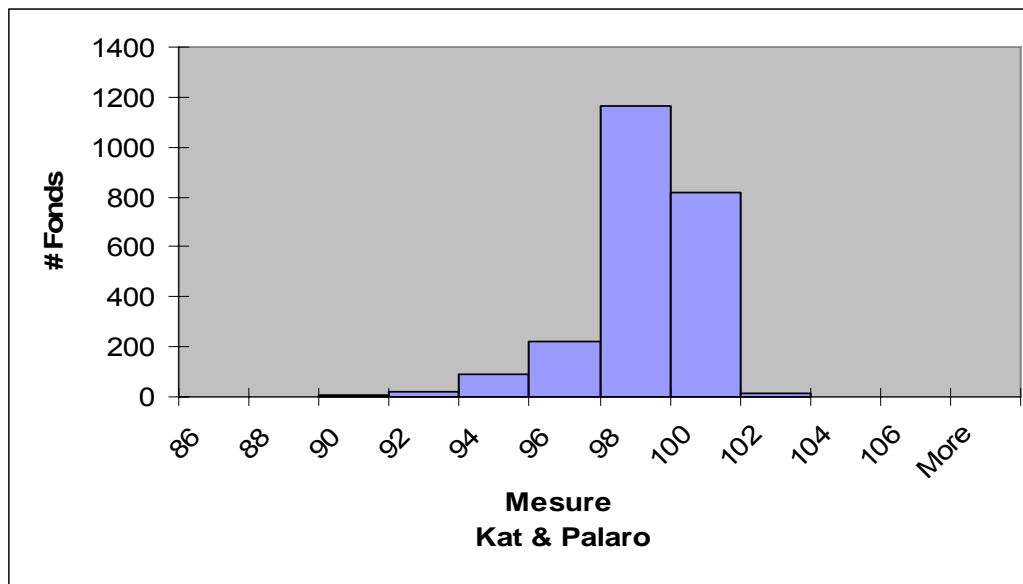


Tableau 5.3 : Tableau de la répartition globale des fonds selon la mesure KP

90 et -	[90-92[[92-94[[94-96[[96-98[[98-100[[100-102[[102-104[104 et +
1	6	21	89	219	1165	816	16	5

Nous voyons tout d'abord que la classe où se retrouve le plus de fonds est [98-100[. En effet, 50% des fonds obtiennent un résultat inférieur à 100 mais supérieur à 98. Globalement, 64% des fonds ne sont pas efficientes en contexte de portefeuille, c'est-à-dire que les gestionnaires de fonds alternatifs n'apportent pas de rendements supérieurs avec leurs connaissances ou leurs modèles. En regardant les extrêmes, nous voyons que seulement 21 fonds (1%) obtiennent un résultat supérieur à 102 tandis que 336 fonds (14%) obtiennent un résultat inférieur à 98. Ceci signifie qu'il y a de plus fortes chances qu'un fonds de couverture soit très inefficace que très efficace.

Avant de comparer les résultats obtenus avec le modèle de Kat & Palaro à celui de Amin & Kat, il est important de préciser ce qui différencie les deux modèles. Tout d'abord, AK est un cas particulier de KP. En effet, AK est égal à KP si l'indice de référence utilisé dans AK et l'actif de réserve dans KP et si la dépendance entre le fonds et le portefeuille de l'investisseur est la

même que celle entre le portefeuille et l'actif de réserve. Les différences de résultats sont explicables par quelques différences fondamentales entre les deux modèles. Premièrement, AK ne tient pas explicitement compte de la dépendance au portefeuille. De plus, dans AK, nous avons utilisé comme indice de référence le S&P500, alors que dans KP l'actif de réserve utilisé est le contrat à terme boursier Eurodollars. Finalement, dans AK, l'estimation du «payoff» est non paramétrique tandis qu'avec KP, nous procédons à une estimation paramétrique de la fonction de «payoff».

Figure 5.2 : Graphique de la répartition des fonds selon la mesure AK

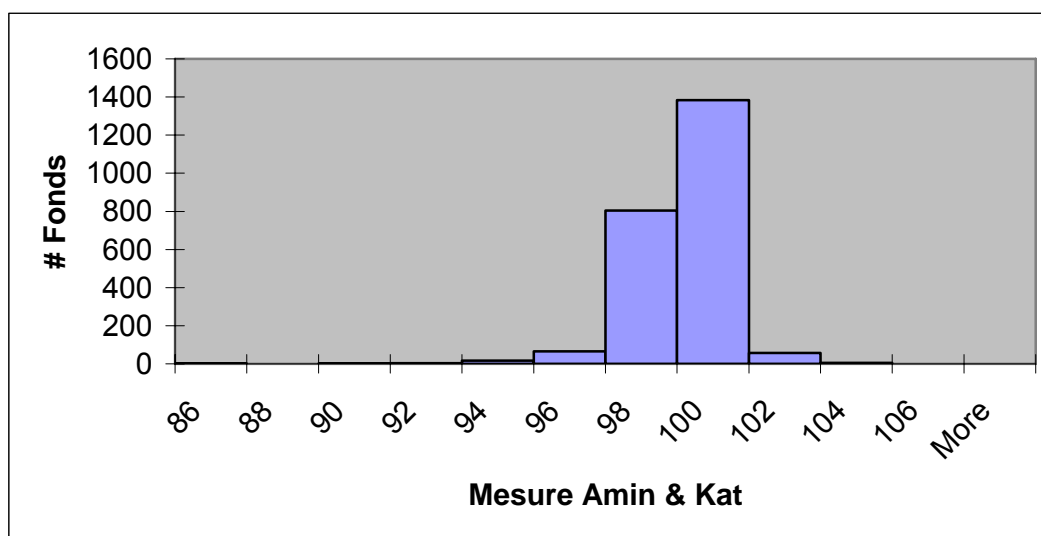


Tableau 5.4 : Tableau de la répartition des fonds selon la mesure AK

94 et -	[94-96[[96-98[[98-100[[100-102[[102-104[104 et +
7	16	65	804	1384	57	5

En effet, avec cette mesure, 62% des fonds sont maintenant efficaces comparativement à 36% précédemment. Ce résultat n'est pas tellement surprenant car ce modèle, qui considère que tout est normal sauf la distribution du fonds de couverture qui ne suppose aucune hypothèse, est moins bien adapté à la réplique des fonds alternatifs. En effet, en comparant des stratégies complexes à un cadre de valorisation gaussienne, les résultats des fonds de couverture sont beaucoup plus intéressants car nous ignorons tout ce qui concerne le coefficient d'asymétrie et le coefficient d'aplatissement des rendements. Les résultats extrêmes

n'étant pas adéquatement modélisés, les fonds de couverture performant mieux. De plus, si nous isolons les 1165 fonds qui se situaient dans l'intervalle 98-100 de la mesure KP et que nous analysons leurs résultats avec la mesure KA, nous pouvons voir que 51% (592) de ces fonds sont maintenant efficients. De plus, en prenant les 837 fonds efficients selon la mesure KP, nous remarquons que 75% d'entre eux le sont toujours avec la mesure KA. En faisant l'inverse, c'est-à-dire qu'en prenant les fonds efficients selon la mesure KA, nous remarquons que seulement 43% de ceux-ci sont encore efficients avec la mesure KP. Bref, les deux mesures donnent des résultats fondamentalement différents. La mesure KP, qui ne repose sur aucune hypothèse de normalité montre que la majorité des fonds de couverture ne sont pas efficients tandis que la mesure KA, qui se situe davantage dans un monde normal, montre que ces mêmes fonds sont majoritairement efficients. Nous pouvons confirmer cette affirmation en prenant simplement la moyenne des mesures. La mesure moyenne de KP est de 99,309 tandis que celle de KA est de 100,042.

Une autre façon de vérifier la pertinence des résultats obtenus avec le modèle de Kat & Palaro est en le comparant à la mesure Omega. Cette mesure, comme celle de KP, ne pose aucune hypothèse sur la distribution des rendements, nous devrions donc trouver des résultats qui vont dans le même sens que Kat & Palaro. La première méthode utilisée consiste à séparer les données de façon à avoir deux séries, les fonds avec une mesure KP inférieure et supérieure à 100. Intuitivement, les fonds obtenant une mesure KP inférieure à 100 devraient donner des résultats de Omega plus élevés. En effet, les fonds efficients devraient obtenir des valeurs de Omega plus grandes puisqu'ils offrent de meilleurs rendements ajustés au risque. C'est ce que nous remarquons quand nous analysons les figures 5.3 et 5.4 ainsi que le tableau 5.5. En effet, en prenant les fonds inférieurs à 100, 82% de ceux-ci obtiennent un Omega inférieur à 4 et 48% obtiennent un Omega inférieur à 2. Lorsque nous prenons les fonds ayant une mesure KP supérieure à 100, nous remarquons que cette fois-ci, seulement 52% des fonds obtiennent un Omega inférieur à 4 et il n'y a que 14% des fonds qui ont un Omega inférieur à 2. De plus, 14% de ces fonds obtiennent un Omega supérieur à 10 contre seulement 4% pour ceux qui sont inefficients. Pour trouver ces résultats, nous avons fixé le niveau de rendement "r" à 0, ce qui signifie que nous divisons la surface de la distribution des probabilités conditionnelles sur la base des rendements positifs et négatifs. La méthode Omega, à première vue, renforce les résultats globaux obtenus par la méthode de Kat & Palaro.

Figure 5.3 : Valeur de Omega pour une mesure KP < 100

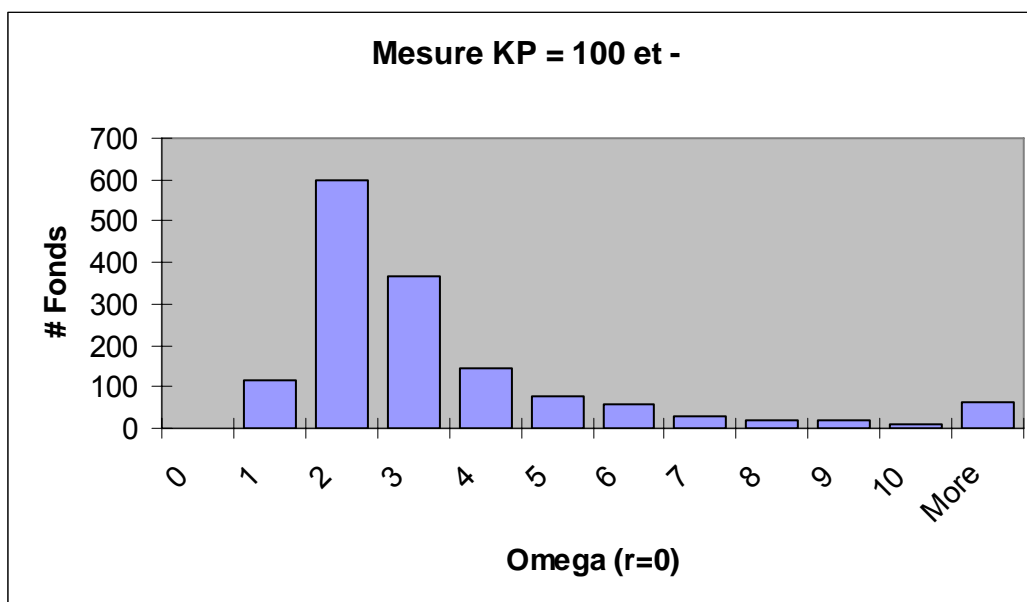


Figure 5.4 : Valeur de Omega pour une mesure KP > 100

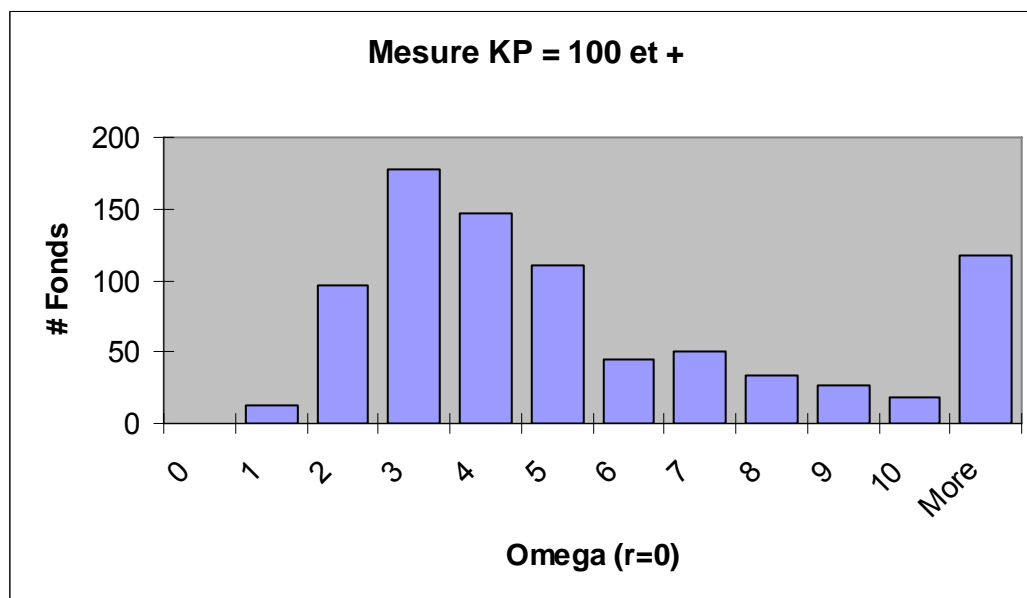


Tableau 5.5 : Valeurs Omega pour les fonds efficaces et inefficients

Mesure KP	0-1	1-2	2-3	3-4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-10	10 et +
100 et -	8%	40%	24%	10%	5%	4%	2%	1%	1%	1%	4%
100 et +	2%	12%	21%	18%	13%	5%	6%	4%	3%	2%	14%

Afin de mieux juger de la cohérence entre les deux méthodes, voici un tableau détaillé de la relation entre la mesure Omega et KP.

Tableau 5.6 : Tableau comparatif de Omega et de la mesure KP

		Mesure KP					
		94 et -	[94-96[[96-98[[98-100[[100-102[102 et +
Omega	0-1	29%	13%	15%	5%	1%	14%
	1-2	43%	24%	34%	42%	11%	24%
	2-3	21%	21%	11%	27%	21%	24%
	3-4	0%	3%	9%	11%	18%	14%
	4-5	0%	8%	6%	5%	14%	0%
	5-6	4%	6%	6%	3%	5%	5%
	6-7	0%	4%	6%	1%	6%	0%
	7-8	0%	6%	2%	1%	4%	10%
	8-9	0%	2%	2%	1%	3%	10%
	9-10	4%	0%	2%	1%	2%	0%
	10 et +	0%	12%	7%	3%	14%	0%
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%	
# Fonds	28	89	219	1165	816	21	

Nous remarquons tout d'abord que des 28 fonds ayant une mesure KP inférieure à 94, 93% de ceux-ci ont un Omega inférieur à 3. De plus, 54% des fonds entre 94-96, 60% des fonds entre 96-98 et 74% des fonds entre 98-100 ont un Omega inférieur à 3, ce qui renforce la relation entre les deux mesures. Le lien est particulièrement marquant pour les 1165 fonds entre 98 et 100 puisque seulement 7% des fonds ont un Omega supérieur à 6. En ce qui concerne les fonds efficients compris entre 100 et 102, 66% des fonds ont un Omega supérieur à 4. Bref, avec le modèle Omega, nous pouvons supporter la qualité des résultats obtenus par l'approche de Kat & Palaro.

Il serait maintenant pertinent d'analyser le modèle de Kat & Palaro pour chaque stratégie de fonds de couverture et pour les fonds de fonds de couverture. Nous pourrions donc davantage juger de la qualité du modèle sur les stratégies individuelles. Nous excluons la stratégie «Dedicated Short Bias» puisque nous n'avons que 9 fonds qui respectent le nombre minimum de données. Auparavant, nous analyserons les résultats de la stratégie des fonds de fonds de couverture.

5.2.2 Fonds de fonds de couverture

Il est intéressant d'analyser les fonds de fonds de couverture séparément car ceux-ci n'ont pas les mêmes caractéristiques que les fonds alternatifs. En effet, nous pouvons anticiper trouver davantage de résultats inférieurs à 100 en ce qui concerne la mesure de Kat & Palaro car ces

fonds ont une double couche de frais de performance et de frais fixes, ce qui diminue l'efficacité du véhicule. En effet, les fonds de fonds ont leur propre structure de frais et doivent aussi payer les frais de performance des fonds dans lesquels ils investissent. Ces frais sont passés à l'investisseur. Cette caractéristique est discutée dans Brown, Goetzmann & Liang (2004)

Tableau 5.7 : Résultats des modèles - fonds de fonds de couverture

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,2	99,7	90,6	101,3
mesure KA	100,0	100,2	95,8	102,5
Omega ($r=0$)	4,9	3,3	0,3	134,2
# Fonds	457			

	Gaussienne	Student	Johnson
Marginale Fond	25%	56%	19%

	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	27%	12%	28%	33%

Nous voyons tout d'abord que les fonds de fonds ne sont pas bien représentés avec une marginale gaussienne car dans 56% des cas, une marginale de Student est préférable. De plus, seulement 27% des fonds utilisent une copule gaussienne pour représenter la dépendance entre le fonds et le portefeuille. Il est intéressant de noter que le choix de copule est très variable, ce qui montre que ce type de véhicule peut être différent d'un à l'autre, c'est-à-dire que les fonds ont des stratégies différentes qui demandent une modélisation différente.

Avec les résultats obtenus, nous voyons que la moyenne et la médiane de la série de données sur la mesure KP est inférieure à 100, ce qui confirme l'hypothèse de départ. De plus, le fonds de fonds de couverture le plus efficace n'obtient qu'une cote de 101,3 et ce, sur un échantillon de 457 fonds de fonds. Nous remarquons, par contre, que la mesure de Amin & Kat obtient une moyenne de 100,0 et une médiane légèrement supérieure à 100,2. Il est intéressant de voir la répartition des fonds avec les deux mesures afin de d'analyser les différences entre celles-ci.

Figure 5.5 : Graphique de la répartition des fonds selon la mesure KP

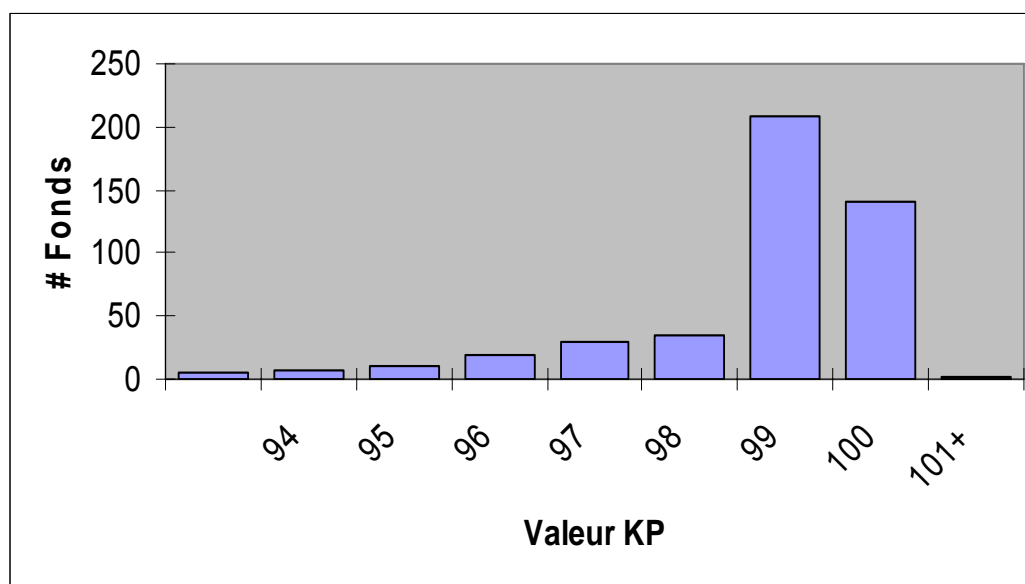


Tableau 5.8 : Comparaison entre KP et AK pour les fonds de fonds de couverture

Mesure KP								
94 et -	94-95	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,1%	1,5%	2,4%	4,2%	6,3%	7,7%	45,5%	30,9%	0,4%

Mesure KA					
97 et -	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
0,7%	0,9%	5,9%	26,9%	63,9%	1,8%

Le premier élément que nous observons avec le graphique est que la majorité des fonds se situent entre 99 et 101, quelque soit la méthode utilisée (76,4% pour KP et 90,8% pour AK). Ceci suppose que les fonds sont près de l'efficience, que peu de fonds obtiennent des résultats vraiment supérieurs ou inférieurs. Par contre, dans le cas de Kat & Palaro, une plus grande partie des fonds de fonds obtiennent des résultats sous les 99, soit 23,2%. Cette valeur est élevée et montre bien l'impact de la double structure de frais de transaction, ce que la mesure AK ne réussit pas à bien capter. En ne posant pas d'hypothèse de normalité des rendements et de dépendance entre les actifs, nous pouvons mieux juger de la performance des fonds de fonds de couverture.

Tableau 5.9 : Relation entre KP et Omega – fonds de fonds de couverture

KP / Omega	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	# fonds
100 et -	30,9%	40,1%	16,2%	5,1%	2,9%	1,6%	1,6%	1,6%	314
100 et +	6,3%	30,1%	26,6%	15,4%	7,0%	4,9%	2,1%	7,7%	143

Par contre, lorsque nous comparons le modèle KP avec le modèle Omega, les résultats vont davantage dans le même sens. Tout d'abord, nous utilisons un modèle Omega où le «r» est égal à 0. Lorsque nous prenons les fonds selon qu'ils aient obtenus une valeur supérieure ou inférieure à 100, nous pouvons observer qu'un plus grand pourcentage des fonds sous les 100, obtiennent un résultat de Omega inférieur à 4. En effet, 71% des fonds qui ne sont pas efficaces ont un Omega entre 0 et 4 tandis qu'au contraire, 63,6% des fonds efficaces obtiennent un résultat supérieur à 4. Ceci montre bien la relation entre les deux méthodes et nous pouvons supposer que cette relation vient du fait qu'aucun des deux modèles ne pose d'hypothèse de normalité.

Pour tester la persistance des fonds, nous avons créé des quartiles pour chacune des trois stratégies et nous avons observé quels fonds de premier quartile avec KP, se situe aussi dans le premier quartile de AK ou de Omega. Voici la table des résultats obtenus.

Tableau 5.10 : Analyse de la robustesse des résultats – fonds de fonds de couverture

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	39%	13%	18%	30%	Q1	44%	16%	11%	29%
Q2	32%	29%	17%	22%	Q2	36%	32%	15%	18%
Q3	19%	38%	25%	18%	Q3	11%	38%	38%	12%
Q4	11%	20%	40%	30%	Q4	9%	15%	36%	41%
Total	100%	100%	100%	100%	Total	100%	100%	100%	100%

Nous remarquons qu'il y a très peu de persistance dans le classement des fonds. En effet, si nous nous concentrons sur la diagonale des tableaux, nous voyons que jamais plus de 40% des fonds d'un quartile avec KP demeurent dans le même quartile avec KP. Les résultats ne sont guère plus significatifs si nous prenons KP et Omega. Il est important de mentionner la robustesse dépend grandement de la période de temps utilisée. C'est pourquoi nous n'utilisons que les fonds ayant un minimum de quatre années de données

Bref, lorsque nous voulons analyser la performance des fonds de fonds de couverture, le modèle de Kat & Palaro permet de mieux modéliser cette performance que Amin & Kat car il tient compte de la dépendance entre le fonds et le portefeuille. Selon Kat & Palaro, une minorité de fonds, 31% offrent des résultats supérieurs à un investisseur en contexte de portefeuille. Nous n'observons par contre très peu de persistance dans les résultats obtenus. Nous pouvons donc conclure que le modèle KP permet de mieux analyser la performance des fonds.

5.3 Analyse des fonds de couverture par stratégie

Dans cette section, nous analyserons les fonds de couverture de chaque stratégie séparément. De cette façon, nous pourrions observer s'il y a davantage de persistance dans une classe de fonds particulière. Nous pourrions également observer les stratégies pour lesquelles il est plus difficile d'analyser la performance des fonds.

5.3.1 «Emerging markets»

Tableau 5.11 : Résultats des modèles – «emerging markets»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,3	99,4	95,1	108,2
mesure KA	100,0	100,1	95,9	105,4
Omega ($r=0$)	5,7	2,1	0,7	210,3
# Fonds	152			

	Gaussienne	Student	Johnson
Marginale Fond	16%	53%	31%

	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	22%	6%	16%	55%

Avec des fonds de couverture, nous pouvons nous attendre à des résultats plus variables qu'avec les fonds de fonds de couverture. Les stratégies des fonds de couverture peuvent être très variables d'un à l'autre, tandis qu'un fonds de fonds diminue la volatilité en diversifiant son risque. C'est ce que nous observons avec la première stratégie utilisée. Comme nous avons vu précédemment, les «emerging markets» possèdent une grande volatilité (20%), la plus élevée de toutes les stratégies. Il est donc normal d'observer une grande variation dans la mesure KP (entre 95,1 et 108,2). Nous observons tout d'abord qu'une fois de plus, la distribution marginale qui représente le mieux les fonds de «emerging markets» est la Student. Cette fois-ci, une classe de copule ressort du lot. Il s'agit de la copule de Clayton qui suppose une asymétrie avec plus de poids dans la queue de distribution négative. D'après Ang et Chen (2002), nous retrouvons ce comportement principalement dans des marchés d'actions. Nous pouvons donc avancer que les fonds de couverture de «emerging markets» sont surtout composés en actions de titres dans des pays émergents.

En comparant les modèles entre eux, nous pouvons observer la diversification dans le spectre des résultats.

Tableau 5.12 : Comparaison des mesures de performance – «emerging markets»

Mesure KP							
96 et -	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101-102	102 et +
5,3%	3,9%	7,2%	19,7%	31,6%	25,0%	5,3%	2,0%

Mesure KA						
98 et -	98-99	99-100	100-101	101-102	102-103	103 et +
5,9%	15,1%	27,6%	30,9%	11,8%	6,6%	2,0%

KP / Omega	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	54,4%	28,2%	4,9%	3,9%	2,9%	1,0%	1,0%	3,9%	103
100 et +	22,4%	42,9%	8,2%	16,3%	4,1%	0,0%	0,0%	6,1%	49

En effet, les résultats sont davantage répartis que dans les fonds de fonds de couverture. Seulement 56,6% des fonds se situent entre 99 et 101 selon Kat & Palaro tandis qu'il y en a 58,5% avec le modèle de Amin & Kat. Selon KP, 68% des fonds sont inefficients contre seulement 49% avec AK. Contrairement aux fonds de fonds de couverture, plus de 7% des fonds obtiennent un résultat KP supérieur à 101, ce qui montre que certains fonds ayant une stratégie de «emerging markets» peuvent apporter du rendement excédentaire à un investisseur mais que le risque est plus élevé car il y a aussi 16,4% des fonds qui obtiennent un résultat inférieur à 98. En comparant KP à Omega, nous observons encore une fois que les fonds ayant une mesure KP inférieure à 100 ont davantage des résultats de Omega inférieurs à 4, soit 82,6% comparativement à 65,3%. Il est intéressant de noter que pour les fonds supérieurs à 100, 103 sur 152 ne sont pas efficaces.

En comparant la persistance des méthodes, les résultats ne sont guère plus concluants qu'avec les fonds de fonds de couverture. Nous pouvons par contre observer une certaine persistance lorsque nous comparons KP et Omega pour les fonds de quatrième quartile mais, avec peu de données (38 par quartile), il est difficile de juger de cette persistance.

Tableau 5.13 : Analyse de robustesse des résultats – «emerging markets»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	34,2%	13,2%	13,2%	39,5%	Q1	34,2%	34,2%	13,2%	18,4%
Q2	28,9%	36,8%	21,1%	13,2%	Q2	36,8%	26,3%	18,4%	18,4%
Q3	13,2%	36,8%	36,8%	13,2%	Q3	23,7%	26,3%	34,2%	15,8%
Q4	23,7%	13,2%	28,9%	34,2%	Q4	5,3%	13,2%	34,2%	47,4%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Bref, le modèle de Kat & Palaro, quand nous désirons analyser les fonds à stratégies «emerging markets», montre bien la volatilité des résultats et modélise bien le risque plus

important dans la partie négative de la distribution, ce que Amin & Kat capte moins bien. Par contre, comme avec les fonds de fonds de couverture, il n'y a pas vraiment de persistance entre les méthodes, ce qui montre bien la différence entre les approches.

5.4.2 «Equity Market Neutral»

Tableau 5.14 : Résultats des modèles - «equity market neutral»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,4	99,8	94,8	101,0
mesure KA	100,2	100,2	98,6	102,2
Omega ($r=0$)*	8,2	2,7	0,5	320,9
# Fonds	86			

* exclut 3 valeurs extrêmes

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	38%	42%	20%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	33%	8%	28%	31%

Un fonds «equity market neutral» suppose que celui-ci n'est pas exposé au risque de marché, que ses positions annulent le risque de la stratégie. Nous le voyons avec la volatilité annuelle, qui est la plus basse de toutes les stratégies avec 5,5% annuellement. Nous pouvons donc nous attendre à une faible variation des résultats d'un fonds à l'autre. Nous n'avons que 86 fonds pour cette stratégie, ce qui rend l'analyse plus difficile. Malgré tout, selon le modèle KP, les fonds «equity market neutral» ne sont pas efficaces en moyenne et aucun fonds n'obtient un résultat supérieur à 101. Nous avons exclu trois valeurs pour calculer les statistiques de Omega car celles-ci étaient supérieures à 400, ce qui faussait les résultats obtenus. Nous pouvons remarquer avec le graphique que la grande majorité des fonds se situent entre 99 et 101.

Figure 5.6 : Graphique de la répartition des fonds «equity market neutral»

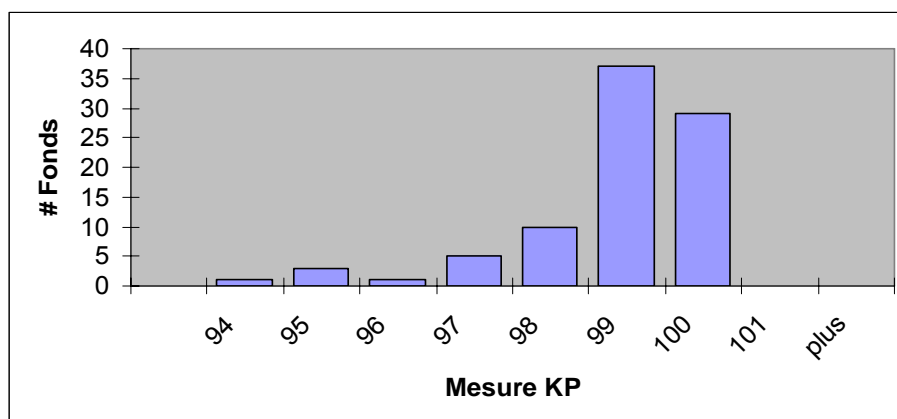


Tableau 5.15 : Comparaison des mesures de performance – «equity market neutral»

Mesure KP

95 et -	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,2%	3,5%	1,2%	5,8%	11,6%	43,0%	33,7%	0,0%

Mesure KA

98 et -	98-99	99-100	100-101	101-102	102 et +
0,0%	1,2%	36,0%	57,0%	4,7%	1,2%

KP / Omega	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	36,8%	45,6%	8,8%	3,5%	0,0%	0,0%	1,8%	3,5%	57
100 et +	0,0%	44,8%	17,2%	3,4%	6,9%	13,8%	0,0%	13,8%	29

En effet, avec le modèle KP, 77% des fonds se situent entre 99 et 101 tandis que 93% des fonds se retrouvent dans cet intervalle avec le modèle de AK. Ce qui est davantage intéressant est la relation entre la mesure KP et Omega. De tous les fonds supérieurs à 100, aucun n'ont un Omega inférieur à deux et 55,2% des fonds ont un Omega supérieur à 4. Par contre, dans 82,5% des cas, les fonds inefficients ont un Omega inférieur à 4. Nous pouvons donc remarquer que les deux méthodes semblent vouloir se diriger vers les mêmes conclusions lorsqu'il s'agit des fonds «equity market neutral».

Tableau 5.16 : Analyse de robustesse des résultats – «equity market neutral»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	57,1%	4,8%	9,1%	27,3%	Q1	57,1%	9,5%	9,1%	22,7%
Q2	28,6%	19,0%	18,2%	31,8%	Q2	38,1%	38,1%	13,6%	9,1%
Q3	9,5%	66,7%	13,6%	13,6%	Q3	4,8%	38,1%	40,9%	18,2%
Q4	4,8%	9,5%	59,1%	27,3%	Q4	0,0%	14,3%	36,4%	50,0%
	100%	100%	100%	100%		100%	100%	100%	100%

En faisant l'analyse de la persistance par quartile, nous pouvons observer de la persistance dans les résultats entre le modèle Omega et KP. En effet, les pourcentages dans la diagonale sont toujours les nombres les plus élevés de la colonne, ce qui signifie que les fonds ont tendance à se situer dans le même quartile dans les deux méthodes d'évaluation. Nous pouvons supposer qu'une plus petite volatilité des rendements améliore l'évaluation des fonds, ce qui permet une meilleure persistance des rendements. Même en comparant le classement obtenu avec KP et AK, nous pouvons constater de la persistance dans le premier quartile. Bref, comparativement aux résultats précédents, le modèle de KP semble offrir la même allure de résultats que les autres méthodes, ce qui coïncide avec des poids de distribution marginale et de copules gaussiennes plus importantes (respectivement 38% et 33%).

5.4.3 «Event Driven»

Tableau 5.17 : Résultats des modèles - «event driven»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,5	100,0	90,2	108,4
mesure KA	100,3	100,3	96,8	103,5
Omega (r=0)*	7,9	4,5	0,6	109,9
# Fonds	200			

* exclut 2 valeurs extrêmes

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	12%	56%	33%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	19%	6%	18%	59%

La stratégie «event driven» consiste à investir dans des événements comme des fusions/acquisitions, des prises de contrôle, des processus de faillite, etc. Cette stratégie procure donc des petits rendements presque sans risque, avec une faible probabilité de non-réalisation mais lorsque, par exemple, la prise de contrôle échoue, les pertes sont importantes.

Intuitivement, et c'est ce que nous retrouvons avec les résultats de Kat & Palaro, nous devrions voir une forte fréquence pour la copule de Clayton car celle-ci permet un biais pour les événements extrêmes négatifs. Avec les 200 fonds de notre échantillon, 59% de ceux-ci utilisent la copule de Clayton pour modéliser la relation entre le fonds de couverture et le portefeuille. Il est également intéressant de noter que la médiane de la mesure KP est de 100, une première.

Tableau 5.18 : Comparaison des mesures de performance – «event driven»

Mesure KP							
95 et -	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,5%	2,0%	4,5%	6,5%	7,5%	29,5%	47,0%	1,5%

Mesure KA					
98 et -	98-99	99-100	100-101	101-102	102 et +
1,5%	2,5%	17,0%	68,5%	7,0%	2,0%

Omega / KP	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	16,5%	38,8%	24,3%	4,9%	4,9%	1,0%	3,9%	5,8%	103
100 et +	3,1%	25,8%	25,8%	10,3%	10,3%	2,1%	3,1%	19,6%	97

Une fois de plus, la majorité des fonds se retrouvent entre 99 et 101 que ce soit pour la mesure KP ou AK. Par contre, nous pouvons noter qu'il y a plus de fonds entre 100 et 101 qu'entre 99 et 100 lorsque nous considérons la mesure KP et qu'environ la moitié des fonds sont efficaces (48,5%). Nous voyons bien que cette stratégie offre de petits rendements avec très peu de risque, ce qui explique le nombre important de fonds efficaces mais que lorsqu'un événement va dans le sens contraire qu'anticipé, les répercussions sont importantes sur l'efficacité d'un fonds. C'est pourquoi 22% des fonds ont une mesure KP inférieure à 99. Lorsque nous analysons la mesure Omega, un résultat intéressant ressort. En effet, lorsque nous considérons les fonds efficaces, 20% d'entre eux ont une valeur de Omega supérieur à 14, ce qui signifie que ces fonds ont des résultats mensuels positifs plus de 93% du temps en moyenne, confirmant le faible risque de pertes de cette stratégie. Nous pouvons penser que ces fonds ne se sont pas encore fait frapper par un événement majeur comme une fusion qui échoue après avoir été annoncée. c'est également la raison pour laquelle les fonds efficaces, 71% de la série obtiennent un Omega supérieur à 4, donc qui obtiennent des rendements positifs dans plus de 80% du temps en moyenne.

Tableau 5.19 : Analyse de persistance des résultats – «event driven»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	24,0%	22,0%	16,0%	38,0%	Q1	46,0%	22,0%	6,0%	26,0%
Q2	56,0%	12,0%	24,0%	8,0%	Q2	20,0%	36,0%	30,0%	14,0%
Q3	14,0%	46,0%	22,0%	18,0%	Q3	24,0%	30,0%	28,0%	18,0%
Q4	6,0%	20,0%	38,0%	36,0%	Q4	10,0%	12,0%	36,0%	42,0%
	100%	100%	100%	100%		100%	100%	100%	100%

En analysant la persistance, nous remarquons que lorsque nous comparons la mesure de KP avec celle de AK, nous ne pouvons rien conclure. Par contre, en comparant KP avec Omega, nous remarquons de la persistance dans les valeurs extrêmes, soit dans le premier et le dernier quartile. Ceci montre que les fonds qui sont très efficaces et ceux qui ont connus de mauvais résultats sont sensiblement les mêmes dans les deux cas. L'absence de modélisation de la dépendance entre le fonds et le portefeuille dans le modèle de Amin & Kat fait en sorte que pour toutes les stratégies analysées jusqu'à présent, les résultats diffèrent des deux autres modèles.

5.4.4 «Fixed Income Arbitrage»

Tableau 5.20 : Résultats des modèles - «fixed income arbitrage»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,5	99,9	92,9	102,8
mesure KA	100,0	100,1	96,7	102,2
Omega (r=0)	19,2	3,4	1,5	51,6
# Fonds	77			

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	18%	56%	26%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	10%	25%	19%	45%

Cette stratégie consiste à investir dans des produits sur taux d'intérêts afin d'en soutirer de l'arbitrage. Typiquement, le fonds de fonds prend des positions opposées dans le marché de façon à profiter d'une erreur dans les prix en limitant le risque de taux d'intérêt. Cette stratégie produit des petits rendements avec peu de risque mais s'expose à des pertes importantes. Puisque le profil de rendement ressemble beaucoup à la stratégie «event driven», nous pouvons nous attendre à des résultats similaires. Trois caractéristiques que nous retrouvons

dans les fonds «event driven» se retrouvent aussi dans cette stratégie. Tout d'abord, la majorité des dépendances entre le portefeuille et le fonds est représenté par une copule de Clayton afin de modéliser le risque de pertes importantes. Ensuite, certains fonds obtiennent un résultat de KP très bas, c'est-à-dire sous 96. Par contre, nous n'obtenons pas de fonds avec un résultat de KP très élevé, ce qui montre que cette stratégie n'est pas en place pour faire d'importants rendements. Finalement, la médiane des fonds s'approche de 100, à 99,9, ce qui montre bien que lorsqu'un fonds ne subit pas une perte importante, il peut apporter du rendement excédentaire à un portefeuille.

Tableau 5.21 : Comparaison des mesures de performance – «fixed income arbitrage»

Mesure KP						
96 et -	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
3,9%	2,6%	6,5%	9,1%	33,8%	37,7%	6,5%

Mesure KA					
97 et -	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
2,6%	3,9%	10,4%	18,2%	57,1%	7,8%

Mesure KP	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	23,3%	25,6%	18,6%	2,3%	11,6%	0,0%	0,0%	18,6%	43
100 et +	0,0%	12,1%	21,2%	15,2%	6,1%	3,0%	3,0%	39,4%	33

Encore une fois, près de la moitié des fonds obtiennent une mesure KP supérieure à 100 (44,2%). De plus, 13% de des fonds obtiennent une valeur inférieure à 98, ce qui montre l'important risque de pertes importantes de cette stratégie. Le résultat le plus important provient de la comparaison entre KP et Omega. Lorsqu'un fonds est efficient, presque 40% de ceux-ci obtiennent un résultat supérieur à 14 et aucun n'obtiennent un Omega inférieur à 2. Lorsqu'un fonds est inefficent, les résultats sont plus dilués et, étrangement, 18,6% des fonds inefficients obtiennent tout de même un résultat supérieur à 14. Nous pouvons supposer qu'ils ont presque toujours obtenu un rendement mensuel positif mais, lorsque la performance était négative, la perte était plus importante.

Tableau 5.22 : Analyse de robustesse des résultats «fixed income arbitrage»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	31,6%	15,8%	5,3%	47,4%	Q1	42,1%	31,6%	10,5%	15,8%
Q2	31,6%	26,3%	21,1%	15,8%	Q2	36,8%	26,3%	10,5%	21,1%
Q3	15,8%	42,1%	36,8%	5,3%	Q3	10,5%	31,6%	47,4%	10,5%
Q4	21,1%	15,8%	36,8%	31,6%	Q4	10,5%	10,5%	31,6%	52,6%
	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Nous pouvons observer de la persistance entre les résultats des modèles de Kat & Palaro et de Omega. En effet, la majorité des fonds de premier, troisième et quatrième quartile de Palaro sont aussi les fonds que nous retrouvons dans ces quartiles pour Omega. Avec seulement 77 fonds, il est difficile de justifier la signification de cette persistance mais nous pouvons tout de même affirmer qu'il y a un lien plus fort entre KP et Omega qu'entre KP et AK, où nous n'avons trouvé aucune persistance jusqu'à présent.

5.4.5 «Global Macro»

Tableau 5.23 : Résultats des modèles - «global macro»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,3	99,8	89,1	101,4
mesure KA	99,9	100,1	90,5	103,9
Omega (r=0)*	3,6	2,3	0,4	32,2
# Fonds	99			

* exclut 3 valeurs extrêmes

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	25%	43%	31%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	22%	10%	30%	37%

Les fonds «global macro» investissent selon une stratégie qui se base sur les mouvements généraux de l'économie, plus précisément sur les changements de politiques économiques, ce qui impacte le taux de change, le marché obligataire, d'actions et des commodités. Ces fonds investissent donc dans tous ces marchés en utilisant du levier afin de profiter des changements macroéconomiques. Puisqu'il est difficile de cerner une façon de faire précise avec ces fonds, les copules obtenues sont très variables. On retrouve principalement une copule de Clayton ou de Frank, ce qui montre une dépendance avec le portefeuille dans les rendements négatifs dans les deux cas et aussi une dépendance pour les rendements positifs pour la copule de Frank. Avec les résultats des mesure et KP et de AK, nous voyons que certains fonds obtiennent des résultats très inefficaces avec des valeurs minimum de 89,1 et 90,5 respectivement. En moyenne, les fonds sont inefficients que ce soit avec Kat & Palaro ou Amin & Kat.

Tableau 5.24 : Comparaison des mesures de performance – «global macro»

Mesure KP							
95 et -	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
3,0%	5,1%	2,0%	2,0%	8,1%	38,4%	39,4%	2,0%

Mesure KA						
97 et -	97-98	98-99	99-100	100-101	101-102	102 et +
2,0%	4,0%	7,1%	25,3%	50,5%	8,1%	3,0%

KP / Omega	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	58,6%	29,3%	6,9%	3,4%	0,0%	0,0%	0,0%	1,7%	58
100 et +	12,2%	41,5%	19,5%	7,3%	2,4%	2,4%	2,4%	12,2%	41

Lorsque nous observons les résultats de la mesure KP, nous remarquons que près de 80% des fonds se situent entre 99 et 101 mais que le reste des fonds se situe presque exclusivement sous les 99. Il y a tout de même plus de 40% des fonds qui offrent du rendement excédentaire et de ceux-ci, 87,8% ont un Omega supérieur à 2. Par contre, lorsqu'un fonds n'offre pas de rendement excédentaire au portefeuille, les résultats de Omega sont bas. Près de 60% de ceux-ci obtiennent un Omega inférieur à 2. Ce qui signifie qu'ils obtiennent des rendements positifs en moyenne 66% du temps. Ceci montre que nous pouvons souvent reproduire le profil risque rendement des fonds «global macro» avec une stratégie synthétique.

Tableau 5.25 : Analyse de robustesse des résultats – «global macro»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	40,0%	4,0%	20,0%	37,5%	Q1	52,0%	20,0%	8,0%	20,8%
Q2	28,0%	36,0%	28,0%	8,3%	Q2	36,0%	36,0%	20,0%	8,3%
Q3	8,0%	40,0%	28,0%	25,0%	Q3	12,0%	28,0%	44,0%	16,7%
Q4	24,0%	20,0%	24,0%	29,2%	Q4	0,0%	16,0%	28,0%	54,2%
	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Nous pouvons observer de la robustesse dans le classement des fonds entre la mesure KP et Omega pour tous les quartiles. Ceci montre que les deux modèles, en ne posant pas d'hypothèses fortes sur le modèle permettent de juger de la performance des fonds de façon similaire. En ce qui concerne Amin & Kat, les résultats obtenus ne permettent pas de bien classer les fonds de couverture «global macro». En ne captant pas les moments supérieurs de ces fonds, qui prennent souvent du levier, le modèle de Amin & Kat ne modélise pas correctement la performance de ces fonds.

5.4.6 «Managed Futures»

Tableau 5.26 : Résultats des modèles - «managed futures»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,3	99,6	91,9	102,7
mesure KA	99,5	99,7	85,7	104,6
Omega (r=0)	2,3	1,6	0,3	66,7
# Fonds	529			

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	40%	35%	25%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	14%	38%	18%	29%

La stratégie «managed futures» est une classe différente des stratégies précédemment analysée. Elle s'apparente à des «Commodity Trading Advisors» (CTA), c'est-à-dire des fonds d'investissements qui transigent sur le marché des contrats à terme. Puisqu'une stratégie précise n'englobe pas tous ces fonds, les résultats sont davantage difficiles à analyser. Comme nous pouvons l'observer, les distributions marginales sont réparties entre les trois disponibles. De plus, 40% des fonds sont mieux représentés par une marginale Gaussienne. Nous devrions donc obtenir une meilleure relation entre Amin & Kat et Kat & Palaro. En effet, nous pouvons voir que les moyennes et médianes des deux mesures sont très semblables, ce qui n'était pas le cas auparavant. Le minimum de chacune des deux mesures est bas, ce qui montre un risque de pertes importantes sur le marché des produits dérivés.

Tableau 5.27 : Comparaison des mesures de performance – «managed futures»

Mesure KP

95 et -	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,9%	1,3%	2,6%	5,7%	18,1%	40,6%	24,6%	5,1%

Mesure KA

95 et -	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,9%	1,1%	1,9%	3,6%	14,7%	40,6%	29,7%	6,4%

KP / Omega	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	78,5%	17,2%	2,2%	1,6%	0,3%	0,3%	0,0%	0,0%	372
100 et +	36,9%	43,3%	9,6%	2,5%	2,5%	1,9%	0,6%	2,5%	157

Il est intéressant de remarquer qu'avec les «managed Futures», la répartition des fonds pour la mesure KP et la mesure AK est très similaire. Cette caractéristique peut être expliquée par une plus grande normalité des rendements, ce qui fait en sorte que la mesure AK est moins

pénalisée en efficacité. Nous pouvons aussi observer que 372 des 529 fonds de l'échantillon ne sont pas efficaces et que de ces derniers, 78,5% ont un Omega inférieur à 2. Quand nous prenons les fonds qui sont efficaces, 80,3% de ceux-ci ont un Omega inférieur à 4. Au contraire des autres stratégies, ces fonds limitent le risque de pertes importantes en faisant une gestion active de leurs positions. C'est d'ailleurs pourquoi la copule de Gumbel est la plus utilisée car ces fonds présentent une dépendance lorsque les rendements sont positifs mais tendent à perdre cette dépendance lorsque les rendements du marché sont négatifs, ce qui procure une diversité intéressante à un portefeuille. Nous pouvons par contre affirmer que seulement un petit nombre de fonds ont des modèles qui permettent d'offrir efficacement cette diversité. Le modèle de Kat & Palaro capte bien cette caractéristique des «managed Futures».

Tableau 5.28 : Analyse de persistance des résultats – «managed futures»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	34,1%	27,3%	16,7%	21,8%	Q1	45,9%	37,5%	6,7%	7,7%
Q2	18,9%	39,4%	27,3%	14,3%	Q2	30,4%	30,0%	18,5%	20,4%
Q3	25,0%	22,7%	29,5%	22,6%	Q3	14,9%	25,0%	47,1%	16,9%
Q4	22,0%	10,6%	26,5%	41,4%	Q4	8,8%	7,5%	27,7%	54,9%
	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Cette fois-ci, nous observons de la persistance dans le classement des fonds pour le modèle Omega ainsi que pour le modèle de Amin & Kat. La persistance est particulièrement forte pour les fonds de dernier quartile. Ceci renforce l'affirmation que le modèle de Amin & Kat ne réussit pas à bien refléter la complexité des diverses stratégies utilisées par les fonds de couverture. Par contre, lorsque les stratégies s'approchent de la normalité, le modèle de Amin & Kat est plus efficace.

5.4.7 «Long Short Equity Hedge»

Tableau 5.29 : Résultats des modèles - «long short equity hedge»

Tableau sommaire	Moyenne	Mediane	Min	Max
mesure KP	99,2	99,7	90,6	106,8
mesure KA	100,4	100,4	96,3	104,0
Omega (r=0)*	3,8	2,5	0,5	297,5
# Fonds	577			

* exclut 1 valeur extrême

	Gaussienne	Student	Johnson	
Marginale Fond	27%	51%	21%	
	Gaussienne	Gumbel	Frank	Clayton
Copule Fond / Port	29%	9%	30%	31%

Cette catégorie regroupe les fonds de couverture qui utilisent des stratégies d'achats et de ventes à découvert. Il peut s'agir d'un fonds qui est uniquement à découvert dans le marché, qui est neutre en prenant des positions inverses, comme les fonds «equity market neutral» ou qui conservent un biais acheteur dans le marché. Il est donc difficile de bien analyser les résultats puisque nous n'avons pas qu'une seule et unique stratégie en place. En observant les résultats obtenus sur les copules qui modélisent le mieux la dépendance entre le fonds et le portefeuille, nous voyons que les trois types de stratégies sont bien présentés dans cette catégorie. En effet, 30% des fonds sont modélisés par une copule Gaussienne, ce qui ressemble à une stratégie classique d'achats d'actions dans le marché. Ensuite, 30% utilisent une copule de Frank, qui modélisent autant la dépendance dans les queues positives et négatives, donc probablement une stratégie neutre au marché. Finalement, la Clayton qui est utilisée aussi par 30% des fonds peut expliquer une stratégie de vente à découvert car elle modélise davantage la dépendance dans les queues négatives de la distribution. Nous pouvons aussi remarquer qu'en moyenne les fonds ne sont pas efficaces selon Kat & Palaro et que la dispersion des résultats est importante.

Tableau 5.30 : Comparaison des mesures de performance – «long short equity hedge»

Mesure KP								
94 et -	94-95	95-96	96-97	97-98	98-99	99-100	100-101	101 et +
1,6%	1,2%	3,3%	4,2%	6,8%	14,6%	32,9%	31,2%	4,3%

Mesure KA						
98 et -	98-99	99-100	100-101	101-102	102-103	103 et +
1,7%	3,8%	19,8%	55,5%	15,1%	3,1%	1,0%

Mesure KP	0-2	2-4	4-6	6-8	8-10	10-12	12-14	14 et +	Total
100 et -	45,2%	44,4%	4,8%	2,4%	0,8%	1,3%	0,3%	0,8%	372
100 et +	10,2%	55,6%	16,1%	8,3%	5,4%	1,0%	1,5%	2,0%	205

La première observation que nous faisons en observant les résultats est que 17% des fonds «long/short equity hedge» obtiennent une mesure KP inférieure à 98 et que seulement 35,5% des fonds sont jugés efficaces. Comme il y a diverses stratégies dans cette catégorie, les résultats sont dispersés autant pour la mesure KP que la mesure AK. La mesure AK ne permet pas, comparativement à KP de bien juger de la non-normalité des rendements car, selon cette mesure, 75% des fonds sont efficaces. En regardant la répartition de la mesure Omega, nous voyons que ce n'est pas le cas. En effet, des fonds inefficients selon KP, 45% obtiennent un Omega inférieur à 2 et près de 90% ont un Omega inférieur à 4. Des 205 fonds ayant une mesure KP supérieure à 100, 34% ont un Omega supérieur à 4, ce qui montre qu'ils obtiennent des rendements mensuels positifs plus de 80% du temps.

Tableau 5.31 : Analyse de persistance des résultats – «long short equity hedge»

KA	KP				Omega	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4		Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	34,7%	13,9%	17,4%	33,8%	Q1	52,8%	20,1%	6,9%	20,0%
Q2	31,3%	26,4%	21,5%	20,7%	Q2	24,3%	36,8%	22,2%	16,6%
Q3	16,7%	37,5%	25,0%	20,7%	Q3	13,9%	31,9%	34,0%	20,0%
Q4	17,4%	22,2%	36,1%	24,8%	Q4	9,0%	11,1%	36,8%	43,4%
	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Nous pouvons renforcer le fait que la mesure KP soit plus appropriée car nous obtenons de la persistance assez forte pour les fonds de premier et dernier quartile avec le classement des fonds selon la mesure KP et Omega. Dans le cas de la mesure AK, comme dans la majorité des stratégies de fonds de couverture, nous ne retrouvons aucune persistance. Bref, dans le cas des «long short equity hedge», le fait d'avoir des stratégies variables est bien capté par les méthodes qui ne posent pas de restrictions de normalité. En utilisant des copules pour modéliser la dépendance nous pouvons mieux analyser la performance de ces fonds de couverture.

5.4 Analyse avec un modèle à facteurs de la stratégie «long short equity hedge»

Puisque le modèle à facteurs est la méthode d'évaluation la plus classique qui est connue par la majorité des investisseurs, nous comparerons le classement des fonds obtenus avec Kat & Palaro et le modèle à quatre facteurs énoncé à la section 4.1. De cette façon, nous pourrons analyser l'apport du nouveau modèle sur les modèles d'évaluation classique. Nous utiliserons quatre facteurs connus de la littérature avec la stratégie «long short equity hedge».

Tableau 5.32 : Significativité des facteurs pour les fonds ayant un R-carré > 40%

	R2	Significatif	Non-significatif
Facteur de marché	Nombre (%)	254 95%	12 5%
SMB (taille)	Nombre (%)	183 69%	83 31%
HML (croiss vs val)	Nombre (%)	153 58%	113 42%
Momentum	Nombre (%)	133 50%	133 50%

Le premier facteur, celui de marché permet de voir si le fonds est corrélé avec les rendements du marché boursier. Nous remarquons que pratiquement tous les fonds ayant un R-carré supérieur à 40% sont significativement corrélés au facteur de marché. Les autres facteurs permettent de voir si ces fonds utilisent d'autres stratégies pour battre le marché boursier. En prenant le second facteur, SMB, qui représente les compagnies à petites capitalisations versus celles à grandes capitalisations, nous pouvons analyser la dépendance entre le fonds et la taille des entreprises dans lesquelles il investit. Nous remarquons que 69% des fonds ayant un coefficient de corrélation R-carré supérieur à 40% sont significativement en lien avec ce facteur, donc qu'ils investissent davantage dans des entreprises à petite capitalisation. Ensuite, le facteur HML, qui compare les compagnies à haute et faible valeur au livre, permet d'analyser si les fonds investissent dans de la valeur ou de la croissance. 58% des fonds sont significatifs à ce facteur. Finalement, seulement 50% des fonds utilisent le «momentum», toujours parmi ceux qui ont un R2 supérieur à 40%.

Tableau 5.33 : Résultats de la régression avec un modèle à 4 facteurs

R2	0-20 %	20-40%	40-60%	60-80%	80-100%	Total
#Fonds	135	176	144	101	21	577
KP moyen	99,3	99,3	99,1	99,2	98,9	99,2
Alpha positif	93	109	77	35	7	321
Alpha négatif	42	67	67	66	14	256
KP positif	41	66	59	34	5	205
KP négatif	94	110	85	67	16	372

Lorsque nous observons les résultats, nous remarquons tout d'abord qu'à ces quatre facteurs, 266 fonds obtiennent un R2 de 40% ou plus. Ce qui est intéressant de constater est le fait que pour ces fonds, principalement ceux qui sont expliqués à plus de 60% par le modèle, la répartition alpha positif et alpha négatif est très proche de la répartition des fonds efficaces et non-efficaces selon Kat & Palaro. Si nous effectuons l'exercice de persistance entre la mesure KP et le modèle à facteur, nous n'obtenons aucune persistance entre les deux méthodes.

Tableau 5.34 : Persistance entre la mesure KP et le modèle à facteurs

Facteur	KP			
	Q1	Q2	Q3	Q4
Q1	24	14	11	18
Q2	22	16	11	17
Q3	11	24	19	12
Q4	10	12	25	20

Par contre, lorsque nous comparons le alpha obtenu avec le modèle à facteur et la valeur du modèle de Kat & Palaro, nous pouvons observer un lien, qui demeure faible, entre les deux approches.

Tableau 5.35 : Alpha versus mesure KP

Fonds R2 >40%	KP +	KP -
Alpha +	20,7%	24,1%
Alpha -	9,2%	39,1%

Fonds R2 >60%	KP +	KP -
Alpha +	13,9%	20,5%
Alpha -	18,0%	47,5%

En effet, lorsque nous observons la diagonale des fonds ayant un R2 supérieur à 40% ou 60% , plus de 60% des fonds de couverture obtiennent la même conclusion concernant leur efficacité, ce qui signifie que si le fonds obtient un alpha négatif, la mesure KP est en deçà de 100 et

lorsque le alpha est positif, la mesure KP est supérieur à 100. Par contre, 60% des fonds ne représentent pas une majorité représentative car nous ne considérons que les fonds ayant un R-carré supérieur à 40% et 60%. Nous pouvons donc conclure qu'il y a très peu de persistance entre les deux modèles.

Bref, lorsque nous comparons ces deux approches, il est difficile de tirer des conclusions précises car, tout d'abord, le modèle à facteur considère le fonds uniquement tandis que la mesure KP tient compte de la dépendance du fonds avec un portefeuille de l'investisseur. Ceci est une des raisons pourquoi nous n'obtenons pas de persistance entre les deux approches. Par contre, les deux méthodes, lorsque le coefficient de corrélation est suffisamment élevé, tendent à donner des résultats similaires quand à la performance excédentaire du fonds de couverture. Mais les résultats ne sont pas assez probants pour conclure un lien fort entre les deux méthodes.

Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons deux objectifs. Le premier objectif consistait à implanter le modèle de Kat & Palaro (2005) afin d'analyser la performance des fonds de couverture. Le second objectif était de comparer la classification des fonds de couverture obtenue par ce modèle avec les résultats de trois autres modèles d'évaluation de performance des fonds de couverture, soit le modèle de Amin & Kat (2003), l'approche Omega telle que proposée par Keating et Shadwick (2002) aussi bien qu'un modèle linéaire à facteurs.

Les données utilisées regroupent les informations de la base de données de TASS, HFR et de la base de données propre à Desjardins Gestion d'Actifs. Sur un total de 6553 fonds de couverture et fonds de fonds de couverture, nous avons conservés les fonds ayant un minimum de 48 données mensuelles, soit 4 ans. L'analyse a donc été effectuée avec 2342 fonds. Les résultats obtenus pour l'ensemble de la base de données présentent des différences importantes dans les classifications de chaque modèle. Selon le modèle de Kat & Palaro, les fonds de couverture ne sont pas efficaces globalement tandis que le modèle de Amin & Kat montre le résultat contraire. Nous remarquons par contre de la persistance entre les modèles Omega et Kat & Palaro. En analysant les catégories de fonds individuellement, nous constatons que la persistance varie grandement d'une stratégie à l'autre. Lorsque la stratégie utilise moins de techniques amplifiant la non-linéarité des rendements, comme la stratégie «equity market neutral», nous pouvons observer de la persistance entre le modèle de Kat & Palaro et le modèle de Amin & Kat. Pour les autres stratégies, le modèle de Amin & Kat ne capte pas bien les moments extrêmes des distributions de rendements et montre des résultats différents de Kat & Palaro. Par contre, lorsque nous comparons Kat & Palaro à Omega, nous trouvons davantage de persistance dans les résultats. Les deux modèles réussissent mieux à capter la non-linéarité des rendements et présentent donc des résultats similaires. Nous retrouvons de la

persistance dans chacune des stratégies. Principalement, la persistance est forte dans le premier et le dernier quartile. Dans le cadre d'une gestion de portefeuille, le fait d'obtenir de la persistance dans le premier quartile permet aux gestionnaires de faire des meilleurs choix de fonds de couverture car ils peuvent avoir davantage d'assurance sur la qualité du fonds.

Lorsque nous analysons les fonds de fonds de couverture, le modèle de Kat & Palaro montre bien l'impact de la double couche de frais puisque très peu sont efficaces. Ceci confirme les conclusions présentées par Brown, Goetzmann & Liang (2004). Le modèle de Amin & Kat ne capte pas bien cette caractéristique. Par contre, nous obtenons peu de persistance dans les résultats. Finalement, nous avons comparé le modèle Kat & Palaro à un modèle à facteurs pour les fonds de couverture qui suivent la stratégie « long/short equity ». Il ne semble pas y avoir de persistance entre les résultats, indiquant que l'approche plutôt classique d'évaluation factorielle n'est peut-être pas propice à l'évaluation des fonds de couverture.

Kat & Palaro (2005) sont les premiers à reconnaître les limites pratiques de leur développement. En effet, ces derniers se sont placés dans un monde « Black-Scholes » impliquant une distribution normale des rendements des actifs utilisés. De plus, les auteurs n'ont pas pris soin de mesurer l'erreur de réplique, notion cruciale dans une procédure de réplique. Il serait donc intéressant de compléter le modèle de Kat & Palaro en y introduisant des hypothèses moins restrictives. Pour ce faire, une extension serait de considérer un processus de prix non paramétriques des actifs considérés. L'utilisation d'une chaîne de Markov à états finis nous permettrait alors d'éliminer la contrainte de normalité et servirait de support à la considération d'une procédure de couverture avec un rebalancement quotidien du portefeuille de réplique. Le choix du meilleur portefeuille se ferait en minimisant l'erreur de réplique introduite. Une autre alternative serait de travailler sur les hypothèses de distribution des actifs considérés. L'utilisation de mélanges de lois gaussiennes viendrait parfaire la modélisation des différents moments de chaque classe d'actif.

Bibliographie

AKAIKE, Hirotugu (1973). *Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle*, Second International Symposium on Information Theory, Academiae Kiado, Budapest, p. 267-281.

AGARWAL, Vikas et Narayan NAIK (2000a). *Multi-Period Performance Analysis of Hedge Funds*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 35, p. 327-342.

AGARWAL, Vikas et Narayan NAIK (2000b). *On Taking the Alternative Route: Risks, Rewards, and Performance Persistence of Hedge Funds*, Journal of Alternative Investments, 2, p. 6-23.

AGARWAL, Vikas et Narayan NAIK (2000c). *Performance Evaluation of Hedge Funds with Option-based and Buy-and-Hold Strategies*, EFA 0373; FA Working Paper No. 300, 51p.

AGARWAL, Vikas et Narayan NAIK (2004). *Risks and Portfolio Decisions Involving Hedge Funds*, Review of Financial Studies, Vol. 17, p. 63-98.

AMIN, Gaurav. et Harry KAT (2003). *Hedge Fund Performance 1990-2000: Do the Money Machines Really Add Value?*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 38, p. 1-24.

BLACK, Fisher et Myron SCHOLLES (1973). *The Pricing of Options and Corporate Liabilities*, Journal of Political Economy, Vol. 81, p. 637-654.

BOYLE, Peter et Sheldon X. LIN (1997). *Valuation of options on several risky assets when there are transaction costs*, Advances in Futures and Options research, 9, p. 111-123.

BROOKS, C et Harry KAT (2001). *The Statistical Properties of Hedge Fund Index Returns and Their Implication*, Document de travail, ISMA Centre University of Reading, 42 p.

BROWN, Stephen, William GOETZMANN et Bing LIANG (2004). *Fees of Fees in Funds of Funds*, Document de travail, Yale IFC, 40 p.

CARHART, Mark (1997). *On persistence in mutual fund performance*, Journal of Finance, 52, p.57-82

COX, John et Hayne Ellis LELAND (2000). *On Dynamic Investment Strategies*, Journal of Economic Dynamics and Control, Vol. 24, p. 1859-1880.

DYBVIG, Philip H. (1988a). *Distributional Analysis of Portfolio Choice*, Journal of Business, Vol. 61, pp. 369-393.

DYBVIG, Philip H. (1988b). *Inefficient Dynamic Portfolio Strategies or How to Throw Away a Million Dollars in the Stock Market*, Review of Financial Studies, Vol. 1, p.67-88.

FAMA, Eugene F. et Kenneth R. FRENCH (1993). *Common risk factors in the returns on stocks and bonds*, Journal of Financial Economics, 33, p. 3-56.

FUNG, William et David A. HSIEH (1997). *Empirical characteristics of dynamic trading strategies: The case of hedge funds*, Review of Financial Studies, p. 275-302.

FUNG, William et David A. HSIEH (2000). *Performance Characteristics of Hedge Funds and Commodity Funds: Natural Versus Spurious Biases*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 35, p. 291-307.

FUNG, William et David A. HSIEH (2001). *The risk in hedge fund strategies*, Review of Financial Studies, 14, p. 313-341.

HARRISON, Michael et David Kreps (1979). *Martingale and Arbitrage in Multiperiod Security Markets*, Journal of Economic Theory, 20, p. 381-408.

JOHNSON, N. (1949). *Systems of Frequency Curves Generated by Methods of Translation*, Biometrika, Vol. 36, p. 149-176.

KEATING, Con et William SHADWICK (2002). *A Universal Performance Measure*, The Journal of Performance Measurement, 15 p.

KAT, Harry et Helder PALARO (2005). *Who Needs Hedge Funds? A Copula-Based Approach to Hedge Fund Return Replication*, Document de travail, Londres Alternative Investment Research Centre (Cass Business School), 50 p.

KAT, Harry et Helder PALARO (2006). *Replication and Evaluation of Fund of Hedge Fund Returns*, Document de travail, Londres Alternative Investment Research Centre (Cass Business School), 24 p.

KIM, Tae-Hwan et Halbert WHITE (2003). *On More Robust Estimation of Skewness and Kurtosis: Simulation and Application to the S&P500 Index*, Finance Research Letters, Vol. 1, p. 56-73.

LIANG, Bing (1999). *On the Performance of Hedge Funds*, Financial Analysts Journal, 55 (4), p. 72-85.

MITCHELL, Mark et Todd PULVINO (2001). *Characteristics of Risk in Risk Arbitrage*, Journal of Finance, 56 (6), p. 2135-2175.

SHARPE, William (1992). *Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement*, Journal of Portfolio Management, 18, p. 7-19.