



**HAL**  
open science

# La convergence de l'exposition aux risques des fonds d'investissement : le cas des mutual funds américains

Huyen Nguyen, Frédéric Karamé

► **To cite this version:**

Huyen Nguyen, Frédéric Karamé. La convergence de l'exposition aux risques des fonds d'investissement : le cas des mutual funds américains. 2021. hal-04154952

**HAL Id: hal-04154952**

**<https://univ-lemans.hal.science/hal-04154952v1>**

Preprint submitted on 7 Jul 2023

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

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

# La convergence de l'exposition aux risques des fonds d'investissement :

## le cas des *mutual funds* américains

H. Nguyen et F. Karamé

GAINS-TEPP (Le Mans université et FR CNRS 2042)

Institut du Risque et de l'Assurance

### Résumé

---

Nous étudions la dynamique de l'exposition aux différentes sources de risque de plusieurs stratégies de *mutual funds* américains au long du cycle économique. Nous étendons le modèle à 5 facteurs de Pastor et Stambaugh (2003) et à l'instar de Racicot et Théoret (2016) l'estimons dans sa version à coefficients variables pour détecter l'évolution de l'exposition aux risques de six stratégies de fonds sur la période 1994 - 2015. Les résultats montrent que l'exposition au risque de marché varie fortement au cours du temps pour toutes les stratégies. Si les niveaux de risque de marché de ces stratégies sont très différents avant 2000, ils deviennent de plus en plus homogènes depuis 2008. Cette convergence temporelle croissante persiste après avoir été extraite de l'effet temporel induit par la variation temporelle des betas de titres individuels. Elle émanerait de la gestion active de portefeuilles mais qui se baserait soit sur des détentions d'actifs identiques ou similaires, soit sur des modèles de trading plus ou moins proches. L'ensemble de ces résultats impliquent que ces stratégies ne sont pas suffisamment distinctes et ne fournissent donc pas d'outils efficaces aux investisseurs pour diversifier leur portefeuille. Du point de vue macro-prudentiel, ce niveau élevé de convergence représente une menace pour la stabilité du système financier en cas de ventes massives et au rabais de ces fonds.

---

**Keywords:** *mutual funds*, comportement de prise de risque, mimétisme, filtre de Kalman, betas variables, style d'investissement.

**JEL classification:** G11, G14, G24

## 1. Introduction

Depuis la crise des subprimes, une inquiétude croissante concernant le rôle des banques, des compagnies d'assurance et des *hedge funds* sur l'instabilité du système financier est apparue, notamment au regard de leurs comportements homogènes en temps de crise (Wagner, 2007, 2008, 2010). Parallèlement, peu d'attention a été accordée aux *mutual funds* car pour la communauté des gérants de fonds et de nombreux acteurs du marché, ces derniers ne représentent aucune menace compte tenu de la nature de leur comportement d'investissement et du cadre réglementaire existant<sup>1</sup>.

Bien que la réglementation des *mutual funds* soit très stricte et les fonds soumis à de nombreuses contraintes, la taille de cette industrie est suffisamment importante pour qu'une faible déviation / dérive dans leur comportement de prise de risques puisse avoir un sérieux impact sur les marchés financiers<sup>2</sup>. De plus, les *mutual funds* ont tendance à présenter un comportement mimétique lorsqu'ils négocient des titres, tant au niveau des actions individuelles qu'au niveau de l'industrie, non seulement entre eux (Lakonishok et al., 1992; Grinblatt et al., 1995; Wermers, 1999; Sias, 2004 ; Choi et Sias, 2009 ; Celiker et al., 2015) mais également avec les *hedge funds* (Jiao et Ye, 2014). Enfin, à cela s'ajoute également la possibilité que des gérants de *mutual funds* ne suivent pas la stratégie communiquée dans les prospectus (ou "style drift", Chan et al., 2002; Wermers, 2012; Cao et al., 2017; Chen et al., 2021). Certains semblent agir comme des *hedge funds* en imitant leurs stratégies en termes de rééquilibrage dynamique et d'allocation tactique d'actifs (Borensztein et Gelos, 2001 ; Brunnermeier et Nagel, 2004 ; Frey et al., 2014 ; Jiao et Ye, 2014)<sup>3</sup>. Plusieurs raisons expliquent ces comportements des gérants de *mutual funds* : soit ils recherchent certaines caractéristiques communes des titres pour gérer des contraintes de gestion (liquidité, rachat quotidien), soit ils suivent des styles d'investissement similaires (Falkenstein, 1996), soit ils s'imitent les uns les autres en réponse aux incitations basées sur la performance relative, le tout exacerbé par une concurrence de plus en plus intense (Brown et al., 1996 ; Basak et al., 2007 ; Chen et Pennacchi, 2009 ; Moskowitz, 2000 ; Jiang et al., 2007 ; Kosowski, 2011 ; Elton et al., 2011 ; Kacperczyk et al., 2014).

Cet article contribue à ce débat en étudiant le comportement de prise de risque dans le temps des différentes stratégies de *mutual funds* américains. Plus précisément, nous cherchons à répondre aux questions suivantes : (i) comment les gérants de fonds ajustent-ils **en moyenne** leur exposition au risque en réponse aux fluctuations du cycle économique ? (ii) Les gérants de fonds suivent-ils **en moyenne** un schéma

1 Voir par exemple "Why Mutual Funds Do Not Pose Systemic Risks?" de Paul Schott Stevens – President & CEO – Investment Company Institute, 16th Annual Investment Company Directors Conference, disponible sur [https://www.ici.org/reg\\_reform/speeches/09\\_idc\\_stevens\\_spch](https://www.ici.org/reg_reform/speeches/09_idc_stevens_spch) ou "U.S. Mutual funds: We don't pose systemic risk", disponible sur <https://www.reuters.com/article/mutualfunds-hearing/u-s-mutual-funds-we-dont-pose-systemic-risk-idUSN1E75N0FG20110624> .

2 Selon les chiffres fournis par l'ICI (*Investment Company Institute*), à la fin d'octobre 2018, il y a 3 144 *mutual funds* américains aux USA qui sont spécialisés dans des actions domestiques. Ils gèrent plus de 7 000 milliards de dollars d'actifs.

3 Voir aussi "New Twist on Hedge Funds", *The Wall Street Journal*, November 7, 2011, <http://www.wsj.com/articles/SB10001424052970204485304576641422405728438> , et "Safe Haven: Mutual Funds that Act Like Hedge Funds", *The Wall Street Journal*, May 1, 2010, <http://www.wsj.com/articles/SB10001424052748703572504575214551558794106> .

similaire qui varie dans le temps ? Comme Racicot et Théoret (2016), nous utiliserons un modèle multifactoriel à coefficients variables sur le rendement de six stratégies de *mutual funds* pour la période 1994-2015. Ce modèle sera estimé grâce au filtre de Kalman pour mesurer la possible exposition variable des fonds aux différentes sources de risque tout en intégrant la manière dont les gérants ajustent de façon dynamique leur exposition en fonction des conditions du marché.

A la différence des travaux antérieurs qui s'intéressent aux comportements de mimétisme des *mutual funds* à travers la composition de leur portefeuille, notre étude porte sur une analyse comparative des styles d'investissement en nous basant sur les rentabilités des indices de style construits par nos soins à partir des rentabilités des fonds individuels appartenant à chaque style. L'utilisation des données de rentabilités agrégées par style est intéressante car elle permet de mesurer le mimétisme non plus des fonds mais des différents styles d'investissement malgré des stratégies officiellement distinctes. De plus, au lieu de se limiter au mimétisme sous forme d'actifs ou classes d'actifs communs ou similaires détenus, elle offre également la possibilité de considérer un autre levier de mimétisme qui est la similitude des modèles de trading. En effet, des gérants peuvent ne pas intervenir sur des titres identiques pour avoir les mêmes expositions aux risques. Il suffit qu'ils adoptent des techniques de trading plus ou moins proches telles que l'achat des titres les plus liquides et/ou la vente de ceux les moins liquides, ou encore l'achat des titres haussiers et/ou la vente de ceux baissiers. Par ailleurs, notre approche permet de contourner le problème lié au "window dressing" pratiqué par des gérants afin d'afficher uniquement des titres convenables aux yeux des investisseurs et des régulateurs. Enfin, ces données de composition sont rapportées trimestriellement alors que les rentabilités sont mensuelles, permettant ainsi la prise en compte des réactions plus rapides des gérants face aux nouvelles du marché, notamment en périodes de crise.

L'étude comparative de la temporalité des expositions aux risques des différents styles de *mutual funds* présente des enjeux importants pour les investisseurs et les régulateurs. Du point de vue des investisseurs, ces derniers choisissent les fonds en fonction de leurs objectifs de placement. Ils peuvent choisir parmi les classes d'actifs plus larges (par exemple fonds actions, fonds obligataires, fonds monétaires, fonds immobiliers) avec des choix plus affinés au sein de chaque classe. A titre d'illustration, pour les fonds axés sur les actions, la sélection peut porter sur des stratégies basées sur la capitalisation, sur la spécialisation sectorielle ou sur le style d'investissement (par exemple actions «*growth*», actions «*value*»). Cette granularité est utile aux investisseurs pour une allocation optimale de leur portefeuille, puisqu'elle leur permet de contrôler leur exposition à des types de risque différents tels que les risques associés aux petites ou grandes capitalisations, ou les risques liés au secteur de la nouvelle technologie. Dans cette logique, lorsque les investisseurs décident d'allouer leur portefeuille à une stratégie prédéfinie, telle que des actions à faible capitalisation, choisie sur la base de stratégies déclarées par les gérants dans leurs prospectus, ils s'attendent à une exposition aux risques correspondant à un ensemble typique de petites entreprises cotées. Les investisseurs recherchent ainsi des bénéfices de diversification de leur portefeuille global en intégrant ces risques *a priori* identifiés et mesurés. Les gérants de fonds spécialisés dans de petites capitalisations sont censés utiliser leur expertise pour choisir les actions les plus performantes dans cette

catégorie. En réponse à cette demande des investisseurs, les gérants agissent comme des spécialistes de styles particuliers. Les styles déclarés fournissent donc des informations sur l'ensemble d'investissement, et ainsi sur l'exposition au risque pour les investisseurs. Par conséquent, si les gérants dévient de leur style déclaré, ils exposeront les investisseurs à des risques imprévus et porteront préjudice à l'optimisation de portefeuille de ces derniers en raison du faible avantage de diversification procuré. Pour les régulateurs, des expositions similaires aux mêmes sources de risque de l'industrie des *mutual funds* pourraient déclencher ou amplifier une instabilité systémique. Le mimétisme des styles s'ajouterait à la pression déjà exercée par les fonds individuels sur le prix des actifs et sur la stabilité des marchés financiers.

Nos résultats montrent que les stratégies de fonds présentent des expositions aux différentes sources de risques variables dans le temps, en réponse aux conditions changeantes du marché. Bien que leurs expositions au risque de marché soient assez différentes avant 2000, elles deviennent de plus en plus homogènes au fil du temps. La convergence s'amplifie depuis 2008, ce qui les rend assez semblables. Comme on n'observe pas la même variation dans le temps pour les portefeuilles passifs similaires, il est vraisemblable que la convergence de l'exposition au risque de marché émane de la gestion active et potentiellement due à des phénomènes de « *fly-to-quality* » ou de *herding* couramment observés parmi les institutions financières en période de turbulences sur les marchés. Conformément aux conclusions de Racicot et Théoret (2016), nous observons également ce phénomène pour les stratégies de *hedge funds*.

Ces résultats ont des implications importantes pour les investisseurs et les régulateurs des marchés financiers. Nous montrons que les fonds affichent un schéma de prise de risque dynamique mais potentiellement mimétique (intentionnelle ou non) entre eux. En conséquence, malgré des stratégies officiellement très distinctes, les fonds semblent dévier de leur style déclaré, à l'insu et au détriment des investisseurs. De plus, lors d'épisodes de tension sur les marchés, ils peuvent contribuer à l'instabilité globale du système financier en cas de ventes massives et au rabais.

Le plan de l'article est le suivant. Après une brève revue de la littérature (section 2), la section 3 décrit notre approche, les données et la méthodologie d'estimation. La section 4 présente les résultats sur les expositions au risque tandis que la section 5 souligne le rôle de la gestion active. La section 6 discute de la dynamique des alphas et la section 7 conclut.

## **2. Revue de la littérature**

Notre étude s'appuie sur plusieurs courants de la littérature. Premièrement, notre article se réfère à une littérature récente sur le comportement mimétique des gérants de fonds et le risque d'instabilité du système financier émanant de ce mimétisme. Depuis les premiers travaux de Lakonishok et al. (1992), il a été largement documenté que les *mutual funds* non seulement achètent des titres dont le prix augmente et vendent ceux dont le prix baisse mais s'imitent entre eux. A partir des avoirs en portefeuille des fonds, Borensztein et Gelos (2001) observent un degré de mimétisme statistiquement significatif mais modéré au sein des fonds spécialisés sur des marchés émergents pendant la crise financière asiatique. Ce niveau de mimétisme n'est pas nécessairement plus important pendant les crises que pendant les périodes

tranquilles. Brunnermeier et Nagel (2004) documentent que les *mutual funds* comme les *hedge funds* ont activement pris part à l'achat massif des actions technologiques pendant la période euphorique et ont tous deux rapidement changé de trajectoires en mars 2000, entraînant l'effondrement de la bulle technologique. Jiao et Ye (2014) montrent le comportement mimétique des *mutual funds* qui achètent ou vendent des actions en imitant le comportement mimétique des *hedge funds*. Si le comportement moutonnier des *hedge funds* n'exerce pas de pression déstabilisatrice sur le prix des actifs, les *mutual funds*, imitant les *hedge funds* et s'imitant entre eux, entraînent une forte inversion des prix au cours du trimestre suivant. Celiker et al. (2015) mettent en évidence que le mimétisme des *mutual funds* n'est pas lié aux flux ; ces fonds s'imitent en achetant des titres appartenant aux industries en forte hausse et en vendant celles en baisse, un phénomène appelé «*industry momentum*» documenté pour la première fois par Moskowitz et Grinblatt (1999). Jiang et Verardo (2018) observent une relation négative entre le comportement mimétique et les compétences des gérants de fonds. Les fonds non mimétiques prennent non seulement des décisions d'investissement supérieures, même sur des valeurs peu négociées par les institutions, mais peuvent également anticiper les transactions de la foule. L'écart de performance est persistant et d'autant plus large lors des périodes où les compétences sont plus précieuses. D'après Deng et al. (2018), le comportement mimétique des *mutual funds* est associé à un environnement informationnel pauvre, à une faible qualité de divulgation et a pour conséquence d'amplifier le risque de chute des prix par la suite. En parallèle, il est bien établi que les gérants - dans le but d'économiser des dépenses opérationnelles liées à la recherche informationnelle, de maximiser des rentabilités du fonds et ainsi d'améliorer leur performance relative - ne suivent pas nécessairement les styles d'investissement déclarés dans les prospectus. Au contraire, ils sont tentés de mettre en place d'autres stratégies de façon tactique et opportuniste afin de réaliser des profits sur le court terme (Brown et al. , 2009, Wermers, 2012, Chen et al., 2021). Dans une étude menée sur des *mutual funds* spécialisés dans des faibles capitalisations américaines, Cao et al. (2017) documentent que ces fonds allouent 27 % de leur portefeuille aux actions à forte et moyenne capitalisation. Ceci touche particulièrement des fonds de taille importante et de grande ancienneté.

Deuxièmement, nous nous rapportons à une littérature émergente sur le comportement de prise de risque des *hedge funds* en réponse aux chocs macroéconomiques dans la perspective du risque systémique et de la diversification du portefeuille des fonds de fonds. Il a été largement démontré que les gérants de *hedge funds* gèrent de manière dynamique leur exposition à divers facteurs de risque suivant les conditions de marché (Alexander et Dimitriu, 2005 ; Billio et al., 2012; Namvar et al., 2016). D'après Patton et Ramadorai (2013), les expositions au risque des *hedge funds* varient pendant le mois et d'un mois à l'autre, ce qui n'est pas le cas des *mutual funds*. En outre, les changements dans les allocations de portefeuille, plutôt que dans les expositions au risque des actifs sous-jacents, sont les principaux facteurs de variation de l'exposition au risque des *hedge funds*. Bali et al. (2012, 2014) documentent que les gérants de *hedge funds* poursuivant les stratégies directionnelle et semi-directionnelle ont la capacité d'anticiper les changements macroéconomiques en augmentant (diminuant) l'exposition de leur portefeuille aux facteurs de risque macroéconomique lorsque le risque macroéconomique est élevé (faible), ce qui n'est pas le cas des *hedge*

*funds* et des fonds non directionnels. Racicot et Théoret (2013, 2014, 2016) rapportent que sur la période de janvier 1995 à septembre 2012, la procyclicité des rendements des stratégies de *hedge funds* semble diminuer avec le temps. Au niveau du bêta, la plupart des gérants de *hedge funds* réduisent considérablement leur exposition au risque pendant les périodes d'incertitude macroéconomique, ce qui rend leurs stratégies plus homogènes et contribue à augmenter le risque systémique.

Enfin, nos résultats contribuent au débat macro-prudentiel sur la menace que pèsent des *mutual funds* sur l'instabilité du système financier. Fricke et Fricke (2021) développent un modèle de stress test pour quantifier les vulnérabilités systémiques provoquées par des ventes massives et au rabais (*fire sales*) des fonds. Leurs résultats obtenus sur des fonds d'actions domestiques américains indiquent un niveau de vulnérabilité relativement faible par rapport au secteur bancaire. Cependant, le niveau de vulnérabilité de l'industrie des *mutual funds* s'accroît et devient significatif lors des périodes de faible liquidité du marché. Lee (2020) applique un modèle de stress test non linéaire sur des fonds luxembourgeois face à des chocs exogènes et observe que les fonds obligataires sont les plus vulnérables alors que les fonds actions sont plutôt résilients. Cependant, ces résultats sont à nuancer en cas d'une hausse soudaine de l'aversion au risque conduisant à un risque plus élevé de retournement de la prime de risque, provoquant ainsi des réactions plus vives et plus répandues de l'industrie des *mutual funds*.

### **3. Notre approche**

Il est bien établi que l'exposition aux risques des portefeuilles est variable dans le temps et pourrait provenir de trois sources distinctes. Premièrement, les bêtas individuels des titres peuvent varier dans le temps. Deuxièmement, les poids des actifs (classes d'actifs) d'une stratégie passive varient lorsque les valeurs des actifs changent. Troisièmement, un gérant peut modifier la composition de son portefeuille de façon dynamique, en fonction des conditions du marché et dévie ainsi d'une stratégie d'achat-conservation. L'ensemble de ces variations conduisent inévitablement à une variation temporelle de l'exposition aux risques des portefeuilles. Ainsi, utiliser le bêta invariant dans un modèle MEDAF ne permet pas de mesurer correctement les risques d'un portefeuille.

Une première solution à ce problème consiste à estimer les expositions au risque sur des fenêtres glissantes pour une durée entre 36 et 60 mois environ. Cette technique, très simple à réaliser, fournit donc l'évolution temporelle du bêta mais ne tient pas compte de la technologie informationnelle sous-jacente utilisée par les gérants pour la gestion dynamique de leurs fonds. Dans un effort pour mesurer correctement la performance des gérants via l'alpha, Ferson et Schadt (1996) proposent une régression basée sur le MEDAF dans laquelle les rentabilités du fonds sont expliquées non seulement par les rentabilités du marché mais aussi par les rentabilités du marché conditionnellement aux informations passées du rendement des actions, du rendement des bons de Trésor, de la structure par terme des taux d'intérêt et du risque de défaut. Même si cette modélisation admet la variation temporelle du bêta, elle ne permet pas d'obtenir une série des valeurs du bêta et donc visualiser le dynamique du bêta dans le temps. Par la suite, Mamysky et al. (2008) et Kosowski (2011) développent un modèle à deux régimes markovien appliqué aux *mutual*

*funds*, sur la base d'un modèle multi-factoriel, pour estimer l'alpha et les coefficients de risque lors des phases haussières et baissières du marché. Cette spécification suppose donc un mode de gestion «moyen» caractéristique pour chaque environnement (hausse du marché avec des rentabilités positives versus baisse du marché avec des rentabilités négatives). De ce fait, elle ne permet pas d'examiner plus finement l'évolution temporelle de l'exposition aux risques. De plus, elle n'offre pas la possibilité de rendre compte d'une fonction de réaction plus sophistiquée des gérants qui intègrent plusieurs variables macroéconomiques et financières dans la prise de décision de (ré)allocation des portefeuilles. Alexander et Dimitriu (2005), Billio et al. (2012) ont recours à cette technique dans le contexte des *hedge funds*. Dans le même temps, Swinkels et Van Der Sluis (2005) proposent l'utilisation du filtre de Kalman pour tracer l'évolution temporelle de l'exposition aux risques de portefeuilles. L'étude réalisée sur des *mutual funds* artificiels indique un meilleur suivi des expositions réelles de ces fonds avec cette technique. Racicot et Théoret (2016) poursuivent dans cette voie en appliquant le filtre de Kalman pour une étude comparative de l'évolution temporelle des risques des différents styles de *hedge funds*. L'utilisation du filtre de Kalman est doublement intéressant ici car elle permet d'estimer la dynamique temporelle des coefficients de risque conditionnellement à la manière dont les gérants réagissent aux conditions du marché.

Nous suivons l'approche de Racicot et Théoret (2016) pour capturer les expositions variables des *mutual funds* aux risques au cours du temps. Nous commençons par présenter la construction des données de rendements des styles de *mutual funds*, puis la spécification retenue et enfin la méthode d'estimation.

### **3.1 Construction des données de rendements des *mutual funds***

Les données sont issues de la base des *mutual funds* américains *Survivor-Bias-Free du CRSP (Center for Research in Security Prices)*. Nous limitons notre analyse aux fonds spécialisés dans des actions domestiques américaines (DEMF) et excluons tous les fonds équilibrés, obligataires, internationaux et sectoriels. Pour se focaliser sur les comportements des gérants actifs, nous excluons les fonds indiciels de tous nos tests. Les fonds sont sélectionnés sur la base de leurs objectifs et de leurs compositions de portefeuille divulgués. Ainsi, nous incluons des fonds avec les *Lipper Objective Codes* suivants : SP, MC, SG, MR, CA, G, GI, EI. Si cette information est manquante, nous basons notre sélection sur les *Strategic Insight Objectives (SI)* dont les codes sont GMC, SCG, AGG, GRO, GRI, ING.

Dans un premier temps, nous avons effectué quelques opérations usuelles de nettoyage afin d'obtenir des données individuelles des fonds sans doublons, c'est à dire des mêmes portefeuilles qui sont commercialisés auprès de clientèles différentes avec des structures de frais distinctes (*share classes*). Pour ces fonds, nous agrégeons toutes les observations relatives aux différentes *share classes* en une seule observation, car ils ont la même composition de portefeuille. Plus précisément, la procédure est la suivante. Tout d'abord, nous identifions des fonds avec plusieurs *share classes* basées sur le(s) nom(s) du (des) gérant(s), les codes objectif (Codes Lipper et SI) des fonds et les pourcentages du portefeuille placés en actions, obligations et espèces. Ensuite, nous retenons les caractéristiques qualitatives de la *share class* la plus ancienne. Enfin, nous additionnons le total des actifs nets gérés de toutes les *share classes* et



calculons la moyenne des rendements, où les pondérations sont la valeur totale d'actifs net de chaque *share class* du mois précédent. Il est important de noter que les rendements totaux fournis par le CRSP sont après frais, dépenses et commissions de courtage mais avant les frais d'entrée ou de sortie. A la fin de cette étape, nous obtenons des données de fonds individuels bien distincts pour chaque style déclaré.

Dans un deuxième temps, puisque notre étude s'intéresse à une analyse comparative des styles d'investissement, nous construisons, sur la base des codes retenus dans l'étape précédente, six indices de style pour les *mutual funds* américains : *Large Cap* (Code Lipper : SP<sup>44</sup>), *Mid Cap* (Code Lipper : MC ; Code SI : GMC), *Small Cap* (Code Lipper : SG ; Code SI : SCG), *Micro Cap* (Code Lipper : MR<sup>55</sup>), *Growth* (Code Lipper : CA, G ; Code SI : AGG, GRO) et *Growth Income* (Code Lipper : IG ; Code SI : GRI, ING). Il s'agit des stratégies d'investissement les plus populaires commercialisées par des *mutual funds*. Pour chaque mois, le rendement de chaque indice est la somme des rendements pondérés de tous les fonds formant l'indice ce mois-là, la pondération étant la valeur totale nette d'actifs de chaque fonds. Ainsi tous ces indices sont pondérés par les actifs et sont sans biais de survie. Les données pour les *hedge funds* (CISDM) sont extraites de la plate-forme WRDS.

Du fait de la disponibilité des données, l'étude couvre la période 10/1994-12/2015<sup>6</sup>. Pour chaque stratégie, nous avons donc 255 observations mensuelles, sauf pour *Large Cap* et *Mic Cap* puisque les données ne sont disponibles qu'à partir de 10/1999 (195 observations).

La figure 1 représente l'actif net géré par les fonds de notre échantillon et le tableau 1 résume le nombre de fonds constitutifs pour chaque indice, tous deux mesurés en fin d'année<sup>7</sup>. On observe une augmentation importante de l'intérêt pour ces stratégies d'investissements, tant en nombre de fonds qu'en termes d'actifs gérés. Cependant, l'intérêt est beaucoup plus fort pour *Growth*, *Growth Income*, *Mid Cap*, and *Small Cap* que pour *Large Cap* et *Mic Cap*. Le tableau 2 fournit quelques statistiques sur la taille et la répartition des actifs des fonds constitutifs de chaque stratégie. Comme on pouvait s'y attendre, *Large Cap* possède les plus gros fonds tandis que *Mic Cap* est composé des plus petits. Bien que nous observions des variations des pondérations d'actifs dans chaque fonds constitutif pendant la période étudiée, les fonds investissent généralement en moyenne plus de 90 % de la valeur de leur portefeuille dans des actions ordinaires, moins de 1 % en obligations et environ 3 % en espèces.

---

4 Cette classification commence en 1998.

5 Cette classification commence en 1998.

6 Les données commencent en 1962 mais nous nous concentrons sur la période après 1994 du fait de l'absence des codes SIO et LO pour classer les fonds en stratégies pour la période avant 1994.

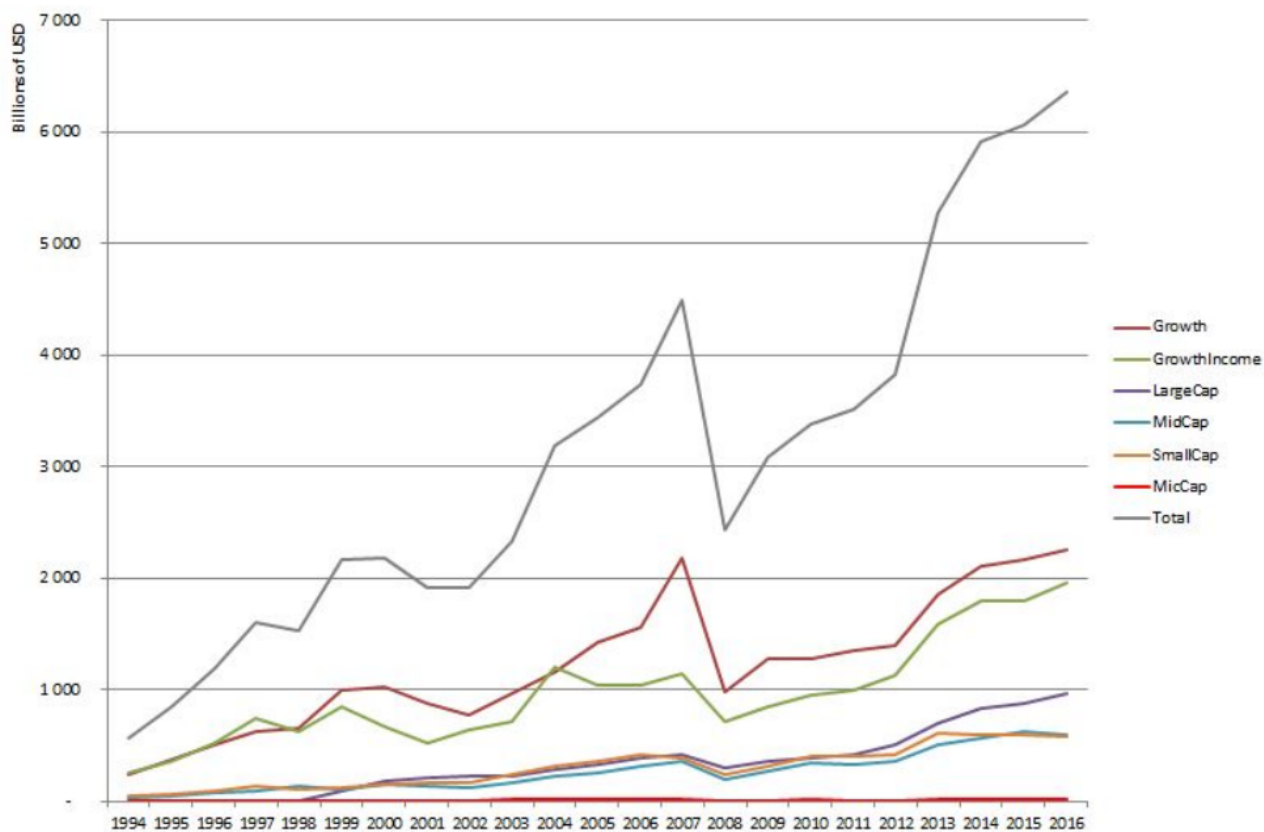
7 Par construction, le nombre mensuel de fonds constituant chaque indice varie et peut différer du nombre de fin d'année du fait de fonds liquidés ou nouvellement arrivés pendant l'année.

**Tableau 1 : Nombre de *mutual funds* par stratégie en fin d'année**

Year	Growth	Growth Income	Large Cap	Mid Cap	Small Cap	Mic Cap	Total
2015	1,139	733	42	311	476	40	2,741
2014	1,084	677	38	300	475	41	2,615
2013	1,077	677	38	293	460	39	2,584
2012	1,091	604	43	302	465	36	2,541
2011	1,153	585	47	308	462	40	2,595
2010	1,126	574	46	312	447	37	2,542
2009	1,083	565	50	318	463	39	2,518
2008	1,129	581	56	354	516	47	2,683
2007	1,063	486	64	358	517	46	2,534
2006	913	414	59	296	448	42	2,172
2005	900	370	57	264	419	35	2,045
2004	908	391	68	271	417	35	2,090
2003	901	409	68	258	403	31	2,070
2002	822	383	62	225	357	33	1,882
2001	781	371	66	193	350	25	1,786
2000	644	354	49	155	307	25	1,534
1999	595	356	43	156	305	24	1,479
1998	516	346		96	238		1,196
1997	677	471		129	317		1,594
1996	589	413		93	260		1,355
1995	560	391		67	220		1,238
1994	506	363		54	188		1,111

**Tableau 2 : Caractéristiques des *mutual funds* dans l'échantillon (1994-2015)**

	<b>Growth</b>	<b>GrowthIncome</b>	<b>LargeCap</b>	<b>MidCap</b>	<b>SmallCap</b>	<b>MicCap</b>
<b>Taille des fonds (en millions de USD)</b>						
Min	572,6	782,7	1579,5	421,9	261,6	153,4
Max	1431,7	1747,6	10958,9	1060,5	769,5	343,9
Moyenne	919,7	1276,8	4837,8	679,3	492,2	242,5
Écart-type	216,4	237,8	2941,9	169,8	148,3	59,0
<b>Composition des portefeuilles (en pourcentage)</b>						
<b>Actions ordinaires</b>						
Moyenne	90,87	80,43	96,16	93,48	92,36	92,45
Médian	96,00	90,37	97,78	95,70	95,27	95,00
Écart-type	17,48	24,67	10,43	11,17	13,23	11,64
<b>Obligations</b>						
Moyenne	0,46	1,68	0,09	0,12	0,13	0,11
Médian	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Écart-type	4,70	7,59	1,22	1,36	1,57	1,13
<b>Cash</b>						
Moyenne	3,61	3,07	1,51	3,07	3,69	4,70
Médian	1,55	1,73	0,54	1,91	2,30	2,90
Écart-type	9,35	10,64	5,23	5,59	7,45	6,18



**Figure 1 :** Actif net des *mutual funds* spécialisés en actions domestiques (en billions de USD)

### 3.2 Modélisation de la variation temporelle de l'exposition aux risques

Nous étendons le modèle à 5 facteurs de Pastor et Stambaugh (2003) à un modèle à 7 facteurs dont l'écriture est la suivante pour la stratégie  $i \in [1,6]$

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,t}(R_{m,t} - R_{f,t}) + \gamma_{1,i,t}SMB_t + \gamma_{2,i,t}HML_t + \gamma_{3,i,t}MOM_t \\ + \gamma_{4,i,t}LIQ_t + \gamma_{5,i,t}\Delta(r10_t) + \gamma_{6,i,t}\Delta(credit\_spread_t) + e_{i,t} \quad (1)$$

avec  $R_{i,t}$  le rendement de la stratégie  $i$  au mois  $t$ ,  $R_{f,t}$  le taux des bons du Trésor américain à un mois,  $R_{m,t}$  le rendement pondéré de toutes les actions NYSE, AMEX et NASDAQ au mois  $t$ ,  $SMB$  le rendement des portefeuilles contenant des actions de petite capitalisation moins le rendement des portefeuilles composés d'actions de grande capitalisation,  $HML$  le rendement des portefeuilles d'actions au ratio *book-to-market* élevé moins le rendement des portefeuilles d'actions au ratio *book-to-market* bas<sup>8</sup>,  $MOM$  le rendement des portefeuilles d'actions haussières moins le rendement des portefeuilles d'actions baissières développé par Carhart (1997),  $LIQ$  le rendement pondéré en valeur du portefeuille d'actions les moins liquides moins le rendement pondéré en valeur du portefeuille d'actions les plus liquides développé par Pastor et Stambaugh (2003)<sup>9</sup>.

Outre ces facteurs habituels utilisés dans des études antérieures sur les *mutual funds*, nous introduisons également deux facteurs supplémentaires :  $\Delta(r10)$  et  $\Delta(spread\_credit)$ , respectivement la variation du taux à 10 ans des obligations du gouvernement fédéral américain et la variation du spread entre les rendements BBB et AAA des obligations d'entreprises. Ces deux facteurs mesurent l'exposition des fonds au risque de taux d'intérêt et au risque de crédit et s'avèrent importants pour expliquer les rendements des *hedge funds*. L'utilisation de ces facteurs dans ce contexte est motivée par l'hypothèse que de nombreux fonds imitent les stratégies des *hedge funds* et que ces expositions peuvent être mises en œuvre dans les portefeuilles de *mutual funds* sans problèmes juridiques, contrairement à l'utilisation d'options, de ventes à découvert et d'effet de levier.

Les paramètres du modèle sont ici considérés comme variables. Pour les six stratégies  $i \in [1,6]$  et les six coefficients variables par stratégie  $j \in [1,6]$ , on suppose :

$$\alpha_{i,t} = \alpha_{i,t-1} + \theta_{i,1}R_{f,t} + \theta_{i,2}(R_{m,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_t^\alpha \quad (2)$$

$$\beta_{i,t} = \beta_{i,t-1} + \delta_{i,1}R_{f,t} + \delta_{i,2}(R_{m,t} - R_{f,t}) + \delta_{i,3}plookupback_t + \varepsilon_t^\beta \quad (3)$$

$$\gamma_{j,i,t} = \gamma_{j,i,t-1} + \eta_{i,1,j}R_{f,t} + \eta_{i,2,j}(R_{m,t} - R_{f,t}) + \eta_{i,3,j}plookupback_t + \varepsilon_t^{\gamma_j} \quad (4)$$

Le paramètre  $\alpha$  mesure la capacité de sélectivité des gérants à choisir des titres dont le prix est sous- ou sur- estimé afin de booster la rentabilité du portefeuille sans qu'ils aient à modifier son exposition aux risques.  $\beta$  représente l'exposition au risque de marché et les  $\gamma$  désignent les expositions à diverses sources de risques des *mutual funds*. Nous postulons que les gérants de *mutual funds*, en réponse aux conditions de

8 Voir le site de Kenneth French.

9 Voir le site de Lubos Pastor.

marché, révisent l'utilisation de ces leviers et modifient ainsi leurs différentes expositions aux risques en se basant sur des informations publiques qui se sont montrées pertinentes pour prédire les rendements et les risques des titres dans le temps (Ferson et Schadt, 1996 ; Chen et Liang, 2007 ; Avramov et al., 2011 ; Cao et al., 2013 ; Patton et Ramadorai, 2013) tels que le rendement sans risque, la prime de risque de marché et la volatilité du marché. Dans la lignée des études précédentes, les macro-variables censées conditionner l'ajustement de  $\beta$  comprennent le rendement sans risque  $R_f$ , la prime de risque de marché  $R_m - R_f$ , et la volatilité globale capturée par la variable *plookback*, qui est calculée comme la première composante principale des cinq *lookback straddles* de Fung et Hsieh (1997, 2001, 2004) portant sur les obligations, les actions, les taux d'intérêt à court terme, les devises étrangères et les matières premières. D'après Racicot et Théoret (2016), le *plookback* a un pouvoir prédictif plus fort que l'indice VIX pour les phases baissières du marché.

L'intuition économique motivant cette modélisation est la suivante : une augmentation du taux sans risque  $R_f$  pourrait signaler une détérioration de la conjoncture économique. Il conduit ainsi à une diminution de  $\alpha$  (c'est-à-dire  $\theta_{i,1} < 0$ ) et à une diminution du  $\beta$  et  $\gamma$  (c'est-à-dire  $\delta_{i,1} < 0$  et  $\eta_{i,1} < 0$ ), impliquant que les fonds réduisent leur exposition aux risques en période de ralentissement économique. Une augmentation de la prime de risque de marché ( $R_m - R_f$ ) est considérée comme un renforcement du marché boursier. Ceci peut inciter les fonds à se positionner pour une augmentation de leur  $\alpha$ , impliquant que le signe de  $\theta_{i,2}$  est positif. Toutefois, ce choix est lié aux compétences du gérant de portefeuille. Si  $\alpha$  n'est pas gérable,  $\theta_{i,2}$  doit être proche de zéro. Cela ne devrait pas être le cas du  $\beta$  de marché qui est considéré comme une variable de contrôle ou de décision. En signe de renforcement du marché, une augmentation de la prime de risque de marché devrait inciter les fonds à prendre plus de risques, et donc à augmenter leur  $\beta$  (c'est-à-dire  $\delta_{i,2} > 0$  et  $\eta_{i,2} > 0$ ). De la même façon, une plus forte volatilité mesurée par l'indicateur *plookback* dissuade les gérants de s'exposer davantage aux risques (c'est-à-dire  $\delta_{i,3} < 0$  et  $\eta_{i,3} < 0$ ).

### 3.3 Estimation du modèle

Nous choisissons donc de traiter cette question comme un modèle linéaire à composantes inobservées. Les équations (1) et (2-4) forment une représentation espace-état multivariée où les variables non observées sont les paramètres  $\alpha_{i,t}, \beta_{i,t}, \gamma_{j,i,t}$  ( $i, j \in [1,6]$ ) variables dans le temps qui peuvent être restaurées à l'aide du filtre de Kalman diffus. Les paramètres inconnus ( $\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \delta_{i,1}, \delta_{i,2}, \delta_{i,3}, \eta_{i,1,j}, \eta_{i,2,j}, \eta_{i,3,j}, \sigma_{e,i}, \sigma_\alpha, \sigma_\beta$  et  $\sigma_{\gamma_j}$ ) peuvent quant à eux être estimés par maximum de vraisemblance. Ce filtre fournit un traitement spécifique des conditions initiales en présence de composantes non stationnaires pour le début de l'échantillon. Une fois que l'effet des conditions initiales disparaît, le filtre devient un filtre de Kalman standard.

Les données pour *Large Cap* et *Mic Cap* sont manquantes en début de la période d'étude. Le filtre de Kalman (à traitement univarié des séries temporelles) est capable de traiter cette question. Il permet de construire l'inférence sur le vecteur d'état en utilisant seulement l'information disponible sur les observables à chaque date (Koopman et Durbin, 2000, Durbin et Koopman, 2001). C'est la raison pour laquelle nous sommes en mesure de mettre en œuvre l'estimation sur la période 1994 - 2015 et de fournir

des inférences pour les deux fonds *Large Cap* et *Mic Cap* en début d'échantillon.

Notre problème peut alors être résolu en trois étapes. Premièrement, la vraisemblance fournie par le filtre est maximisée par rapport aux paramètres inconnus. Deuxièmement, une fois l'estimation réalisée, le filtre est exécuté une fois de plus, conditionnellement aux paramètres estimés, pour obtenir les variables latentes filtrées. Enfin, le lisseur diffus de Kalman est appliqué une fois sur l'échantillon pour obtenir les variables latentes lissées. Cela fournit une évaluation plus stable et précise des variables non observées car, contrairement aux composantes filtrées, cette évaluation n'est plus basée sur l'information passée et présente mais sur toute l'information de l'échantillon (Durbin et Koopman, 2001, 2002).

Pour estimer notre modèle, nous avons construit une bibliothèque en Julia (Bezanson et al., 2017) contenant le filtre et le lisseur de Kalman, dans leurs versions diffuse et traditionnelle. L'estimation est réalisée par (quasi-)maximum de vraisemblance (en utilisant la méthode du simplexe et l'algorithme BFGS).

## 4. Résultats

### 4.1 L'exposition au risque de marché

La figure 2 présente les séries des  $\beta$  estimés des six stratégies (en bleu). Les lignes rouges représentent les  $\beta$  obtenus à partir du modèle équivalent mais avec des paramètres invariants dans le temps. La zone grisée correspond aux périodes de récession fournie par le NBER (*National Bureau of Economic Research*).

Les  $\beta$  de toutes les stratégies semblent varier considérablement dans le temps. Bien que la sensibilité de chaque stratégie aux conditions du marché diffère, dans le sens de variation ou dans l'ampleur des variations, ils forment clairement trois groupes avec des caractéristiques distinctes. Le premier groupe comprend *Growth* et *Growth Income*. Après des variations relativement faibles en début de période, leur  $\beta$  affichent une forte augmentation par rapport à 2006, avant une baisse spectaculaire et continue qui commence juste après l'éclatement de la crise des subprimes jusqu'à fin 2015. Si la crise financière de 2000 induit de petits changements de  $\beta$  pour *Growth* and *Growth Income*, la crise des subprimes de 2008 entraîne un grand changement dans l'exposition au marché de ces stratégies. Le deuxième groupe est constitué uniquement de *Large Cap*. Il commence au niveau le plus bas (par rapport aux autres stratégies) mais a considérablement et continuellement augmenté au fil du temps, la plus forte augmentation s'étant formée tout au long de la crise de 2000. Depuis 2008, il reste stable autour de 1. Contrairement à *Large Cap*, le  $\beta$  du troisième groupe incluant *Mid Cap*, *Small Cap* et *Mic Cap* montre globalement une diminution progressive et significative dans le temps, notamment pour *Mic Cap* qui affiche une baisse ininterrompue depuis le début de la période d'étude.

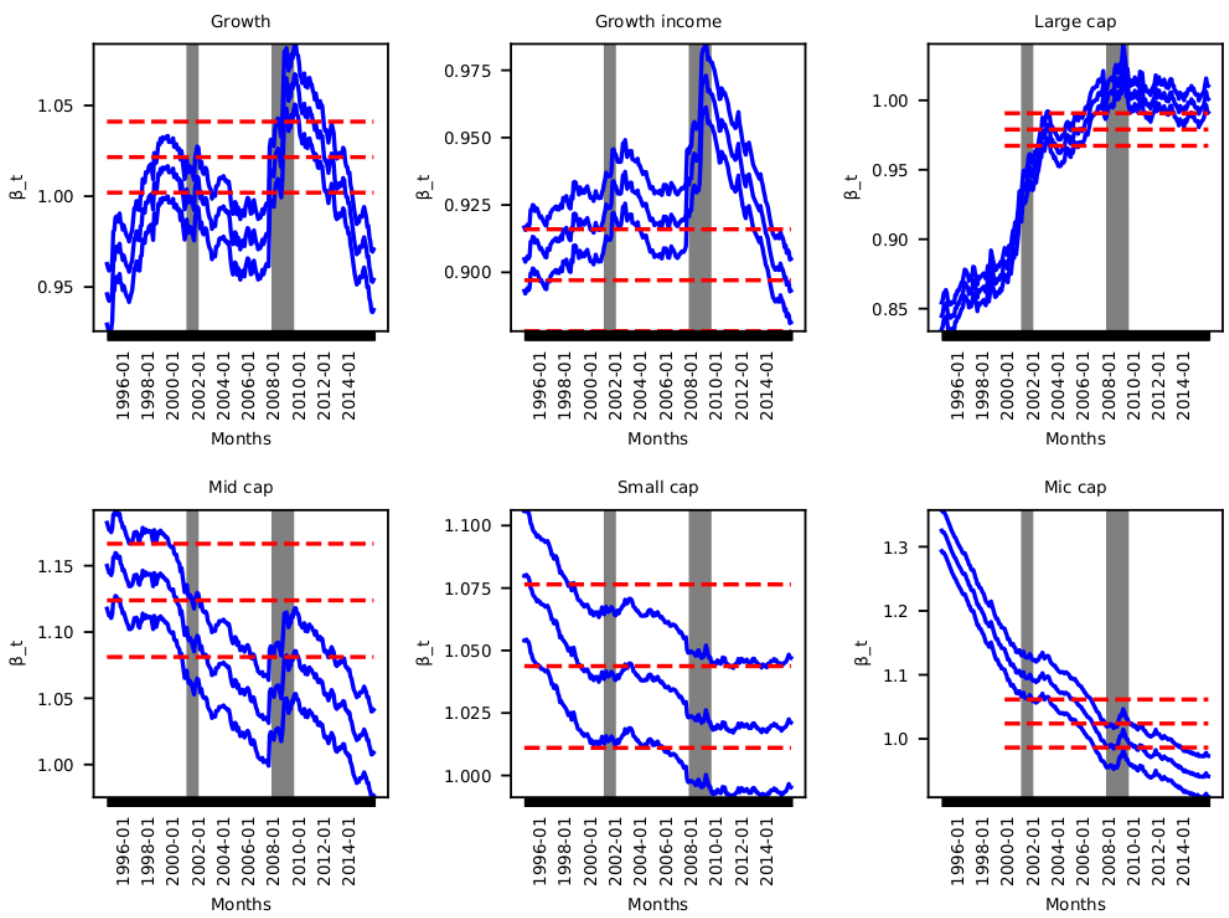
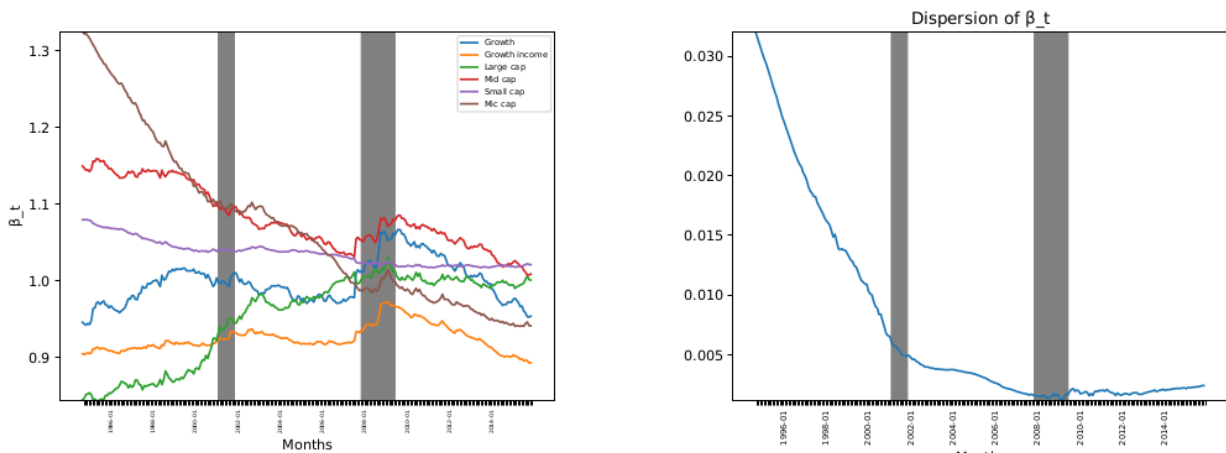


Figure 2 :  $\beta$  estimés pour chaque stratégie de *mutual funds*



Les six  $\beta$  (figure 3(a)) révèlent une convergence des stratégies au fil du temps malgré des changements de direction opposés. En d'autres termes, l'écart entre les  $\beta$  des stratégies se rétrécit. Pour mesurer cette convergence des stratégies, nous calculons la variance des  $\beta$  entre les stratégies à chaque date (figure 3(b)). Elle montre une baisse ininterrompue sur la période précédant la crise de 2000. Sur la période 1/1996-12/2001, la variance transversale des  $\beta$  est divisée par quatre. Une chute beaucoup plus faible s'observe entre les deux crises, avant une certaine stabilité depuis le début de la crise des subprimes et une timide remontée depuis 2012.



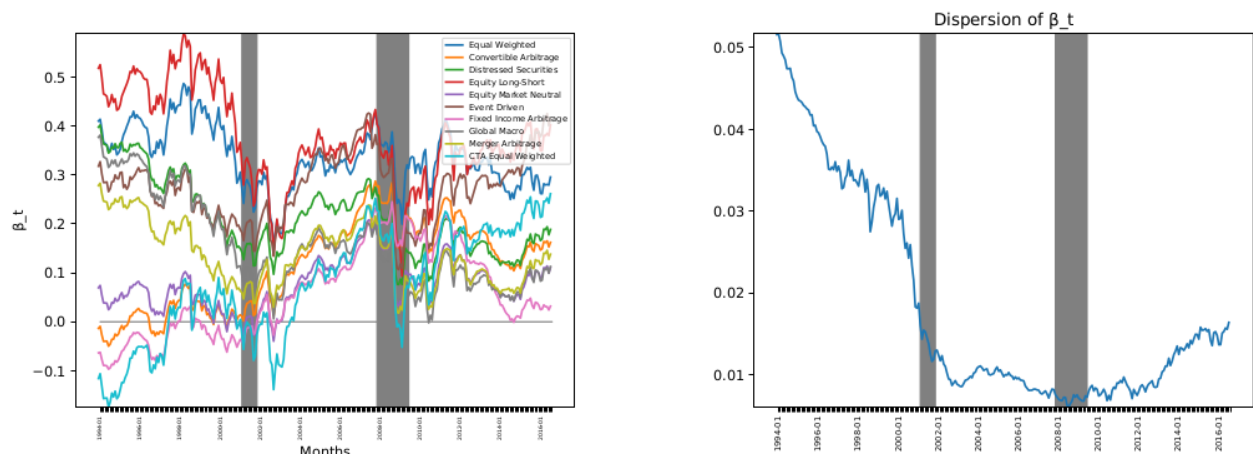
(a) Beta des *mutual funds*

(b) Variance en coupe des betas des *mutual funds*

**Figure 3 : Betas des stratégies de *mutual funds***

#### 4.2 L'exposition au risque de marché : *mutual funds* vs *hedge funds*

Nous appliquons ensuite notre modèle à dix indices de stratégies de *hedge funds* du CISDM. Les  $\beta$  obtenus pour chaque stratégie de *hedge funds* sont similaires à ceux de Racicot et Théoret (2016) (figure 4). L'exposition au risque de marché des stratégies de *hedge funds*, très différente en temps normal, devient homogène au cours des deux crises. La dispersion transversale des  $\beta$  des stratégies de *hedge funds*, assez importante au début de la période d'étude, diminue progressivement et semble augmenter depuis 2012.



(a) Beta des *hedge funds*

(b) Variance en coupe des betas des *hedge funds*

**Figure 4 : Betas des stratégies de *hedge funds***

Bien que nous observions une certaine similitude avec la dynamique temporelle des  $\beta$  des *mutual funds*, la dispersion transversale des  $\beta$  des *hedge funds* est beaucoup plus importante que celle des stratégies de *mutual funds*. Ce résultat n'est pas surprenant étant donné que les stratégies de *hedge funds* diffèrent davantage les unes des autres que les stratégies de *mutual funds* dont les investissements se concentrent sur des actions américaines.

### 4.3 L'exposition aux autres risques

La figure 5 montre également des expositions variables dans le temps de toutes les stratégies de *mutual funds* à d'autres sources de risques (sauf pour SMB ( $\gamma_1$ ) qui reste assez stable). Cependant, il n'y a pas de modèle clair de divergence ou de convergence, à l'exception des  $\gamma_3$  qui représentent le facteur *momentum* (MOM) répliquant un portefeuille acheteur de titres haussiers et vendeur de titres baissiers. Nous retrouvons ici le même schéma de variation temporelle que pour les  $\beta$ . Toutes les six stratégies de *mutual funds* soit augmentent soit diminuent leur exposition au facteur *momentum*, mais dans l'ensemble, elles affichent un niveau d'exposition très proche, notamment autour de l'éclatement de la crise des subprimes. Ce résultat suggère que les gérants de *mutual funds*, quelque soit la stratégie poursuivie, ont tendance à tous pratiquer l'achat des (mêmes) titres dont le prix est en cours de hausse et en parallèle la vente des (mêmes) titres dont le prix est en cours de baisse.

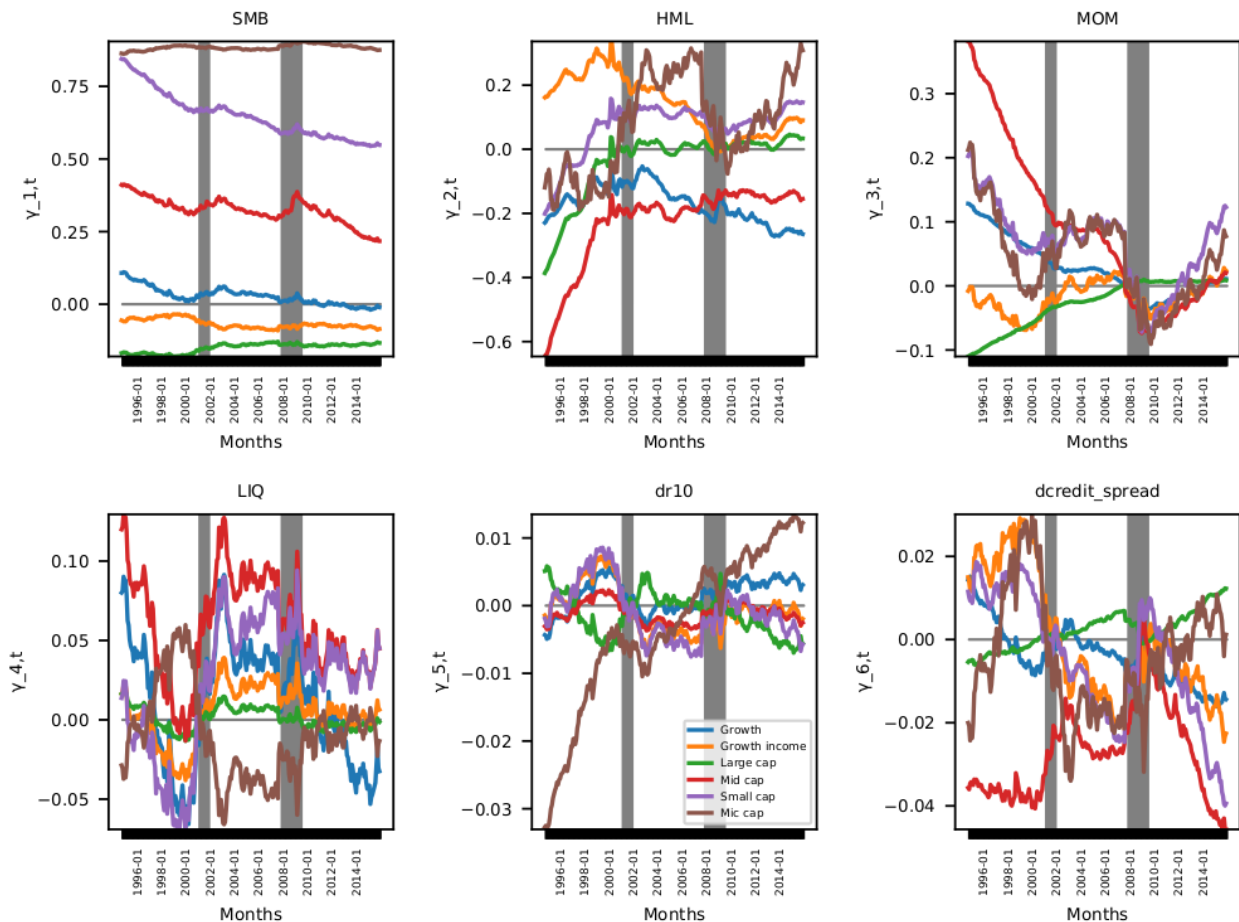


Figure 5 : Gammas variables des stratégies des *mutual funds*

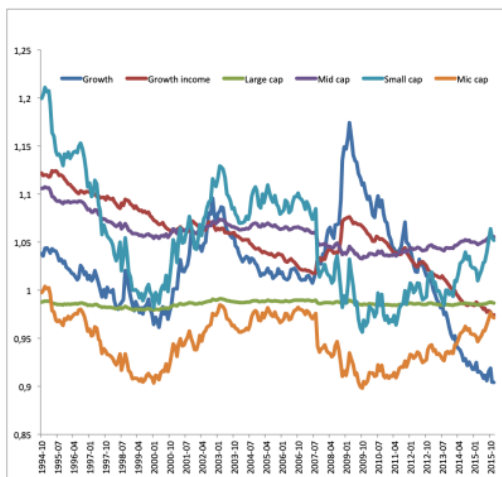
## 5. L'exposition au risque de marché et la gestion active

Dans cette section, nous nous focalisons sur l'évolution temporelle de l'exposition au risque de marché, les  $\beta$ , des six stratégies de *mutual funds*. A l'inverse des autres sources de risque qui sont diversifiables, le risque de marché représente un enjeu particulier pour les investisseurs en matière de diversification de portefeuille et pour les régulateurs en termes de risque systémique.

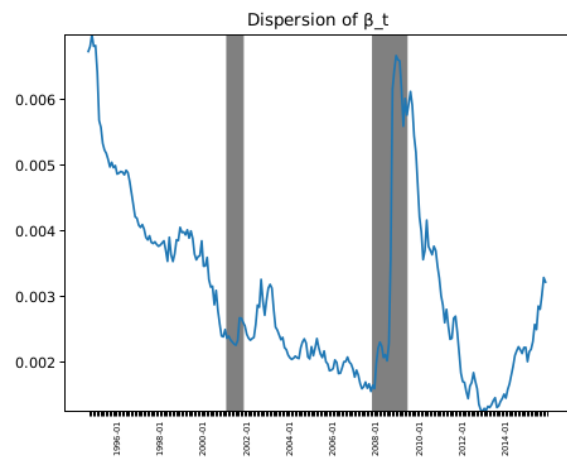
D'où vient la dynamique des  $\beta$  ? Elle peut résulter d'un rééquilibrage délibéré des actifs par les gérants de fonds, mais peut également être la conséquence de la variation dans le temps des  $\beta$  des actions individuelles. Il est bien établi que le bêta des titres individuels peut ne pas être toujours constant (Ferson et Harvey, 1991, 1993 ; Ferson et Korajczyk, 1995) et de nombreuses actions individuelles ont des  $\beta$  différents à la hausse et à la baisse (Ang et al., 2002). En outre, les corrélations entre des actifs varient dans le temps et ont tendance à augmenter en période de tension sur les marchés financiers (Bollerslev et al., 1988 ; Jorion, 2000 ; Moskowitz, 2003 ; Engle et Sheppard, 2006, entre autres). Par conséquent, les portefeuilles composés de ces titres sont attendus d'afficher non seulement des bêtas variant dans le temps mais aussi corrélés.

Pour mieux comprendre les sources de convergence des  $\beta$  des stratégies de *mutual funds*, nous les comparons avec des  $\beta$  de portefeuilles similaires construits passivement en suivant la même stratégie d'investissement. À cette fin, nous utilisons les portefeuilles pondérés en fonction de la valeur des titres proposés par Fama-French. Pour chacun de ces portefeuilles, les pondérations des actions individuelles sont calculées en fonction de leurs poids par rapport à la taille de l'ensemble du marché boursier. Ces portefeuilles sont dits naïfs, contrairement aux portefeuilles « intelligents » gérés activement par les gérants de *mutual funds*. Ainsi, *Growth* est comparé avec le premier quintile d'actions américaines triées par le ratio bénéfice/cours ; *Growth Income* est comparé à un portefeuille composé de 50 % du premier quintile d'actions américaines ayant le plus bas ratio bénéfice/cours et de 50 % du cinquième quintile d'actions avec le plus haut ratio bénéfice/cours. De même, la référence des *Micro Cap*, *Small Cap*, *Mid Cap* et les stratégies *Large Cap* sont respectivement le premier quintile, le deuxième quintile, le troisième et le quatrième quintile équipondérés, et le cinquième quintile d'actions américaines triées par leur capitalisation boursière.

Nous appliquons donc notre modèle à ces portefeuilles de référence pour obtenir des séries de  $\beta$  « naïfs » (figure 6).



(a) Beta des portefeuilles naïfs des *mutual funds*

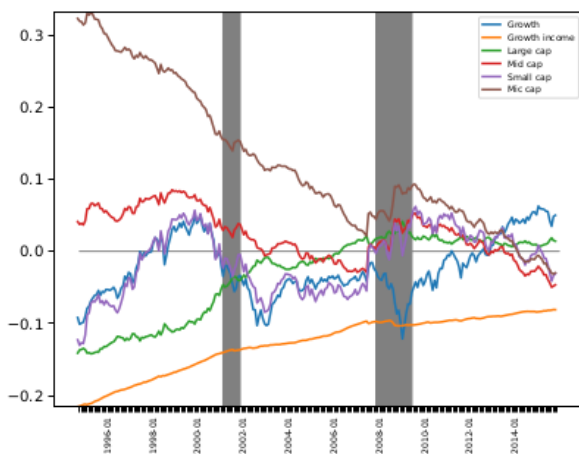


(b) Variance en coupe des betas des portefeuilles naïfs des *mutual funds*

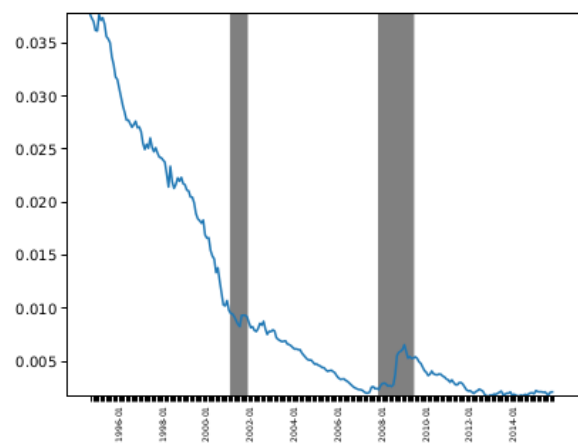
**Figure 6 : Betas des portefeuilles naïfs**

Comme prévu et à l'instar des études précédentes, nous trouvons que les  $\beta$  des portefeuilles naïfs varient considérablement dans le temps mais de façon très différente de ce qui a été observé sur les stratégies équivalentes des *mutual funds* (figure 6(a)). Une comparaison stratégie par stratégie montre que dans certains cas, la variation évolue dans le même sens mais que l'amplitude diffère ; dans d'autres cas, la différence réside dans le sens de variation. Par exemple, pour la stratégie *Large Cap*, le  $\beta$  du portefeuille naïf reste exceptionnellement stable sur l'ensemble de la période tandis que le portefeuille géré par les fonds affiche un  $\beta$  croissant. Dans l'ensemble, malgré la tendance à varier dans le temps, il n'y a aucun signe clair de convergence des  $\beta$  naïfs. Néanmoins, la variance transversale des  $\beta$  naïfs indique une dispersion décroissante observée à partir du début de la période jusqu'au début de la crise de 2008. Cette dispersion s'élargit considérablement au cours des deux premières années de la crise, puis diminue progressivement au cours des deux années suivantes avec une nouvelle augmentation depuis 2013. Par ailleurs, nous remarquons également une différence significative en termes d'échelle entre la variance transversale des fonds et celle des portefeuilles naïfs. Alors que le premier varie entre 0,0011 et 0,032, ce dernier est compris entre 0,001 et 0,007. Ces résultats suggèrent donc que par construction, ces stratégies d'investissement de *mutual funds* partagent un certain niveau de similitude en termes d'exposition au risque de marché. Cette similitude provient certainement du  $\beta$  des actions individuelles. La gestion active des portefeuilles de *mutual funds* est censée permettre une meilleure distinction entre ces stratégies, au moins en termes de risque de marché. Or, le résultat suggère de plus forte ressemblance entre celles-ci. Par conséquent, nous pouvons supposer que la convergence progressive des  $\beta$  est probablement due à une diminution progressive du niveau de gestion active.

Afin de quantifier la contribution des actions délibérées des gérants de *mutual funds* dans la convergence observée des  $\beta$  des stratégies, nous calculons la différence entre les  $\beta$  de stratégies de fonds et des portefeuilles naïfs (figure 7(a)). Une différence positive (négative) révèle une augmentation (une diminution) du  $\beta$  délibérément entrepris par les gérants de fonds, par rapport au portefeuille équivalent naïvement construit suivant la même stratégie. Pour les stratégies *Growth*, *Mid Cap* et *Small Cap*, le  $\beta$  est revu tantôt à la hausse, tantôt à la baisse. Pour la stratégie *Mic Cap*, il y a un schéma clair d'augmentation significative du  $\beta$  mais l'ampleur de la hausse diminue progressivement ; depuis 2013, il y a même une petite réduction du  $\beta$  géré (la différence est négative). Pour la stratégie *Large Cap*, on observe le schéma inverse, c'est-à-dire une forte baisse du  $\beta$  au début puis un  $\beta$  faiblement augmenté depuis 2006. Pour la stratégie *Growth Income*, le  $\beta$  géré est toujours plus petit que le  $\beta$  naïf, mais l'écart diminue avec le temps. Dans l'ensemble, l'ampleur de la gestion du  $\beta$  est assez importante au début de la période étudiée, mais diminue nettement avec le temps. La diminution de la composante gérée du  $\beta$  devient de plus en plus prononcée, notamment autour de l'éclatement de la crise de 2008. La dispersion réduite des ajustements de  $\beta$  illustrée à la figure 7(b) confirme cette analyse.



(a) Ajustement délibéré des Beta



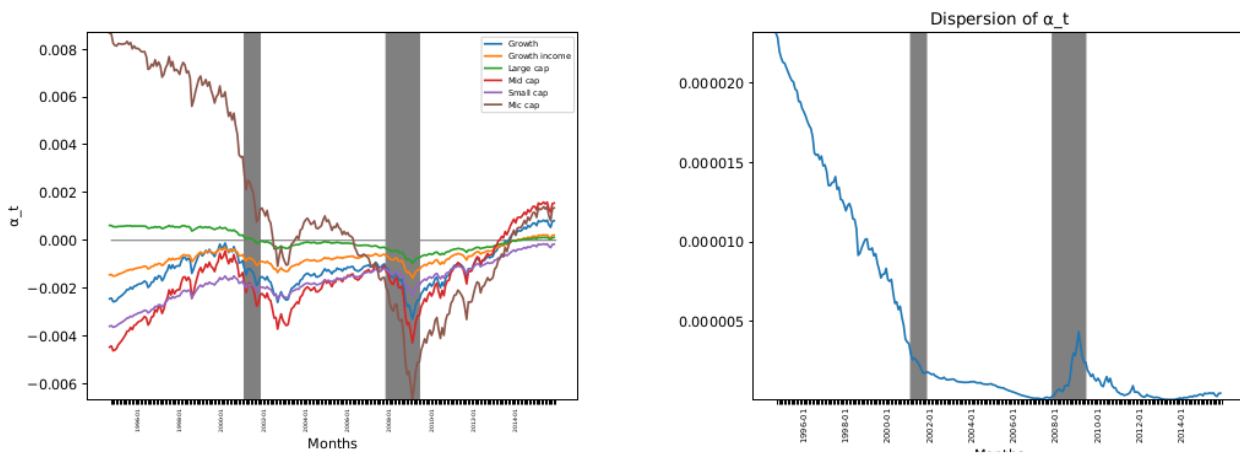
(b) Variance en coupe des ajustements délibérés des betas

**Figure 7 :** Ajustements des Betas des gérants de *mutual funds*

## 6. La dynamique des *alphas* au cours du temps

Si les coefficients  $\beta$  et  $\gamma$  quantifient l'exposition aux différentes sources de risque de fonds,  $\alpha$  mesure leur capacité à sélectionner avec succès les titres sur- ou sous-évalués et d'en tirer profit. Un  $\alpha$  positif (négatif) indique la présence (l'absence) de cette capacité de sélectivité. La figure 8 illustre la dynamique des  $\alpha$  des *mutual funds* au cours de la période étudiée. Deux observations méritent notre attention. Premièrement, pour la plupart des stratégies,  $\alpha$  varie dans le temps mais est souvent négatif, conformément aux résultats obtenus dans la littérature qui documente très peu d'habileté en sélection des titres des gérants de *mutual funds*. Comme prévu, la pire performance a été enregistrée autour des crises de 2008. Deuxièmement, la dynamique des  $\alpha$  partage une forte similitude avec la dynamique de l'exposition au risque de marché. Plus

précisément, nous notons aussi une certaine convergence des six séries  $\alpha_t$  qui s'amorce autour de l'éclatement de la bulle internet et persiste ensuite. Cependant, bien qu'au cours de la période autour de 2008, les bêtas de toutes les stratégies convergent, les alphas des fonds deviennent plus dispersés au cours de cette même période puis convergent progressivement.



(a) Alphas des *mutual funds*

(b) Variance en coupe des alphas

**Figure 8 :** Alphas des stratégies des *mutual funds*

## 7. Conclusion

Nous avons appliqué et étendu l'approche de Racicot et Théoret (2016) à six indices de *mutual funds* américains poursuivant des styles d'investissement distincts qui se concentrent sur les actions domestiques pour la période 1994 – 2015. Nous avons observé que les gérants de *mutual funds* gèrent activement l'exposition aux risques de leur portefeuille et ne se contentent plus de suivre une stratégie d'achat-conservation traditionnelle. Nos résultats démontrent une convergence progressive accrue de leur exposition aux différentes sources de risque, notamment au risque de marché, au cours de la période, ce qui les rend de plus en plus homogènes. L'ampleur de ce phénomène est non seulement significative mais elle s'amplifie encore particulièrement depuis 2008. Puisque l'évolution temporelle de l'exposition aux risques des portefeuilles équivalents construits de façon passive suit un schéma très différent de celle observée chez des portefeuilles gérés par les *mutual funds*, nous suspectons que cette convergence de l'exposition au risque de marché émane de la gestion active des gérants et pourrait provenir, soit des détentions d'actifs identiques ou similaires des *mutual funds*, soit des modèles de *trading* plus ou moins proches. La tendance de convergence très nette des coefficients associés au facteur *momentum* suggère que les gérants ont une propension à l'achat des titres haussiers en parallèle à la vente des titres baissiers. Nous notons également la même évolution du risque de marché des *hedge funds*, qui corrobore l'étude de Racicot et Théoret (2016).

En raison de la disponibilité de données, notre étude ne nous permet pas d'établir une relation directe entre les comportements mimétiques et les expositions convergentes au risque de marché des gérants de *mutual funds*. Néanmoins, cette dynamique est cohérente avec les phénomènes de « *fly-to-quality* » ainsi

que de mimétisme couramment observés chez des institutions financières, en particulier en période de forte incertitude et de tension sur les marchés. La prévalence de comportements de prise de risque de plus en plus convergents observés des fonds soulève deux préoccupations. D'une part, cela implique que le *mutual funds* américains, malgré leurs stratégies officiellement distinctes, n'offrent pas suffisamment d'outils de diversification des risques aux investisseurs. D'autre part, en cas de chocs négatifs (positifs) importants, de tels schémas de prise de risque des gérants de *mutual funds* et aussi de *hedge funds* pourraient provoquer des krachs boursiers (ou bulles) et ainsi conduire à une potentielle instabilité des marchés financiers.

## 8. Références

- Alexander, C. and Dimitriu, A. (2005). Detecting Switching Strategies in Equity Hedge Funds Returns. *Journal of Alternative Investments*, 8(1):7-13.
- Ang, A., Chen, J., and Xing, Y. (2002). Downside Correlation and Expected Stock Returns. USC Finance & Business Econ. Working Paper No. 01-25.
- Avramov, D., Kosowski, R., Naik, N., and Teo, M. (2011). Hedge Funds, Managerial Skill, and Macroeconomic Variables. *Journal of Financial Economics*, 99(3):672-692.
- Bali, T. G., Brown, S. J., and Caglayan, M. O. (2012). Systematic Risk and the Cross-Section of Hedge Fund Returns. *Journal of Financial Economics*, 106:114-131.
- Bali, T. G., Brown, S. J., and Caglayan, M. O. (2014). Macroeconomic Risk and Hedge Fund Returns. *Journal of Financial Economics*, 114:1-19.
- Bams, D., Otten, R., and Ramezanifar, E. (2015). Objective Misclassification and Mutual Fund Performance. Working Paper.
- Basak, S., Pavlova, A., and Shapiro, A. (2007). Optimal Asset Allocation and Risk Shifting in Money Management. *Review of Financial Studies*, 20(5):1583-1621.
- Bezanson, J., Edelman, A., Karpinski, S. & Shah, V. (2017). Julia: a Fresh Approach to Numerical Computing', *SIAM Review*, 59:65-98.
- Bollerslev, T., Engle, R., and Woolridge, J. (1988). A Capital Asset Pricing Model with Time Varying Covariances. *Journal of Political Economy*, 96:116-131.
- Borensztein, E. and Gelos, G. (2001). A Panic-Prone Pack? The Behavior of Emerging Market Mutual funds. Working Paper 00/198, IMF. Working Paper No. 00/198.
- Brown, K. C., Harlow, W. V., and Starks, L. T. (1996). Of Tournaments and Temptations: An Analysis of Managerial Incentives in the Mutual Fund Industry. *Journal of Finance*, 51(1):85-110.
- Brown, K., Harlow, W. and Zhang, H. (2009). Staying the Course: The Role of Investment Style Consistency in the Performance of Mutual Funds. University of Texas Austin Working Paper.
- Brunnermeier, M. K. and Nagel, S. (2004). Hedge Funds and the Technology Bubble. *Journal of Finance*, 59(5):2013-2040.
- Cao, C., Chen, Y., Liang, B., and Lo, A. (2013). Can Hedge Funds Time Market Liquidity? *Journal of Financial Economics*, 109(2):493-516.
- Cao, C., Iliev, P. and Velthuis, R. (2017). Style Drift: Evidence from Small-Cap Mutual Funds. *Journal of Banking and Finance*, 78: 42-57
- Carhart, M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *Journal of Finance*, 52:57-82.
- Celiker, U., Chowdhury, J., and Sonaer, G. (2015). Do Mutual funds Herd in Industries? *Journal of Banking and Finance*, 52:1-16.
- Chan, I., Chen, H. and Lakonishok, J. (2002). On Mutual Fund Investment Styles. *Review of Financial Studies*, 15:1407-1437.
- Chen, H.-I. and Pennacchi, G. G. (2009). Does Prior Performance Affect a Mutual Fund's Choice of Risk? Theory and

Further Empirical Evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(4):745–775.

- Chen, Y. and Liang, B. (2007). Do Market Timing Hedge Funds Time The Market? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 42(4):827–856.
- Chen, H., Cohen, L. and Gurun, U. G. (2021). Don't Take Their Word for It: The Misclassification of Bond Mutual Funds. *Journal of Finance*, 76(4):1699–1730.
- Chevalier, J. A. and Ellison, G. (1999). Careers Concerns of Mutual Fund Managers. *Quarterly Journal of Economics*, 114:389–432.
- Choi, N. and Sias, R. W. (2009). Institutional Industry Herding. *Journal of Financial Economics*, 94:469–491.
- Cuthbertson, K., Nitzsche, D., and O'Sullivan, N. (2010). The Market Timing Ability of UK Mutual funds. *Journal of Business Finance & Accounting*, 37:270–289.
- Deng, K., Hung, S., and Qiao, Z. (2018). Mutual Fund Herding and Stock Price Crashes. *Journal of Banking & Finance*, 94:166–184.
- Durbin J. & Koopman S. J. (2001). *Time Series Analysis by State-Space Methods*, Oxford.
- Durbin, J. and Koopman S. J. (2002). A simple and Efficient Simulation Smoother for State Space Time Series Analysis. *Biometrika*, 89:603–616.
- Elton, E. J., Gruber, M. J., and Blake, C. R. (2011). Holdings Data, Security Returns and the Selection of Superior Mutual funds. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 46(2):341–367.
- Elton, E. J. and Gruber, M. J. and Blake, C. R. (2011). An Examination of Mutual Fund Timing Ability Using Monthly Holdings Data. *Review of Finance*, 0:1–27.
- Engle, R. and Sheppard, K. (2006). Estimation and Testing of Time-Varying Covariance with Many Assets. Unpublished Working Paper.
- Falkenstein, E. (1996). Preferences for Stock Characteristics As Revealed by Mutual Fund Portfolio Holdings. *Journal of Finance*, 53:111–135.
- Ferson, W. and Harvey, C. (1991). The Variation of Economic Risk Premiums. *Journal of Political Economy*, 99:385–415.
- Ferson, W. and Harvey, C. (1993). The Risk and Predictability of International Equity Returns. *Review of Economic Studies*, 6:527–66.
- Ferson, W. and Korajczyk, R. (1995). Do Arbitrage Pricing Models Explain the Predictability of Stock Returns? *Journal of Business*, 68(3):309–49.
- Ferson, W. and Schadt, R. (1996). Measuring Fund Strategy and Performance in Changing Economic Conditions. *Journal of Finance*, 51:425–462.
- Frey, S., Herbst, P., and Andreas, W. (2014). Mutual Fund Herding - A Structural Approach. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 32:219–239.
- Fricke, C. and Fricke, D. (2021). Vulnerable Asset Management? The Case of Mutual Funds. *Journal of Financial Stability*, 52.
- Fung, W. and Hsieh, D. A. (1997). Empirical Characteristics of Dynamic Trading Strategies: The Case of Hedge Funds. *Review of Financial Studies*, 10(2):275–302.
- Fung, W. and Hsieh, D. A. (2001). The Risk in Hedge Fund Strategies: Theory and Evidence from Trend Followers. *Review of Financial Studies*, 14(2):313–341.
- Fung, W. and Hsieh, D. A. (2004). Hedge Fund Benchmarks: A Risk-Based Approach. *Financial Analysts Journal*, 60(5):65–80.
- Grinblatt, M., Titman, S., and Wermers, R. (1995). Momentum Investment Strategies, Portfolio Performances and Herding: A Study of Mutual Fund Behavior. *American Economic Review*, 85:1088–1105.
- Henriksson, R. and Merton, R. (1981). On Market Timing and Investment Performance II: Statistical Procedures for Evaluating Forecasting Skills. *Journal of Business*, 54:513–533.
- Jiang, G. J., Yao, T., and Yu, T. (2007). Do Mutual Funds Time the Market? Evidence From Portfolio Holdings. *Journal of Financial Economics*, 86(3):724–758.
- Jiang, H. and Verardo, M. (2018). Does Herding Behavior Reveal Skill? An Analysis of Mutual Fund Performance. *Journal of Finance*, 73(5):2229–2269.



- Jiao, Y. and Ye, P. (2014). Mutual Fund Herding in Response to Hedge Fund Herding and the Impacts on Stock Prices. *Journal of Banking & Finance*, 49:131–148.
- Jorion, P. (2000). Risk Management Lessons From Long-Term Capital Management. *European Financial Management*, 6:277–300.
- Kacperczyk, M., Van Nieuwerburgh, S., and Veldkamp, L. (2014). Time-Varying Fund Manager Skill. *Journal of Finance*, 69(4):1455–1484.
- Kempf, A., Ruenzi, S., and Thiele, T. (2009). Employment Risk, Compensation Incentives, and Managerial Risk Taking: Evidence from the Mutual Fund Industry. *Journal of Financial Economics*, 92(1):92–108.
- Koopman S.J. and Durbin J., (2000). Fast Filtering and Smoothing for Multivariate State Space Models. *Journal of Time Series Analysis*, 21(3):281-296.
- Kosowski, R. (2011). Do Mutual Funds Perform When It Matters Most to Investors? US Mutual Fund Performance and Risk in Recessions and Expansions. *Quarterly Journal of Finance*, 1(3):607–664.
- Lakonishok, J., Shleifer, A., and Vishny, R. (1992). The Impact of Institutional Trading on Stock Prices. *Journal of Financial Economics*, 32:23–43.
- Lee, K.S. (2020), Macroprudential Stress Testing : A Proposal for the Luxembourg Investment Fund Sector, Working paper N° 141, Banque Centrale du Luxembourg.
- Mamaysky, H., Spiegel, M. and Zhang, H. (2008). Estimating the Dynamics of Mutual Fund Alphas and Betas. *Review of Financial Studies*, 21:233–264.
- Moskowitz, T. (2003). An Analysis of Covariance Risk and Pricing Anomalies. *Review of Financial Studies*, 16:417–457.
- Moskowitz, T. and Grinblatt, M. (1999). Do Industries Explain Momentum? *Journal of Finance*, 54:1249–1290.
- Moskowitz, T. J. (2000). Discussion: Mutual Fund Performance: An Empirical Decomposition Into Stock-Picking Talent, Style, Transaction Costs, and Expenses. *Journal of Finance*, 55:1655–1703.
- Namvar, E., Philips, B., Pukhuanthong, K., and Rau, P. R. (2016). Do Hedge Funds Dynamically Manage Systematic Risk? *Journal of Banking & Finance*, 64:1–15.
- Pastor, L. and Stambaugh, R. F. (2003). Liquidity Risk and Expected Stock Returns. *Journal of Political Economy*, 111:642–685.
- Patton, A. J. and Ramadorai, T. (2013). On the High-Frequency Dynamics of Hedge Fund Risk Exposures. *Journal of Finance*, 68(2):597–635.
- Racicot, F.-É. and Théoret, R. (2013). The Procyclicality of Hedge Fund Alpha and Beta. *Journal of Derivatives and Hedge Funds*, 19(2):109–128.
- Racicot, F.-É. and Théoret, R. (2014). Procyclicality and Diversification in the Hedge Fund Industry in the Aftermath of the Subprime Crisis. *Journal of Derivatives and Hedge Funds*, 10(2):207–240.
- Racicot, F.-É. and Théoret, R. (2016). Macroeconomic Shocks, Forward-Looking Dynamics, and the Behavior of Hedge Funds. *Journal of Banking & Finance*, 62:41–61.
- Scharfstein, D. S. and Stein, J. C. (1990). Herd Behavior and Investment. *American Economic Review*, 80:465–479.
- Sias, R. W. (2004). Institutional Herding. *Review of Financial Studies*, 17(1):165–2006.
- Swinkels, L. and Van Der Sluis, P. J. (2006). Return-Based Style Analysis with Time Varying Exposures, *The European Journal of Finance*, 12(6-7):529-552.
- Treynor, J. and Mazuy, K. (1966). Can Mutual funds Outguess the Market? *Harvard Business Review*, 44:131–136.
- Wermers, R. (1999). Mutual Fund Herding and The Impact on Stock Prices. *Journal of Finance*, 54:581–622.
- Wermers, R. (2012). A Matter of Style: The Causes and Consequences of Style Drift in Institutional Portfolios, University of Maryland Working paper?