

Mémoire de Recherche

Le comportement gréginaire des gestionnaires de fonds communs de placement décomposé à l'aide de la théorie des réseaux

Réalisé par :

Mathieu BERNARD

Sous la supervision de :

Claudia CHAMPAGNE, Ph. D.

Frank COGGINS, Ph. D.

Aymen KAROUI, Ph. D.

DÉPARTEMENT DE FINANCE

Faculté d'administration

Université de Sherbrooke

Maîtrise en finance

Université de Sherbrooke

Septembre 2016

Table des matières

I. Introduction	6
2. Objectifs et contributions potentiels du mémoire	8
3. Les FCP en chiffres	9
4. Revue de littérature	10
4.1 Définitions de la littérature	10
4.1.1 Définitions du comportement grégaire	10
4.1.2 Efficience, rationalité et information.....	11
4.1.3 Les sources de grégarité	12
4.1.3.1 Les cascades d'information.....	13
4.1.3.2 Les problèmes d'agence.....	15
4.1.3.3 Corrélation temporelle de l'information	17
4.1.3.4 Les manies.....	18
4.1.3.5 Les caractéristiques spécifiques.....	19
4.1.3.6 Le cas spécial du momentum.....	20
4.1.3.7 Discussion.....	21
4.2 L'identification du comportement grégaire et résultats empiriques	22
4.2.1 La mesure de Lakonishok et al. (1992) : Grégarité contemporaine au niveau des actions	23
4.2.2 La mesure de Wermers (1995) : Corrélation temporelle des transactions	25
4.2.3 Les mesures de Christie et Huang (1995), de Chang et al. (2000) et Hwang et Salmon (2001): Mesures de dispersion contemporaines.....	26
4.2.4 La mesure de Sias (2004) : Corrélation temporelle des demandes	31
4.2.5 La mesure de Koch (2014).....	34
4.3 Autres études parallèles et discussion.....	35
5. La théorie des réseaux	38
5.1 Conception d'un réseau.....	39
5.2 Mesures de centralité	43
5.2.1 La mesure du degré et de la force	43
5.2.2 Distance géodésique	43
5.2.3 <i>Closeness</i>	45
5.2.4 Betweenness	46
5.2.5 Coefficient de rapprochement.....	47

5.2.6 Eigen vector centrality	49
5.2.7 La densité d'un réseau	50
5.3 Modèles de réseau.....	50
5.3.1 Structure aléatoire	51
5.3.2 Structure <i>Scale-Free</i> et attachement préférentiel.....	52
5.3.3 Structure d'un monde petit (<i>Small-World</i>)	55
5.4 Réseaux et fonds d'investissement.....	57
5.4.1 Littérature reliant les réseaux et les FCP	57
6. Cadre théorique	63
6.1 Les structures de réseaux et le comportement gréginaire.....	63
6.1.1 Structure <i>Scale-Free</i> et comportement gréginaire	64
6.1.2 Structure Small-World et comportement grégaire.....	66
6.2 Les types de gestionnaires et le comportement grégaire	66
6.2.1 Les caractéristiques des gestionnaires	67
6.2.1.1 Le comportement contemporain.....	69
6.2.1.2 Le comportement suiveur.....	70
6.2.1.3 Le comportement leader	70
6.2.2 Stress financier et comportement grégaire	71
7. Cadre expérimental.....	72
7.1 Construction des réseaux.....	72
7.2 Mesures de centralité	75
7.3 Calcul de la mesure LSV	77
7.4 Test des hypothèses de recherche	78
7.4.1 Test des hypothèses H1 et H2.....	78
7.4.2 Test des hypothèses H3 et H4.....	81
7.4.3 Test des hypothèses H5, H6 et H7	82
7.4.3.1 Identification des types de gestionnaires et caractéristiques de l'échantillon	82
7.4.3.2 Mesures des actions transigées	85
7.4.3.3 Caractérisation des types de gestionnaires	86
7.4.3.4 Rendements des transactions et des portefeuilles.....	87
7.4.4 Test de l'hypothèse 8	90
8. Données et échantillon	92
8.1 Les données spécifiques des firmes.....	92

8.2 Construction de l'échantillon de FCP et leur détention d'actions	93
9. Analyse des résultats	95
9.1 Analyses des réseaux	95
9.2 La mesure LSV	96
9.3 Les structures <i>Scale-Free</i> (H1 et H2)	97
9.3.1 Analyse des structures <i>Scale-Free</i>	97
9.3.2 Conclusion des hypothèses H1 et H2	99
9.4 Les structures <i>Small-World</i> (H3 et H4)	100
9.4.1 Analyse des structures <i>Small-World</i> globales	100
9.4.2 Alternative à la structure du <i>Small-World</i> globale	102
9.4.3 Conclusions des hypothèses H3 et H4	103
9.5 Les types de gestionnaires et leurs caractéristiques	104
9.5.1 Caractérisation des gestionnaires	109
9.5.1.1 Les gestionnaires acheteurs-contemporains	110
9.5.1.2 Les gestionnaires vendeurs-contemporains	113
9.5.1.3 Les gestionnaires acheteurs-suiveurs	114
9.5.1.4 Les gestionnaires vendeurs-suiveurs	117
9.5.1.5 Les gestionnaires acheteurs-leaders	118
9.5.1.6 Les gestionnaires vendeurs-leaders	120
9.5.2 Conclusions des types de gestionnaires	121
9.6 Liens entre le comportement et les structures de réseau	122
10. Conclusion	124
Bibliographie	127
Articles scientifiques	127
Livres	135
Annexe 1 : Notations des mesures de réseaux	136
Annexe 2 : Notations spécifiques aux actions	137
Annexe 3 : Notations spécifiques aux fonds	138
Annexe 4 : Notations des variables macroéconomiques	139
Annexe 5 : Tableaux de la section 9	140
Annexe 6 : Résultats supplémentaires	196

Remerciements

Je voudrais d'abord remercier ma directrice Claudia Champagne qui m'a guidé tout au long de mon mémoire. Elle m'a également donné la possibilité de me consacrer à la recherche en m'offrant un support financier sous forme de bourses et en me donnant l'opportunité de travailler comme assistant de recherche tout au long de ma maîtrise. Cela m'a entre autres permis de développer mon plein potentiel et d'acquérir de l'expérience en recherche.

Je remercie également mes lecteurs Frank Coggins et Aymen Karoui qui m'ont donné de judicieux conseils.

I. Introduction

Le 19 octobre 2015, le Canada subit sa deuxième « Trudeaumanie » et élu Justin Trudeau comme premier ministre, formant ainsi un gouvernement majoritaire Libéral. Revirement assez spectaculaire, car le Parti libéral du Canada avait terminé troisième lors des dernières élections. On utilisa l'expression « Trudeaumanie » pour la première fois lorsque Pierre-Elliott Trudeau, le père de Justin, entra au pouvoir le 14 décembre 1967¹. À cette époque, l'homme exerce une influence considérable sur la population canadienne et sera à la tête du Canada pour près de 20 ans. Comment expliquer ce phénomène ? Certaines personnes maîtrisent un pouvoir d'attraction sur les autres et cela se traduit en comportement gréginaire chez la population affectée. Sans même le savoir, certains d'entre nous délaisseront leurs convictions et se laisseront emporter par des mouvements populaires politiques. La vague orange au Québec à l'élection fédérale de 2011 et la popularité de Barack Obama en 2008 aux États-Unis, en sont aussi deux bons exemples. Ce genre de comportement est naturel et peut se refléter dans d'autres sphères que la politique. Par exemple, dans le domaine de l'investissement, certains gestionnaires délaisseront leur information privée afin de copier celle des autres. On peut donc imaginer que plus un gestionnaire est admiré au sein d'une communauté et habile afin de propager ses décisions d'investissements, plus il a de chance d'exercer un pouvoir d'attraction sur les autres.

L'objectif général de cette recherche consiste à étudier le comportement et l'interaction entre les gestionnaires de fonds commun de placement (ci-après FCP) en utilisant des mesures obtenues à l'aide de la théorie des réseaux. Plus précisément, l'emphase sera mise sur le comportement gréginaire des gestionnaires de FCP. Ce comportement consiste essentiellement à l'aliénation d'une décision d'investissement en fonction des agissements des autres, c'est-à-dire l'imitation du comportement d'autrui. La littérature est déjà assez riche sur le sujet, mais les conclusions diffèrent selon la méthode utilisée. Par contre, la théorie des réseaux est une méthode rarement utilisée pour expliquer le comportement gréginaire. Pourtant, les outils que comprend cette théorie peuvent expliquer certaines interactions entre les différents gestionnaires de FCP et peuvent dévoiler des phénomènes qui ne peuvent pas être expliqués à l'aide de méthodes conventionnelles. L'identification de communautés et de *hubs* en sont de

¹ Pierre Gince, ARP, « La Trudeaumanie, de P.E.T. à Justin », *Direction communications stratégiques*. <<http://direction.qc.ca/trudeaumanie-de-pet-a-justin/>>

bons exemples. Brièvement, pour former un réseau, les fonds doivent être reliés entre eux par l'entremise d'une action qu'ils ont en commun, formant ainsi un gigantesque réseau complexe bipartite (à deux niveaux). La théorie des réseaux peut alors s'appliquer et les avenues de recherche sont illimitées.

2. Objectifs et contributions potentiels du mémoire

L'objectif général de ce mémoire est d'utiliser le réseau des FCP pour analyser les comportements des gestionnaires en lien avec la littérature. Peu d'études analysent le comportement gréginaire en employant des mesures de réseaux et celles-ci ne font que brièvement mentionner que les différentes structures de réseaux des FCP identifiées ne sont pas aléatoires et doivent donc être dominées par un comportement gréginaire [Solis (2009) et Arcangelis et Rotundo (2014)].

Le premier objectif spécifique de notre étude est d'identifier différents comportements des gestionnaires de FCP, soit ceux copiant les transactions passées (suiveurs), ceux transigeant en même temps (contemporains) et ceux se faisant copier (leaders). Le deuxième objectif spécifique est d'établir des facteurs qui ont un impact sur les différents types de gestionnaires précédemment identifiés. Pour terminer, le troisième objectif spécifique est d'examiner s'il existe un lien entre la propagation de l'information dans le réseau des FCP et la position qu'occupent les acteurs du réseau.

Notre projet de recherche apporte des contributions scientifiques et pratiques. En termes de contributions scientifiques, nous en identifions trois majeures. Tout d'abord, les résultats de ce mémoire serviront à enrichir nos connaissances sur les structures des réseaux des FCP en lien avec le comportement gréginaire des gestionnaires. Ensuite, notre recherche mettra en évidence les gestionnaires de FCP ayant le plus d'influence dans le réseau. Les acteurs influents d'un réseau jouent un rôle crucial dans la formation des réseaux et peuvent nous en apprendre davantage quant à la façon qu'ils influencent les autres. Enfin, en lien avec les deux dernières contributions, nos résultats permettront de faire la lumière sur la façon dont l'information se propage au sein des réseaux de FCP.

En termes de contribution pratique, nos résultats pourront servir à anticiper les mouvements des fonds et permettront une meilleure sélection de ceux-ci en fonction de leur influence et de leur position dans le réseau pour un investisseur quelconque.

3. Les FCP en chiffres

Les FCP ont vu le jour aux Pays-Bas dans la deuxième partie du 18^e siècle. Leur but était principalement de permettre aux petits investisseurs d'obtenir un portefeuille bien diversifié [Rouwenhorst (2004)]. Représentant près de 50% des actifs mondiaux, les FCP aux États-Unis s'élèvent à plus de 17 trilliards USD d'actifs nets en 2013 en forte hausse puisque ce montant n'était que de 3,5 trilliards USD en 1996. Leur nombre a aussi augmenté de façon plus modeste, passant de 6 293 à 8 974 entre les mêmes années. De plus, en 2013, ces chiffres représentaient plus de 98 millions d'investisseurs américains.²

De façon typique, un gestionnaire de FCP se voit confier les dépôts de plusieurs investisseurs et les investit de façon à respecter les contraintes des déposants; c'est son mandat. C'est donc à lui qu'appartient la responsabilité d'acheter ou de vendre les titres détenus dans le portefeuille du FCP; il doit donc prendre des décisions d'investissement. C'est lors de cette décision que le gestionnaire peut se faire influencer et, possiblement dévier de ses propres croyances et de son mandat. L'importance de l'étude des comportements des gestionnaires de FCP prend tout son sens lorsqu'on sait que plus de 24 % des actions en circulation aux États-Unis en 2013 étaient détenus par les FCP. Le comportement et l'interaction des FCP ont donc un impact direct sur le prix des actions.

² Investment company institute, 2013, « A Review of Trends and Activities in the U.S. Investment Company Industry », *Investment Company Fact Book*, <http://www.icifactbook.org/pdf/2013_factbook.pdf>.

4. Revue de littérature

La majorité des modèles pour détecter le comportement grégaire sur les marchés financiers n'examine pas vraiment les fondements théoriques du phénomène. L'identification des fondements théoriques du comportement grégaire nous permet de répondre à la question suivante : pourquoi les individus réagissent de façon grégaire? Tout au long du mémoire, nous ferons référence aux fondements théoriques comme étant les sources du comportement grégaire. En fait, les modèles utilisés ne font qu'accepter ou rejeter l'hypothèse du comportement grégaire et encore là, la détermination de ce qui est ou non grégaire varie en fonction des auteurs. C'est la combinaison des résultats obtenus par les modèles et la recherche approfondit des données qui peuvent nous permettre d'identifier les causes du phénomène. La prochaine section traite d'abord des sources du comportement grégaire et ensuite des principales mesures utilisées dans la littérature pour identifier ce phénomène.

4.1 Définitions de la littérature

4.1.1 Définitions du comportement grégaire

Le comportement grégaire est un phénomène largement étudié en finance comportementale. On peut définir le comportement grégaire en utilisant la définition de Bikhchandani et Sharma (2001) : un agent fait un investissement, car un autre investisseur a pris la même décision ou décide de ne pas faire un investissement, car un autre investisseur a pris la décision d'investir. Pour simplifier, on pourrait définir qu'un comportement grégaire survient lorsqu'un gestionnaire est influencé par un autre. Cependant, une majorité d'auteurs dans la littérature définissent le comportement grégaire comme étant plusieurs gestionnaires qui agissent de façon identique. Cette dernière définition est donc un peu biaisée puisque plusieurs phénomènes peuvent provoquer des agents à réagir de façon identique, mais ils ne sont pas tous nécessairement liés au comportement grégaire. En effet, même si plusieurs gestionnaires achètent ou vendent le même titre à un trimestre donné, cela ne veut pas dire qu'ils se sont imités. C'est pourquoi la définition de Bikhchandani et Sharma (2001) fait la distinction entre un comportement volontaire et involontaire. La pièce maîtresse du comportement grégaire réside au niveau de l'influence qu'ont certains gestionnaires à provoquer un changement d'investissement chez d'autres gestionnaires. Lorsqu'il y a présence d'influence, ce comportement est considéré comme étant

un comportement grégaire volontaire. Afin de bien faire la distinction entre les diverses définitions avancées par différents auteurs, nous apportons des nuances concernant le comportement grégaire volontaire, qui est la définition de Bikhchandani et Sharma (2001), du comportement involontaire, qui ne serait pas considéré comme un comportement grégaire aux yeux de ces derniers auteurs.

Le comportement involontaire peut survenir lorsque des investisseurs font face à des événements identiques ou semblables et ont les mêmes contraintes. Les FCP, par exemple, peuvent réagir de façon systématique aux variations des nouvelles données fondamentales relatives à l'économie. Un bon exemple est celui d'une baisse des taux d'intérêt qui pourrait causer certains gestionnaires à se diriger des obligations vers les actions. L'effet étant généralisé, on pourrait s'attendre à ce que les fonds ayant les mêmes styles de gestions achètent les mêmes actions et vendent les mêmes obligations, causant une apparence d'effet grégaire.

La distinction entre comportement volontaire et involontaire n'est cependant que rarement faite dans la littérature. Parfois, la distinction peut-être quasiment impossible. Dans les sections qui suivent, nous identifions plusieurs comportements relatés par la littérature qui peuvent aider à distinguer différentes sources de grégarité.

4.1.2 Efficience, rationalité et information

L'efficience des marchés, la rationalité des individus ainsi que l'information contenue dans les transactions sont souvent analysées afin de distinguer certaines sources du comportement grégaire. De plus, certaines définitions peuvent varier d'un domaine de recherche à un autre. Il est donc primordial de clarifier certains points pour la suite du mémoire.

Un marché rationnel est typiquement composé d'agents qui agissent d'une façon efficiente. Les transactions effectuées par les agents sont alors informationnelles, car elles rapprochent le prix des actions de leur valeur fondamentale [Lin et al. (2013)]. C'est l'analyse des rendements futurs qui permet de déterminer la valeur informationnelle d'une transaction. Advenant que les agents réagissent à de l'information fausse, les prix des actifs divergent de leur valeur fondamentale. Lorsque la nature se dévoile, les marchés repoussent les actifs à leur juste valeur, causant ainsi un renversement dans les rendements. Dans les études du comportement

grégaire, il ne faut pas associer la rationalité d'un individu avec un marché efficient. En effet, un agent peut agir de façon rationnelle et provoquer néanmoins des transactions inefficentes sur le marché. Ces transactions sont alors classées comme non informationnelles. Par exemple, puisque les gestionnaires sont aux services de leurs clients, il peut survenir des situations qui soient rationnelles pour les gestionnaires, mais inefficentes du point de vue du marché. Les problèmes d'agence en sont un exemple. De façon rationnelle un gestionnaire peut agir afin de mettre ses propres intérêts avant ceux de ses clients, causant ainsi un investissement inefficient pour le client. Si la transaction effectuée ne contient aucune information, l'investissement est alors également inefficient du point de vue des marchés.

4.1.3 Les sources de grégarité

Sias (2004) suggère cinq principales théories pouvant entraîner les agents à agir de façon grégaire, volontairement ou involontairement: les cascades d'information, la réputation, l'assimilation de l'information, les manies et les caractéristiques spécifiques. Ces principales théories sont en réalité les sources possibles du comportement grégaire. Celles-ci peuvent parfois être classifiées de façon différente dans la littérature, mais elles demeurent cinq raisons fondamentales bien documentées. Certains auront remarqué que le comportement momentum n'y figure pas. Plusieurs auteurs ont mis en évidence le lien entre le comportement momentum et le comportement grégaire [Grinblatt et al. (1995); Wermers (1999, 2000); Nofsinger et Sias (1999) et Sias (2004)]. Entre autres, Sias (2004) le classe dans la catégorie des caractéristiques spécifiques, pour cet auteur il s'agit donc d'une source du comportement grégaire. Par contre, ce même auteur a mis en évidence que le comportement momentum est plutôt un effet provoqué par le comportement grégaire. En d'autres mots, le comportement grégaire engendre l'effet momentum et non l'inverse. D'ailleurs, Wermers (1999) avait déjà énoncé cette possibilité, mais la mesure qu'il utilisait ne pouvait pas identifier cette différence. Nous y reviendrons plus loin.

L'assimilation de l'information, les manies et les caractéristiques spécifiques proviennent toutes de l'aspect involontaire du comportement grégaire et ne sont donc pas considérées comme un comportement grégaire selon la définition de Bikhchandani et Sharma (2001). Dans ce mémoire, l'accent est plutôt mis sur les comportements volontaires, c'est-à-dire sur les cascades d'informations et les problèmes d'agence.

D'autres sources de comportement grégaire sont identifiées dans la littérature en finance comportementale, mais ne sont que rarement reliées aux gestionnaires de portefeuilles. Parmi celles-ci on dénote notamment les externalités de gain. Les ruées bancaires [Diamond et Dybvig (1983)], l'intérêt des investisseurs à s'informer lorsque les autres s'informent [Hirshleifer et al. (1994)] et les limites de crédit offertes chez les compagnies de carte de crédit [Lee (2004)], sont tous des exemples d'externalités de gain. On parle d'externalités de gain lorsqu'une seule personne faisant l'acte ne peut seulement qu'en profiter si un nombre suffisant d'agents le fait également. Un exemple reliant cette source avec un gestionnaire serait le célèbre événement concernant George Soros qui, en 1992, a rassemblé assez d'investisseurs pour accumuler une position gigantesque contre la livre sterling, poussant ainsi le Royaume-Uni à dévaluer sa devise, et qui a engendré des gains de près d'un milliard [The Telegraph (2002)]. Les différents changements dans les régulations peuvent également causer le comportement grégaire [Haiss (2006) pour plus de détails et plus de classifications]. Les sections qui suivent traitent d'abord des cinq raisons fondamentales évoquées par Sias (2004) et leurs implications. Ensuite, ces sections sont suivies d'une discussion sur l'effet momentum et la possibilité de plusieurs sources combinées.

4.1.3.1 Les cascades d'information

Une cascade d'information consiste en plusieurs agents qui réagissent en séquence en ajustant leurs croyances de façon bayésienne les uns après les autres. Basée sur l'étude de Bikhchandani et Sharma (2001), une cascade d'information débute avec un nombre minimum de deux agents qui ne connaissent pas l'information privée de chacun des participants de la cascade et connaissent seulement l'acceptation ou le rejet du signal, soit l'achat ou la vente. Après qu'un premier gestionnaire ait acheté ou vendu un titre, selon sa propre information privée, un deuxième gestionnaire évalue le titre et met à jour son information privée avec l'action du premier gestionnaire, de façon bayésienne. Si le premier a acheté et que l'information du deuxième suggère un achat, alors le deuxième gestionnaire investit. Si l'information suggère une vente, alors le deuxième gestionnaire est indifférent entre acheter ou vendre, car il donne la même importance à son information et à l'action du premier gestionnaire. Advenant que les deux premiers gestionnaires fassent le même investissement, ils déclenchent ainsi une cascade d'information puisque le troisième investisseur, en actualisant ses croyances, investit peu importe sa propre information privée. Donc, la proposition de Bikhchandani et Sharma (2001) veut qu'un agent démarre une cascade seulement si au moins la majorité plus

deux agents le précédent ont investi de la même façon.³ Cet effet est possible seulement si les investisseurs donnent un poids aussi important ou moindre à leur propre information qu'à chacune des actions des autres investisseurs dans le marché.

Dans le modèle expliqué par Bikhchandani et Sharma (2001), le prix d'un actif est connu avec certitude avant la décision d'investissement et les investisseurs n'affectent pas le prix lors de la décision d'achat ou de vente. Le modèle d'Avery et Zemsky (1998) amène des dimensions d'incertitudes permettant d'appliquer les cascades d'information à un contexte de marché financier. Les auteurs soutiennent que les cascades d'informations surviennent lors de l'existence et l'effet d'un choc sur le prix d'un actif. S'il n'y a que l'effet d'un choc, alors le prix s'ajuste de façon à contrer l'effet grégaire. Par exemple, l'achat des précédents gestionnaires pousse le prix d'une action de façon à ce que les prochaines décisions ne soient plus rentables. Une troisième dimension permet l'application du modèle avec des bons et des mauvais agents dans le marché, ce qui peut provoquer un excès de volatilité et pousser les prix au-delà de leur valeur fondamentale. Lorsque c'est le cas, l'information véhiculée par les signaux des gestionnaires devient fausse et sans information et mène à un marché inefficient. Il y a alors possibilité que la cascade débute une bulle ou un krach et est discuté dans la section 4.2.4 sur les manies.

Bien que l'idée des cascades d'information soit théorique, quelques études démontrent son existence au niveau empirique. Par exemple, on observe que la publication des transactions d'initiés a un impact sur les marchés [Cohen et al. (2012)], ou que les décisions de Warren Buffet affectent les prix des actifs [Hirshleifer et Teoh (2003)]. Nécessairement, dans ces cas-là, il y a des agents qui délaissent leur information privée pour se baser sur les signaux qu'envoient les initiés ou le gourou financier, respectivement. De façon rationnelle, les agents se disent que ces derniers en connaissent plus qu'eux et accordent ainsi une importance plus élevée à leurs signaux qu'à leur propre information privée.

Les recherches empiriques au niveau des gestionnaires institutionnels suggèrent également la présence de cascades d'information [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Sias (2004) et Koch (2014)]. Ce phénomène se manifeste notamment par des rendements supérieurs obtenus par les gestionnaires et un non-renversement des prix des actions après la cascade, si elle est

³ Par exemple, s'il y a dix agents qui ont déjà investi et que sept d'entre eux, donc la majorité plus deux, ont vendu le titre, le prochain agent qui investit peut démarrer une cascade de désinvestissement s'il vend ou ne pas démarrer de cascade s'il achète.

bien basée sur de l'information.⁴ De plus, Wermers (1999) affirme que les cascades d'information ont plus de chance d'être présentes pour les titres de petites capitalisations, là où l'information est moins disponible, que dans les grandes capitalisations. Naturellement, les fonds qui réagissent en premier devraient engendrer un rendement supérieur aux autres fonds. Si, de façon systématique, les mêmes fonds réagissent en premier et d'autres en dernier, ces comportements devraient se refléter comme étant un comportement de leader et de suiveur, respectivement, tel qu'identifié par Koch (2014). Il y a donc ceux qui démarrent la cascade et ceux qui les suivent.

Il y a évidence que certains gestionnaires ont de meilleures aptitudes que d'autres à générer du rendement sur les marchés [Kosowski et al. (2006)] et que les rendements des leaders sont supérieurs à ceux des suiveurs de façon persistante dans le temps [Koch (2014)]. Par contre, selon la méthodologie utilisée, le comportement grégaire identifié pourrait exclure les leaders et conserver uniquement les suiveurs pour ainsi conclure à une relation négative entre rendement et grégarité. Par exemple, les résultats de Jiang et Verardo (2013) contredisent directement ceux de Grinblatt et al. (1995) et de Koch (2014), mais c'est plutôt la méthodologie qui est la source du conflit. Jiang et Verardo (2013) identifient le comportement grégaire comme étant la relation de la demande contemporaine avec celle du passé tandis que les deux autres auteurs utilisent des modèles de corrélation contemporaine et future, respectivement. Ces différences entre les modèles sont discutées à la section 4.3.

4.1.3.2 Les problèmes d'agence

Les problèmes d'agence dans les FCP surviennent lorsqu'un gestionnaire de portefeuille n'a pas la même fonction d'utilité que ses clients. Dans la littérature, ces problèmes d'agence sont souvent référencés comme étant la préoccupation face à leur réputation ou leur carrière. D'autres problèmes d'agence peuvent également survenir selon différentes méthodes de compensation reçue par le gestionnaire.

Selon Scharfstein et Stein (1990), une mauvaise décision d'investissement n'est pas si mauvaise si d'autres investisseurs font le même investissement. Le modèle présenté par Scharfstein et Stein (1990), semblable à celui présenté dans les cascades d'information, est

⁴ D'ailleurs, même si la cascade est basée sur de la fausse information, il serait possible pour certains gestionnaires de profiter de cette occasion.

basé sur deux types d'investisseurs, des bons et des mauvais. Puisque les bons investisseurs regardent une distribution des prix beaucoup plus précise que celle des mauvais investisseurs, qui eux ne reçoivent que du bruit, les mauvais investisseurs vont préférer imiter les bons. Si une mauvaise décision d'investissement survient, la réputation des mauvais investisseurs est alors protégée car ceux-ci peuvent alors « partager le blâme ». Les mauvais investisseurs vont donc préférer avoir les mêmes positions que les bons investisseurs même si leur propre information dicte le contraire. Plus récemment, le modèle de Dasgupta et Prat (2008), similaire au dernier, démontre que plus les agents ont des préoccupations par rapport à leur carrière ou leur réputation, plus ils vont démontrer un comportement conformiste, et celui-ci mène à de l'inefficience. En revanche, les gestionnaires ayant de forts incitatifs basés sur le rendement vont être plus atypiques.

Les différentes structures incitatives des gestionnaires de fonds peuvent donc jouer un rôle dans le comportement grégaire. Par exemple, l'effet tournoi, bien documenté au sein des FCP, peut influencer les gestionnaires et expliquer une partie du comportement grégaire. Cet effet incite les gestionnaires à modifier leur stratégie d'investissement selon leur classement et leur rendement obtenu au cours de l'année. Ainsi, les gestionnaires ayant moins bien performé dans la première moitié de l'année peuvent décider d'augmenter le risque de leurs portefeuilles afin de mieux performer le restant de l'année [Brown et al. (1996)]. Certains gestionnaires peuvent alors se diriger vers des titres plus volatiles et générer un comportement grégaire. Dans le même esprit, si les gagnants semestriels veulent conserver leur position dans le classement annuel, ils vont possiblement s'adosser à leur indice de référence [Chevalier et Ellison (1997)], causant là aussi un effet grégaire. Les incitatifs financiers des gestionnaires peuvent également les pousser vers des titres de petites capitalisations pour ainsi exploiter davantage l'information privilégiée que détiennent certains d'entre eux [Bennett et al. (2003)]. En plus, les stratégies de *window-dressing* peuvent également jouer un rôle au niveau du comportement grégaire et de l'effet momentum [Lakonishok et al. (1992) et Wermers (1999)].

Comme pour les cascades d'information, les problèmes d'agence amènent les gestionnaires à agir de façon rationnelle. Par contre, ils peuvent éventuellement mener à de l'inefficience au niveau des marchés financiers ou du bien-être des clients sous-jacents. Plusieurs travaux empiriques suggèrent la présence de ce comportement [Choi et Sias (2009) et Koch (2014)]. Les problèmes d'agence peuvent se manifester de plusieurs façons. Sias (2004) et Choi et Sias (2009) argumentent que si la réputation est un enjeu principal pour les gestionnaires

institutionnels, alors chacun d'eux aurait intérêt à copier davantage leurs semblables plutôt qu'un autre type de gestionnaire. Les banques et les compagnies d'assurance seraient donc compatibles avec cet enjeu, tandis que les FCP et les investisseurs indépendants n'y seraient pas [Sias (2004)]. Choi et Sias (2009) observent pourtant qu'en regroupant les FCP par leur industrie respective, les gestionnaires auraient beaucoup plus tendance à imiter un de leur collègue de la même industrie plutôt qu'un autre. La réputation pourrait donc également avoir un impact sur le comportement grégaire des FCP. Selon Koch (2014), les problèmes d'agence se reflètent principalement sur le niveau de similitude entre les portefeuilles des gestionnaires et particulièrement sur la convergence dans le temps des portefeuilles. Comme pour les cascades d'information, ce comportement se définit comme étant de type suiveur.⁵

4.1.3.3 Corrélation temporelle de l'information

Selon la façon dont l'information est incorporée dans le marché, les gestionnaires de FCP pourraient sembler présenter un comportement grégaire, c'est-à-dire un comportement involontaire. La vitesse de diffusion de l'information dans le marché peut mener les gestionnaires de FCP à recevoir des signaux d'investissement à des temps différents [Hirshleifer et al. (1994) et Hong et Stein (1999)]. Ce phénomène provoque des transactions corrélées temporellement, causant un effet grégaire involontaire de la part des gestionnaires. Puisque la corrélation temporelle est basée sur de l'information, elle pousse le prix des actifs vers leur valeur fondamentale ce qui est compatible avec l'efficience des marchés. En reprenant l'argument de Wermers (1999) qu'il y a plus de chance qu'il y ait présence de cascade d'information dans les petites capitalisations, Sias (2004) affirme qu'il devrait y avoir davantage de corrélation temporelle de l'information au niveau des grandes capitalisations, là où les signaux sont moins bruités.

⁵ Un gestionnaire suiveur peut être compatible avec plus d'une théorie. Un suiveur peut de façon systématique imiter les nouvelles positions d'un autre gestionnaire qu'il observe, ce serait relié aux problèmes d'agence. Différemment, concernant les cascades d'information, un suiveur peut également faire de nouveaux investissements à l'aide des mêmes observations. La différence réside dans le fait que les cascades d'information nécessitent le renouvellement des croyances du suiveur où le gestionnaire sait que certaines observations possèdent de l'information qui peut être exploitée afin de générer du rendement. Les suiveurs peuvent donc avoir des habiletés et aptitudes. Celles-ci peuvent causer certains d'entre eux à surperformer les autres gestionnaires. Cependant, la littérature ne sépare pas les différentes sources du comportement suiveur.

Au niveau empirique, certaines études au niveau des industries [Choi et Sias (2009)] et sur le marché Taiwanais [Hung et al. (2010)], identifient cette corrélation temporelle comme étant la principale source du comportement grégaire. Cependant, la méthodologie utilisée par Hung et al. (2010) leur a permis de différencier le comportement grégaire lors d'achat et lors de ventes. Lorsqu'un achat grégaire survient, la corrélation temporelle est mise en cause. Lorsque c'est une vente, les caractéristiques spécifiques sont plutôt la cause. Puisque la plupart des études sur le marché américain n'identifient aucun renversement des prix, la plupart des études sont cohérentes avec cette théorie et certains auteurs l'attribuent comme étant une source secondaire du comportement grégaire [Sias (2004) et Koch (2014)].

4.1.3.4 Les manies

Cette catégorie de sources contient diverses formes du comportement grégaire qui sont généralement conduites par un mouvement populaire, la mode, la peur et l'avarice. Ces différentes manies peuvent également être perçues dans la vie de tous les jours dans différentes sphères sociales : les lois, la politique, les religions et beaucoup d'autres [Shiller et al. (1984)]. Évidemment, le sentiment des investisseurs est également étroitement relié aux manies et peut mener à des ventes ou des achats généralisés d'actifs sur les marchés [Li et Wang (2013)]. Puisque les manies éloignent les prix des actifs de leurs valeurs fondamentales et qu'elles ne sont basées sur aucune information, elles sont considérées inefficaces et irrationnelles, mais volontaires.

Les manies peuvent être à l'origine d'une fausse cascade, soit lorsque l'information des instigateurs de la cascade était fausse, comme le modèle de Bikhchandani et al. (1992) le démontre. Par exemple, un journaliste chinois du magazine *Caijing* a récemment été accusé d'avoir publié de fausses rumeurs causant « la panique et le désordre » sur les marchés chinois [Le Monde (2015)]. Ce journaliste était probablement réputé et des investisseurs ont probablement accordé une importance plus élevée à la fausse information véhiculée. Lors du dévoilement de la vraie nature de l'information, les marchés se réajustent, provoquant ainsi un excès de volatilité.

Puisque les manies sont souvent de courte durée, elles ne sont pas vraiment identifiées dans la littérature sur le comportement grégaire. En effet, la majorité des auteurs étudient plutôt de grandes périodes. Néanmoins, certains ouvrages concernant les mesures de dispersions, comme ceux de Chang et al. (2000) et de Caparrelli et al. (2004), identifient un comportement

grégaire pendant des périodes de stress financier. Bien que les auteurs ne mentionnent pas la source du comportement grégaire pendant ces périodes, il est logique que ce comportement pourrait provenir des manies.

4.1.3.5 Les caractéristiques spécifiques

Cette source du comportement fait référence à des préférences marquées pour certaines caractéristiques spécifiques concernant les différentes catégories de titres financiers. Bien que cette source provienne du comportement des gestionnaires, elle est expliquée en fonction de la demande sous-jacente des investisseurs. Les FCP sont un produit aux yeux de leurs investisseurs sous-jacents, les déposants. Selon la demande, les gestionnaires réagissent et s'adaptent pour offrir un produit qui convient aux investisseurs sous-jacents. Frazzini et Lamont (2008), appuient l'hypothèse selon laquelle les investisseurs individuels recherchent des fonds qui ont bien performé dans le passé, ce qui déplacent les capitaux des FCP de type valeur vers des FCP de type croissance. Par conséquent, les gestionnaires de FCP qui ont bien performé réajustent leur portefeuille vers les titres ayant bien performé. Il peut alors y avoir présence de l'effet momentum. D'autres auteurs, comme Bennett et al. (2003), affirment que les investisseurs institutionnels préfèrent davantage les grandes capitalisations, mais se dirigent graduellement vers les petites capitalisations.

Donc, les caractéristiques spécifiques peuvent être attribuées à des problèmes d'agence pouvant causer un effet de momentum. Puisqu'aucune information n'est véhiculée, cette source peut mener à un renversement des prix des titres, [Gutierrez et Prinsky (2007)] l'effet est ainsi non-informationnel. L'effet momentum est discuté plus en profondeur dans la section 4.2.6.

Dans la littérature, les caractéristiques spécifiques ne sont que peu mises en cause pour expliquer le comportement grégaire des gestionnaires de FCP. Hung et al. (2010) évoquent la possibilité que les fonds du marché Taïwanais réagissent de cette façon uniquement lors de vente grégaire, donc lorsque les gestionnaires vendent tous le même titre. Toutefois, les caractéristiques spécifiques ne sont pas considérées comme étant volontaires de la part des gestionnaires. Par exemple, si les investisseurs sous-jacents recherchent des FCP de type valeur et que les gestionnaires de ces fonds ne font que réajuster leur portefeuille avec les nouvelles entrées de flux monétaire, on ne parle pas alors de comportement volontaire selon la définition de Bikhchandani et Sharma (2001). C'est donc en analysant le changement des

proportions des portefeuilles tout en tenant compte du rendement que la plupart des auteurs réussissent à isoler cette source [Sias (2004), Choi et Sias (2009) et Hung, Lu et Lee (2010)].

4.1.3.6 Le cas spécial du momentum

La présence du comportement momentum des FCP est observée dans la littérature [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Nofsinger et Sias (1999) et Sias (2004)]. Le momentum est étroitement lié aux différentes sources du comportement grégaire mais doit plutôt être perçu comme étant une conséquence de ce dernier. Le momentum peut être expliqué par plusieurs phénomènes. La vitesse de diffusion de l'information dans le marché, tel que modélisé par Hong et Stein (1999), en est un exemple. Si l'effet momentum peut être expliqué par le dernier modèle, alors la corrélation temporelle de l'information et les cascades d'information peuvent en être la cause. Le momentum peut également être expliqué avec le biais conservateur du modèle de Barberis et al. (1998) voulant que les agents sous-réagissent aux nouveaux événements. L'étude de Doukas et McKnight (2005) observent empiriquement les deux derniers modèles.

Finalement, l'effet momentum des agents peut être expliqué par les caractéristiques spécifiques, c'est-à-dire que les gestionnaires de FCP ont des préférences pour les titres ayant un rendement passé élevé et vendent ceux ayant un rendement passé faible parce que leur clientèle le demande, tel que discuté dans la section précédente. Cependant, les travaux de Sias (2004) démontrent que le comportement momentum des actions diminue drastiquement lorsque l'on tient compte de la demande institutionnelle passée. En fait, c'est plutôt la demande passée institutionnelle qui explique l'achat ou la vente contemporain de titres et non le rendement passé des actions. La section 4.3.4 développe plus en profondeur le modèle utilisé par Sias (2004).

Même si Sias (2004) a démontré que l'effet momentum peut grandement être expliqué par la demande institutionnelle passée, cet effet demeure significatif et impacte donc la demande institutionnelle contemporaine. L'effet momentum est donc présent et joue un rôle dans le comportement des gestionnaires de FCP. La provenance exacte du comportement momentum reste non identifiée dans les études de Wermers (1999) et Sias (2004). Cependant, puisque ces dernières études établissent que le comportement grégaire est de nature informationnelle et que l'effet momentum est également relié au comportement grégaire, l'effet momentum est

indirectement informationnel. C'est-à-dire que l'effet momentum ne devrait pas mener à une déstabilisation qui pourrait causer un renversement des prix des titres. Un effet momentum causé par des transactions informationnelles serait donc compatible avec les modèles de Hong et Stein (1999) et de Barberis et al. (1998).

Par contre, Wermers (1999) et Sias (2004) ont analysé des périodes de moins d'un an pour détecter la présence ou non d'un renversement des prix des actifs. Gutierrez et Prinsky (2007) analysent les rendements des actifs pour des périodes allant au-delà d'un an et arrivent à la conclusion que la persistance des rendements absolue est cohérente avec l'hypothèse que les firmes sous réagissent à l'information. Les auteurs attribuent ce résultat notamment au fait que les gestionnaires s'adossent à l'indice de référence, les empêchant d'exploiter l'information spécifique des autres firmes. Ce résultat est également étroitement relié à des problèmes d'agence. Le renversement des rendements relatifs est par contre également compatible avec l'hypothèse que les firmes surréagissent. En effet, lorsque les firmes s'éloignent de l'indice de référence, elles ont tendance à se diriger vers des actifs ayant des rendements passés élevés, ce qui réfère aux caractéristiques spécifiques ou aux problèmes d'agence. Ainsi, les deux sources peuvent provoquer un effet momentum.

4.1.3.7 Discussion

Les différentes sources du comportement grégaire ne sont pas mutuellement exclusives et peuvent être combinées pour expliquer le comportement grégaire. Tel que mentionné précédemment, certaines cascades d'information peuvent provoquer une déstabilisation dans les prix des actifs, donc mener à des manies irrationnelles alors que les problèmes d'agence peuvent causer une lente diffusion de l'information ou une surréaction, à cause des préférences caractéristiques. Une lente diffusion de l'information peut également provoquer un effet momentum et l'illusion d'une corrélation temporelle de l'information. Ces deux sources peuvent cependant parfois être impossibles à séparer [Bikhchandani et Sharma (2001)] mais se distinguent notamment via l'analyse des rendements passés, contemporains et futurs. D'autres méthodes, comme celle de Koch (2014), permet de séparer les différents types de gestionnaires dans le marché, donnant ainsi une indication sur les caractéristiques des FCP qui sont les premiers à transiger (leaders), ceux qui transigent en même temps et ceux qui sont les derniers (suiveurs). Le niveau de grégarité semble aussi être affecté par le changement du nombre de gestionnaires dans le temps. Les résultats de Sias (2004) démontrent une diminution du niveau grégaire dans les grandes capitalisations, ce qui est compatible avec une

augmentation de l'efficience, c'est-à-dire une augmentation de la vitesse de diffusion de l'information dans le marché. L'augmentation de la liquidité sur les marchés est d'ailleurs compatible avec le fait que les transactions des agents institutionnels semblent moins étalées dans le temps. Le tableau 1 résume les différences entre les sources du comportement grégaire en déterminant si les transactions effectuées par les gestionnaires sont informationnelles, si leur comportement est rationnel et s'ils agissent sur une base volontaire.

Tableau 1 : Sources du comportement grégaire en fonction de l'information véhiculée par les transactions effectuées et du comportement du gestionnaire

Source du comportement grégaire	Transactions informationnelles	Le gestionnaire agit de façon rationnelle	Le gestionnaire agit de façon volontaire
Cascades d'information	X	X	X
Corrélation temporelle de l'information	X	X	
Problèmes d'agence		X	X
Manies			X
Caractéristiques spécifiques		X	

4.2 L'identification du comportement grégaire et résultats empiriques

Il n'y a pas de consensus à savoir quelle est la bonne méthode pour calculer un indice du comportement grégaire. Bien qu'il existe une multitude de mesures, celles de Lakonishok et al. (1992), Christie et Huang (1995) et Sias (2004) sont les plus citées dans la littérature et la majorité des autres mesures découlent directement d'elles. D'autres auteurs ont également proposé des mesures de grégariété, notamment Wermers (1995) et Koch (2014), mais leurs mesures sont moins répandues dans la littérature. La mesure de Koch (2014) est assez récente et pourrait devenir plus répandue étant donné son approche innovatrice. Toutes ces mesures seront expliquées dans les sections suivantes.

Les mesures de comportement grégaire sont divisées en deux grandes catégories : les mesures spécifiquement calculées à partir des actions et les mesures calculées au niveau des fonds. Typiquement, lorsque l'on utilise une mesure au niveau des actions, on l'établit en calculant les interactions que les fonds ont avec une action en particulier. Cela n'empêche pas,

par la suite, d'obtenir une mesure de grégarité d'un fonds, par exemple, en prenant l'agrégation de la mesure de chaque action contenue dans un fonds [Grinblatt et al. (1995)]. En revanche, lorsque la mesure est calculée directement au niveau des fonds, on mesure normalement la similarité qu'ont deux fonds à avoir le même portefeuille ou les mêmes transactions.

4.2.1 La mesure de Lakonishok et al. (1992) : Grégarité contemporaine au niveau des actions

La mesure la plus simple et probablement la plus citée est sans doute celle de Lakonishok, Shleifer et Vishny (1992) (ci-après la mesure LSV). L'interprétation du résultat de cette mesure est la tendance des fonds à acheter ou vendre, pendant la même période de temps, les actions en excès de ce qu'on aurait pu attendre aléatoirement. La mesure se calcule donc ainsi :

$$LSV_{i,t} = \left| \frac{B_{i,t}}{B_{i,t} + S_{i,t}} - E_t \left[\frac{B_{i,t}}{B_{i,t} + S_{i,t}} \right] \right| - AF_{i,t} \quad (1)$$

$$AF_{i,t} = E \left| \frac{B_{i,t}}{B_{i,t} + S_{i,t}} - E_t \left[\frac{B_{i,t}}{B_{i,t} + S_{i,t}} \right] \right| \quad (2)$$

où :

$B_{i,t}$ = Le nombre de gestionnaires qui augmentent leurs parts dans l'action i au temps t

$S_{i,t}$ = Le nombre de gestionnaires qui diminuent leurs parts dans l'action i au temps t

$AF_{i,t}$ = Le facteur d'ajustement au temps t ⁶

Lakonishok et al. (1992) utilisent d'abord leur mesure sur les fonds de pension et ne trouvent que très peu d'évidence du comportement grégaire et de l'effet momentum, tant au niveau des petites capitalisations que des grandes.

Quelques années plus tard, la même mesure est appliquée sur les FCP par Grinblatt et al. (1995) et les résultats obtenus ne sont que faiblement significatifs. Cependant, les auteurs

⁶ Le facteur d'ajustement permet à la mesure de varier de façon aléatoire autour de l'espérance du nombre de gestionnaires acheteurs sous l'hypothèse nulle de transactions indépendantes de la part des gestionnaires, le lecteur peut se référer à Lakonishok et al. (1992) et Wermers (1999) pour plus d'information.

apportent une innovation en calculant une mesure grégaire au niveau des fonds. Selon eux, les fonds sont considérés avoir un niveau de grégarité élevé s'ils achètent des actions qui, elles, ont un niveau de grégarité élevé. Pour simplifier leur méthodologie, la moyenne de la mesure *LSV* de chaque action détenue dans un fonds, à un temps donné, équivaut à leur mesure de grégarité pour les fonds. Les auteurs associent également une mesure de momentum moyenne à chacun des fonds. Les résultats démontrent que l'effet momentum des fonds est présent et persiste. Par contre, cet effet doit être nuancé car les gestionnaires de fonds ont plutôt tendance à acheter des titres ayant bien performé dans le passé que vendre ceux qui ont moins bien performé. De plus, les fonds qui démontrent un tel type de comportement ont également tendance à présenter un comportement grégaire plus élevé, en fonction de la mesure *LSV*, et un rendement plus élevé. Les auteurs supportent donc l'idée que la tendance grégaire des FCP peut être reliée à des gestionnaires possédant de l'information supérieure aux autres. Cependant, les rendements supérieurs obtenus par les gestionnaires de FCP, ayant un comportement grégaire, semblent étroitement reliés à l'effet momentum. Ces conclusions restent compatibles avec l'hypothèse que les transactions effectuées par les gestionnaires de FCP qui présentent un comportement grégaire sont informationnelles.

En approfondissant les résultats, Wermers (1999) appuie également l'hypothèse du momentum déjà répertorié par Grinblatt et al. (1995). Cependant, l'effet est plutôt symétrique : les gestionnaires de FCP achètent les actions ayant bien performé et vendent celles ayant moins bien performé. L'étude des rendements passés et futurs amène également une différentiation par rapport à la précédente recherche. Lors de l'achat ou de la vente grégaire, les rendements contemporains des actions sont fortement significatifs et peuvent persister plusieurs trimestres.⁷ Les gestionnaires qui présentent un comportement grégaire semblent donc se servir de nouvelles informations afin d'établir leurs transactions. De plus, les niveaux de grégarité plus élevés dans les petites capitalisations et celles de type croissance appuient davantage la présence de cascades d'information. Comme discuté précédemment, les cascades d'informations ont plus de chance de se retrouver où le bruit est plus élevé, comme dans les petites capitalisations. Finalement, l'auteur détermine que plus le nombre de gestionnaires est actif sur une même action, plus le niveau de grégarité augmente. Ce résultat est, entre autres, compatible avec celui de Sias (2004).

⁷ Les rendements sont également dans la même direction que les transactions. Par exemple, un achat grégaire amène des rendements positifs alors qu'une vente grégaire amène des rendements négatifs.

4.2.2 La mesure de Wermers (1995) : Corrélation temporelle des transactions

La *Portfolio-Change Measure* de Wermers (1995) (ci-après la mesure PCM) n'est que peu étudiée dans la littérature. Cette mesure consiste à calculer une corrélation temporelle entre les transactions de deux fonds sur une période de temps donnée.⁸

$$\hat{\rho}_{t,\tau}^{I,J} \equiv \frac{\sum_{n=1}^{N_t} (\Delta \tilde{\omega}_{n,t}^I)(\Delta \tilde{\omega}_{n,t-\tau}^J)}{\hat{\sigma}^{I,J}(\tau)} \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}^{I,J}(\tau) = \frac{1}{T} \sum_t \left\{ \frac{1}{N_t} \left[\sum_n (\Delta \tilde{\omega}_{n,t}^I)^2 \sum_n (\Delta \tilde{\omega}_{n,t-\tau}^J)^2 \right]^{1/2} \right\} \quad (4)$$

où :

$\Delta \tilde{\omega}_{n,t}^I$ = le changement de pondération dans le portefeuille I durant la période de temps $t - 1$ à t

$\Delta \tilde{\omega}_{n,t-\tau}^J$ = le changement de pondération dans le portefeuille J durant la période de temps $t - \tau - 1$ à $t - \tau$

N_t = Nombre d'actions dans l'intersection des actions qui ont été transigées par le fonds I durant la période $t - 1$ à t et J durant la période $t - \tau - 1$ à $t - \tau$

$\hat{\sigma}^{I,J}(\tau)$ = Représente l'écart-type transversal

Afin de calculer une mesure de grégarité sur l'ensemble des données, Wermers (1995) sépare, de façon aléatoire, son échantillon en deux. Après plusieurs simulations, il arrive à la conclusion que la présence du comportement grégaire est significative. Plusieurs de ces résultats contredisent ceux dans la littérature. Par exemple, en conditionnant le nombre de fonds actifs sur une même action, l'auteur diminue de moitié le niveau de grégarité, ce qui est contraire aux résultats de plusieurs études, dont celles de Lakonishok et al. (1992), Wermers (1999) et Sias (2004). Ainsi, Wermers (1995) observe que plus le nombre de gestionnaires actifs sur un titre augmente, plus le comportement grégaire est faible alors que Sias (2004) et Wemers (1999) observent l'inverse. Wermers (1995) suggère aussi que le comportement grégaire est plus

⁸ Cette section est basée sur la synthèse que Bikhchandani et Sharma (2001) ont faite de la mesure PCM.

élevé dans les grandes capitalisations, ce qu'il n'observe pas en 1999 alors que ses résultats suggèrent qu'il y a davantage de grégarité dans les petites capitalisations.⁹

La mesure de Wermers (1995) est relativement unique puisque peu d'auteurs ont développé une mesure grégaire qui tient en compte de l'intensité des transactions. Cependant, cette innovation amène d'autres problèmes, comme le dénotent Bikhchandani et Sharma (2001), tel que le changement de poids dans le portefeuille qui peut provenir des variations de rendements.

4.2.3 Les mesures de Christie et Huang (1995), de Chang et al. (2000) et Hwang et Salmon (2001): Mesures de dispersion contemporaines

L'hypothèse derrière la mesure de Christie et Huang (1995) (ci-après la mesure CH) est que plus la dispersion des rendements des actifs sur le marché est élevée (faible), moins (plus) il y a présence de comportement grégaire, la dispersion est expliquée au paragraphe suivant. De plus, les auteurs ajoutent comme hypothèse qu'en période de stress sur les marchés, un agent a plus de chance d'aligner sa décision d'investissement en fonction du consensus du marché. Même si les auteurs n'étudient pas vraiment les sources du comportement grégaire, on peut déduire que l'hypothèse de grégarité lors de période de stress peut être en lien avec les sentiments de peur et d'avarice discutés dans la section 4.2.4.

Christie et Huang (1995) définissent d'abord la dispersion comme étant simplement l'écart-type en coupe transversale des rendements dans un ensemble donné (voir l'équation 5). Cet écart peut ensuite être comparé en utilisant les rendements espérés provenant d'un modèle de marché (équation 6). Ainsi, en utilisant les rendements obtenus de l'équation (6), l'écart calculé avec l'équation (5) représente ce que l'on peut attendre d'un marché rationnel. L'équation (7), sert à déterminer si les écarts de rendement observés sont statistiquement différents lors de baisses extrêmes du marché, à l'aide de β_1 , et lors de hausses extrêmes, à l'aide de β_2 . Selon les auteurs, le comportement grégaire devrait émerger lors de périodes de rendements extrêmes et par conséquent les coefficients β_1 et β_2 devraient être négativement significatifs.

⁹ Les données utilisées en 1999 sont les mêmes que celles utilisée en 1995.

$$S_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}{n - 1}} \quad (5)$$

$$r_i = \alpha + \beta_m \bar{r} + \epsilon_t \quad (6)$$

$$S_t = \alpha + \beta_1 D_t^L + \beta_2 D_t^U + \epsilon_t \quad (7)$$

Où :

S_t = La dispersion des rendements par rapport au marché

r_i = Rendement du titre i

\bar{r} = Rendement moyen des titres (considéré comme le rendement du marché)

$$D_t^L = \begin{cases} 1 & \text{si le rendement du marché est en baisse extrême} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$D_t^U = \begin{cases} 1 & \text{si le rendement du marché est en hausse extrême} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les auteurs étudient différentes industries et périodes de stress économique sur le marché des actions américain de 1925 à 1988. Les résultats suggèrent que le modèle rationnel, issu du modèle de marché (équation 6), supporte davantage les fluctuations observées de la dispersion des actifs, ce qui n'est pas en accord avec l'hypothèse du comportement grégaire. De plus, leurs résultats démontrent que plus le marché subit un stress, plus la dispersion des rendements augmente (en lien avec l'équation 7). Donc, les résultats de Christie et Huang (1995) démontrent que le comportement grégaire n'est pas présent, du moins pour les périodes de stress.

La mesure développée par Christie et Huang (1995) permet uniquement de mesurer la grégarité en mesure absolue à des moments précis dans le temps, soit durant les périodes de stress considérées comme étant le 1% et le 5% à l'extrémité des distributions de rendements des marchés. De plus, tel qu'affirmé par Bikhchandani et Sharma (2001), cette mesure ne capte qu'une partie du comportement grégaire. Le modèle de Chang et al. (2000) (ci-après le modèle CCK) répond à cette critique et se veut comme une innovation par rapport à la mesure de Christie et Huang (1995). Chang et al. (2000) proposent de mesurer l'écart entre les bêtas des firmes et le marché (équation 10). La moyenne de cet écart a alors la même interprétation que la mesure CH, mais cet écart est relatif plutôt qu'absolu.

Notons R_i comme étant le rendement de l'actif i , R_m le rendement du marché et $E_t(\cdot)$ comme étant l'espérance à la période t . Le modèle rationnel du CAPM conditionnel de Black (1972) peut alors être dénoté :

$$E_t(R_i) = \gamma_0 + \beta_i E_t(R_m - \gamma_0) \quad (8)$$

La moyenne des bêtas représente alors le bêta du marché :

$$\beta_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \beta_i \quad (9)$$

La déviation moyenne des bêtas des actions par rapport au bêta du marché ($CSAD_t$) peut alors être calculée :

$$CSAD_t = \frac{1}{N} \sum_1^N |\beta_i - \beta_m| E_t(R_m - \gamma_0) \quad (10)$$

$$CSAD_t^{UP} = \alpha + \gamma_1^{UP} |R_{m,t}^{UP}| + \gamma_2^{UP} (R_{m,t}^{UP})^2 + \varepsilon_t \quad (11)$$

$$CSAD_t^{DOWN} = \alpha + \gamma_1^{DOWN} |R_{m,t}^{DOWN}| + \gamma_2^{DOWN} (R_{m,t}^{DOWN})^2 + \varepsilon_t \quad (12)$$

Où l'indice *UP* (*DOWN*) signifie que seules les observations lors des hausses (baisses) du marché sont utilisées dans la régression. Avec les équations (11) et (12), les auteurs cherchent à démontrer que le comportement gréginaire peut être caractérisé par une relation non linéaire en fonction du rendement du marché. Spécifiquement, en conditionnant les régressions avec uniquement les hausses du marché (*UP*) et les baisses (*DOWN*), Chang et al. (2000) identifient le caractère asymétrique des baisses de marché versus les hausses. La non-linéarité signifie alors que le modèle du CAPM, qui est rationnel, est invalidé. Si les coefficients γ_2^{UP} et γ_2^{DOWN} sont négatifs, l'hypothèse du comportement gréginaire est alors acceptée; plus le marché subit de la volatilité plus la dispersion des bêtas diminue, d'où le caractère non linéaire. Ainsi, les agents suppriment leur croyance au profit du consensus général du marché.

Leurs résultats démontrent qu'un marché en hausse présente une dispersion des bêtas plus élevée qu'un marché en baisse. Ce dernier résultat concorde notamment avec ceux l'étude de McQueen et al. (1996) qui indiquent que toutes les actions ont tendance à réagir rapidement

aux données économiques, mais que les petites capitalisations ont tendance à réagir en retard face aux bonnes nouvelles économiques.

Les résultats de Chang et al. (2000) corroborent l'hypothèse d'un comportement grégaire dans les marchés du Japon (faiblement), de la Corée du Sud et de Taïwan. Les autres marchés étudiés (les États-Unis et Hong Kong) ne supportent pas le comportement grégaire et compatible avec les résultats de Christie et Huang (1995) expliqués plus tôt. Chang et al. (2000) attribuent ces résultats au fait que les agents dans les marchés émergents réagissent davantage aux données macroéconomiques qu'à l'information spécifique des firmes.

Comme les autres modèles présentés aux sections précédentes, la méthodologie de Christie et Huang (1995) et de Chang et al. (2000) ne distingue pas les différentes sources du comportement grégaire. En effet, le modèle ne fait que reporter la présence ou non d'un comportement grégaire, volontaire ou non, et ne fait qu'évaluer ce comportement lors des fortes variations des rendements du marché. Hwang et Salmon (2001) développent un modèle (ci-après le modèle HS) dans le même esprit que les modèles CH et CCK qui répondra à ces critiques. Leur mesure permet entre autres de séparer l'effet involontaire du comportement grégaire. Hwang et Salmon (2001) améliorent le modèle CCK non seulement en ajoutant des facteurs permettant de déterminer une partie de la source du comportement grégaire, mais également en permettant aux bêtas des titres de varier avec le temps. Les auteurs construisent d'abord un modèle linéaire en fonction du marché et de différents facteurs. Ce modèle peut être évalué à chaque instant sur une période déterminée à l'aide d'une régression OLS¹⁰ :

$$r_{it} = \alpha_{it} + \beta_{imt} r_{mt} + \sum_{k=1}^K \beta_{ikt} f_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

Notons $H(m, t)^*$ comme étant la mesure du comportement grégaire à l'égard du marché. Plus $H(m, t)^*$ est faible, plus les agents sont conformes au marché et présentent un comportement grégaire envers le marché (voir équation 13). $H(k^*, t)^*$ représente le comportement grégaire à l'égard d'un facteur (voir équation 14). De façon inverse, plus $H(k^*, t)^*$ est élevé, plus les agents se concentrent sur un facteur en particulier; on observe alors un comportement grégaire envers ce facteur lorsque la valeur est élevée.

¹⁰ Hwang et Salmon (2001) ont évalué les bêtas sur une fenêtre mobile de 60 mois.

$$H(m, t)^* = \text{var}_c(\beta_{i,m,t}) \quad (14)$$

$$H(k^*, t)^* = \text{var}_c(\beta_{i,k^*,t}) \quad (15)$$

Les facteurs k^* utilisés (i.e. taille, valeur et croissance) imitent les rendements des portefeuilles basés sur différentes caractéristiques des firmes. Par exemple, le facteur taille représente un portefeuille long les petites capitalisations et court les grandes. En plus d'utiliser le facteur taille, les auteurs utilisent également des facteurs représentant des portefeuilles de type valeur et croissance. Le facteur de type valeur est celui qui semblent le plus en lien avec le comportement grégaire.

D'après les résultats de Hwang et Salmon (2001), le comportement grégaire serait plus élevé durant les périodes calmes, ce qui réfute la théorie évoquée par Christie et Huang (1995) et Chang et al. (2000). Cependant, sur certains points, l'étude de Hwang et Salmon (2001) corrobore celle de Chang et al. (2000). Par exemple, les auteurs observent une plus forte évidence du comportement grégaire dans les pays émergents plutôt que dans les pays développés, probablement à cause de l'asymétrie de l'information entre les investisseurs des pays émergents et développés.

En reprenant la même méthodologie que Hwang et Salmon (2001), Caparrelli et al. (2004) étudient le marché italien et arrivent à des conclusions différentes. Par exemple, en période de stress le marché italien présente un niveau de grégarité plus élevé. De plus, l'étude de Caparrelli et al. (2004) révèlent que le comportement grégaire est plus élevé chez les entreprises de petite taille, rejoignant ainsi les précédentes études de Wermers (1999) et Sias (2004). Même si les auteurs n'y font pas référence, ce résultat appuie l'hypothèse de la présence de cascade d'information.

Les mesures et les innovations en lien avec le modèle de Christie et Huang (1995) sont faciles à utiliser, puisqu'elles ne nécessitent aucune information concernant les portefeuilles des agents, mais uniquement leurs rendements. Cependant, même si Hwang et Salmon (2001) ajoutent des facteurs qui peuvent aider à comprendre les différentes sources du comportement grégaire, celles-ci demeurent floues.

4.2.4 La mesure de Sias (2004) : Corrélation temporelle des demandes

Tandis que les mesures LSV et CH estiment l'effet contemporain du comportement grégaire, la mesure adoptée par Sias (2004) estime plutôt la relation temporelle. En d'autres mots, la mesure de Sias (2004) établit un lien entre les demandes présentes et les demandes passées pour un même titre. Par conséquent, le comportement grégaire est basé sur le fait que des gestionnaires institutionnels se suivent les uns les autres au niveau des titres entre deux trimestres. La mesure est déterminée ainsi :

$$\Delta_{i,t} = \beta_t \Delta_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad (16)$$

$$\Delta_{i,t} = \frac{Raw\Delta_{i,t} - \overline{Raw\Delta}_t}{\sigma(Raw\Delta_{i,t})} \quad (17)$$

$$Raw\Delta_{i,t} = \frac{B_{i,t}}{B_{i,t} + S_{i,t}} \quad (18)$$

Où :

$B_{i,t}$ = Le nombre de gestionnaires qui augmentent leurs parts dans l'action i au temps t

$S_{i,t}$ = Le nombre de gestionnaires qui diminuent leurs parts dans l'action i au temps t

$\Delta_{i,t}$ = Demande institutionnelle normalisée à t

$\sigma(Raw\Delta_{i,t})$ = Écart type de la demande institutionnelle à t

Sias (2004) établit une corrélation significative entre les demandes contemporaines et les demandes passées des investisseurs institutionnels. Cette corrélation peut provenir de deux sources distinctes, soit l'étalement des transactions par le gestionnaire en question ou l'influence des transactions passées des autres gestionnaires. Sias (2004) dissocie ces deux effets et appuie l'hypothèse que les deux sources comptent pour près de la moitié du niveau de corrélation obtenu. Puisque l'influence des transactions passées des autres gestionnaires représente le comportement grégaire, les résultats obtenus par Sias (2004) confirment la présence de ce comportement. En ajoutant une variable représentant les rendements passés des actions dans l'équation (16), tel que défini à l'équation (19), les auteurs concluent que le comportement momentum ne capte qu'une faible partie de la demande passée institutionnelle.

$$\Delta_{i,t} = \beta_t \Delta_{i,t-1} + \gamma_t R_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad (19)$$

Le comportement momentum explique donc bien moins que la demande institutionnelle passée. Cela pourrait expliquer une partie des résultats obtenus par certains auteurs [voir, par exemple, Grinblatt et al. (1995); Wermers (1999, 2000) et Nofsinger et Sias (1999)]. De plus, le non-renversement des prix des actions et la présence plus fortes du comportement grégaire au niveau des petites capitalisations pousse Sias (2004) à conclure que les cascades d'informations représente la raison la plus probable du comportement grégaire au niveau des actions américaines, ce qui est cohérent avec les résultats de Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999) et Koch (2014).

Hung et al. (2010) utilisent la méthodologie de Sias (2004) adaptée aux FCP taiwanais et arrivent à des conclusions différentes. Tout d'abord, les FCP semblent plus fortement suivent leurs transactions passées, plutôt que celles des autres. Ensuite, les transactions passées sont négativement corrélées avec les transactions contemporaines; une vente au trimestre passée influence donc le gestionnaire à acheter l'action aujourd'hui. Enfin, Hung et al. (2010) identifient une relation asymétrique concernant l'information véhiculée par les transactions grégaires. Lorsque les FCP achètent de façon grégaire un titre, le prix de ce titre demeure stable dans les trimestres suivants. Ce résultat est compatible avec l'assimilation de l'information. Lorsque les FCP vendent de façon grégaire, un renversement des prix survient, ce qui est compatible avec les caractéristiques spécifiques. L'identification du comportement grégaire ne convient pas à la définition de Bikhchandani et Sharma (2001) et les sources identifiées sont considérées involontaires de la part des gestionnaires. La présence du comportement grégaire en Taiwan varie donc en fonction de la définition que les auteurs établissent.

Choi et Sias (2009) reprennent la même méthodologie que Sias (2004) pour étudier le comportement grégaire des agents institutionnels dans les industries. Pour calculer le comportement grégaire, les auteurs prennent simplement l'agrégation des titres d'une industrie particulière. Les auteurs identifient une corrélation entre les demandes passées et la demande contemporaine d'une même industrie. Toutefois, l'origine du comportement est différente de celle identifiée au niveau des actions. En effet, l'assimilation de l'information dans le marché serait la cause principale du phénomène, mais les préoccupations de la réputation pourraient également jouer un rôle.

Jiang et Varardo (2013) développent une mesure qui permet d'identifier le comportement grégaire au niveau des fonds.¹¹ La relation semble être dans le même esprit que Sias (2004). Les auteurs identifient un fonds comme étant grégaire s'il présente une propension à transiger les actions qui ont été transigées dans le trimestre précédent (voir équation 20). En d'autres mots, on pourrait définir que les fonds grégaires sont ceux qui causent la corrélation temporelle identifiée par Sias (2004).

$$Transaction_{i,j,t} = \alpha_{j,t} + \beta_{j,t} \Delta IO_{i,t-1} + \gamma_{1j,t} Mom_{i,t-1} + \gamma_{2j,t} MC_{i,t-1} + \gamma_{3j,t} BM_{i,t-1} + \varepsilon_{i,j,t} \quad (20)$$

Où :

$Transaction_{i,j,t}$ = Le pourcentage de variation du poids de l'action i dans le portefeuille j au trimestre t

$\beta_{j,t}$ = Propension d'un fonds j à transiger les actions qui ont été transigées au trimestre précédent à la période t

$\Delta IO_{i,t-1}$ = Changement de la possession institutionnelle de l'action i entre la période t et $t - 1$.

$Mom_{i,t-1}$ = Rendement de l'action i au moment $t - 1$

$MC_{i,t-1}$ = Logarithme naturel de la capitalisation boursière à la fin de la période $t - 1$

$BM_{i,t-1}$ = Logarithme naturel du ratio de valeur comptable au cours boursier à la fin de la période $t - 1$

La mesure de Jiang et Varardo (2013) permet de directement séparer différents comportements involontaires en ajoutant des variables qui les contrôlent. Néanmoins, les auteurs se concentrent plutôt sur les rendements futurs des fonds en fonction de leur propension à transiger en retard sur les autres, autrement dit en fonction du coefficient $\beta_{j,t}$. Les résultats de Jiang et Varardo (2013) identifient un comportement grégaire des fonds négativement corrélé avec leurs aptitudes de gestion pour obtenir des rendements futurs. La relation semble persister au fil du temps puisque les fonds semblent conserver la même stratégie : ceux qui imitent et ceux qui font contraires aux restes des gestionnaires le font trimestre après trimestre. Les fonds identifiés par Jiang et Varardo (2013) sont en réalité des fonds de type suiveur dans l'esprit de Koch (2014). Cela peut expliquer pourquoi les résultats de Grinblatt et al. (1995) sont si différents de ceux de Jiang et Varardo (2013). La différence n'est donc pas nécessairement

¹¹ Cette mesure aurait pu être classée dans la section des corrélations temporelles des transactions, mais étant donné certaines ressemblances avec la mesure de Sias (2004), elle est présentée dans cette section.

incohérente. En effet, la séparation des types de gestionnaire dans le marché semble être un élément important qui peut souvent expliquer les différences entre les résultats d'un auteur à un autre.

4.2.5 La mesure de Koch (2014)

Bien que peu d'auteurs utilisent des méthodes qui vont directement mesurer le comportement grégaire au niveau des fonds, Koch (2014) se différencie davantage en introduisant l'utilisation de la géométrie euclidienne. Pour répondre aux critiques des modèles évoquées précédemment, Koch (2014) définit trois mesures qui servent à identifier ceux qui imitent les transactions passées (les gestionnaires suiveurs), ceux qui s'imitent de façon contemporaine¹² (les gestionnaires « contemporains »), et ceux qui sont en avance sur les transactions des autres (les gestionnaires leaders). De cette façon, l'auteur différentie trois types de gestionnaires et identifie ensuite les caractéristiques propres à chacun des types pour déterminer la source de leur comportement grégaire.

Koch (2004) calcule une corrélation non centrée¹³ entre les fonds et leurs pairs. Les pairs sont considérés comme étant l'agrégat des transactions effectuées par les autres gestionnaires sur les mêmes actions qu'un gestionnaire a transigé dans un trimestre donné. Pour déterminer si un gestionnaire de fonds est leader ou suiveur, Koch (2004) projette les transactions contemporaines effectuées (t) une période plus tôt ($t - 1$) ou une période plus tard ($t + 1$), un fonds à la fois. Par exemple, si un fonds a une corrélation élevée à $t - 1$, cela veut dire qu'entre $t - 1$ et t le gestionnaire a copié les transactions de ses pairs, ce qui le classe comme étant un suiveur. Pour les gestionnaires leaders, une corrélation élevée à $t + 1$ indique que ses pairs l'ont copié entre t et $t + 1$. Koch (2004) calcule également une mesure contemporaine qui indique le niveau de similarité entre les pairs de chaque fonds au temps t . Ceux qui mènent les transactions (leaders) génèrent des rendements supérieurs, alors que ceux qui transigent de façon contemporaine ou qui suivent (suiveurs) génèrent des rendements faibles, voire négatifs. En introduisant une mesure de convergence des portefeuilles, l'auteur met en évidence la corrélation qu'ont les gestionnaires suiveurs et contemporains à transiger de façon à converger vers le portefeuille de leurs pairs au fil du temps. Cela n'est pas le cas pour les gestionnaires de

¹² Lorsque les gestionnaires s'imitent entre eux dans un même trimestre, il y a alors une corrélation entre leurs transactions de façon contemporaine. Ce comportement est étroitement relié à celui identifié par Grinblatt et al. (1995).

¹³ En géométrie, cette corrélation non centrée est en réalité un angle.

type leaders qui sont indépendants face aux portefeuilles de leurs pairs. Ces résultats sont compatibles avec la théorie concernant les cascades d'information pour les leaders et les problèmes d'agence et l'irrationalité pour les suiveurs et ceux qui s'imitent de façon contemporaine.

Bien que l'idée de Koch (2014) soit innovatrice, sa méthodologie ne permet pas de directement contrôler différents comportements involontaires des fonds. Par exemple, le modèle de Jiang et Varardo (2013) permet de scinder l'effet momentum et des caractéristiques spécifiques de la propension des fonds à transiger des actions qui avaient été transigées un trimestre passé. Les différents paramètres de contrôle utilisés pour identifier les fonds suiveurs par Jiang et Varardo (2013) peuvent être à l'origine de la différence des aptitudes des gestionnaires identifiées par chacun des auteurs.

4.3 Autres études parallèles et discussion

Sans être directement liées à la littérature sur le comportement grégaire, certaines études portent indirectement sur le sujet. Par exemple, les études portant sur les aptitudes des gestionnaires et les rendements des actions qui ont fortement été vendues ou achetées peuvent corroborer certaines sources du comportement grégaire discutées plus tôt.

Chen et al. (2000) suggèrent d'étudier les transactions effectuées par les FCP en fonction de leur détention en pourcentage de la capitalisation boursière d'une action. Les auteurs arrivent à la conclusion que les actions détenues par un grand nombre de fonds ne surperforment pas les autres. Par contre, supportant les cascades d'information, les rendements des actions fortement achetées surperforment ceux des actions fortement vendues, et cela de manière persistante. Les fonds ont également tendance à acheter des actions qui ont bien performé dans le passé, ce qui appuie également la précédente littérature au sujet du comportement momentum. Chen et al. (2000) étudient également la capacité des gestionnaires de FCP à posséder de meilleures aptitudes que les autres. Les gestionnaires de FCP de type croissance semblent être meilleurs que ceux axés sur le revenu pour sélectionner des firmes de grande taille en croissance. Les gestionnaires de FCP ayant davantage de transactions ont également tendance à présenter de meilleures aptitudes à la sélection de titres. Pour terminer, on observe que la persistance des fonds gagnants à demeurer gagnants et des perdants à demeurer perdants est principalement liée à un effet momentum. Les fonds perdants semblent rester aux prises avec un grand

nombre de titres qui ont sous performé dans le passé et qui tendent à sous performer dans le futur.

Chen et al. (2002) poursuivent sur la même lancée que Chen et al. (2000). Leur étude est basée sur le principe de Miller (1977) voulant que les fonds soient contraints d'établir des ventes à découvert, en effet, certains fonds ne peuvent prendre des positions courtes sur les titres. Cette contrainte cause certains titres à être surévalués. Ces titres deviennent surévalués puisque la vision des gestionnaires pessimistes demeure sous-représentée alors que celle des optimistes est surreprésentée. Pour mettre en évidence cette relation, Chen et al. (2002) établissent une mesure fort simple, soit le nombre de FCP qui détient un titre par rapport au nombre total de l'univers des FCP. À première vue, cette mesure semble moins développée que celle de Chen et al. (2000), mais elle possède des propriétés plus puissantes. En effet, en introduisant les deux différentes variables, soit celle de Chen et al. (2000) et celle de Chen et al. (2002), dans la même régression OLS, le pouvoir explicatif de celle de Chen et al. (2000) est complètement capté par celle de Chen et al. (2002). De manière cohérente avec le comportement grégaire, l'augmentation du nombre de fonds qui détiennent une action donnée prédit en partie le rendement futur de cette action. Le comportement momentum est également détecté.

Ces deux études peuvent nous en apprendre davantage sur le comportement grégaire des fonds. Tout d'abord, notons que la capacité des variables à expliquer une partie des rendements futurs des actions peut être reliée indirectement à plusieurs sources du comportement grégaire présentées plus tôt, notamment concernant les transactions basées sur de l'information, soit les cascades d'information et l'assimilation de l'information, et le comportement momentum. L'aspect le plus intéressant pour ce présent mémoire est sans doute le fait que la mesure utilisée par Chen et al. (2002) semble tenir compte de celle de Chen, et al. (2000) puisque la simple variation du nombre de gestionnaires qui possèdent une action semble capter et amener davantage d'information que les transactions sur une action particulière. En d'autres mots, les transactions semblent plus importantes lorsqu'elles terminent ou débutent une nouvelle position dans un titre. Ceci amène une réflexion qui ne semble pas faire partie de la littérature sur le comportement grégaire : est-il nécessaire de comptabiliser l'intensité des transactions pour calculer un indice grégaire? Bien que Bikhchandani et Sharma (2001) critiquent la mesure de LSV (1992) de ne pas tenir compte de l'intensité des transactions, l'ajout de cette dimension n'est pas nécessairement avantageuse et pourrait même avoir moins de

pouvoir explicatif. De plus, les études du comportement grégaires qui prennent en compte les transactions effectuées par les fonds ne diffèrent pas les nouvelles positions et celles déjà prises par les FCP dans le marché. Les auteurs doivent alors contrôler d'une façon ou d'une autre l'étalement des transactions qu'un FCP peut effectuer. Le fait de tenir compte des transactions plutôt que des nouvelles positions fait également en sorte que le comportement involontaire concernant les caractéristiques spécifiques émerge. Par conséquent, on peut se poser la question à savoir si les nouvelles positions prises par les gestionnaires de FCP ont plus d'influence que la variation en pourcentage du poids des titres détenus dans leur portefeuille.

5. La théorie des réseaux

La théorie des réseaux est utilisée dans plusieurs domaines, notamment en technologie, sociologie et biologie [Newman (2010)]. Les réseaux technologiques englobent les réseaux de l'informatique, de téléphone, d'électrification et de transport. Les réseaux sociaux quant à eux font référence à des relations directes entre des individus et les réseaux biologiques peuvent être utilisés pour expliquer des séries de réactions chimiques entre les molécules. Il existe également des réseaux informationnels, comme le réseau virtuel qu'est Internet ou les réseaux permettant de transférer des données comme le système *poste-à-poste* souvent utilisé pour les téléchargements. En réalité, presque n'importe quoi peut être examiné à l'aide de la théorie des réseaux; il suffit d'établir des liens qui relient des points centraux.

Évidemment la théorie des réseaux est également utilisée en finance, qui est souvent associée à un réseau social puisqu'il est normalement composé d'acteurs principaux qui sont reliés entre eux par l'entremise d'interactions qu'ils ont établies. Par exemple, les réseaux des prêts syndiqués sont constitués d'agents qui s'entendent entre eux pour accorder des prêts à différentes entreprises [Champagne (2014) et Hagouagn'r'in (2012)]. On peut également établir un réseau où les banques sont les acteurs principaux et sont reliées entre elles par différents actifs qu'elles s'échangent pour ainsi évaluer les effets de contagions [Glasserman et Young (2015) et Gai et Kapadia (2010)].

Pour ce qui est des réseaux de FCP, les gestionnaires sont reliés entre eux par l'entremise de titres ou d'actions qu'ils ont en commun. Les liens qu'ils établissent peuvent alors être de différente nature. On peut même supposer qu'il s'agit de partage d'information, ce qui rend l'interaction très intéressante. La littérature qui fait le pont entre la théorie des réseaux et les FCP est assez pauvre et encore plus au niveau de l'étude du comportement gréginaire [D'Arcangelis et Rotundo (2014); Wool (2013) et Solis (2009)].

Afin de bien comprendre les résultats empiriques des études ayant traité de la théorie des réseaux et des FCP, les prochaines sections traitent d'abord des mesures de réseaux et des différentes structures de réseaux.

5.1 Conception d'un réseau

La conception d'un réseau débute essentiellement avec la construction d'une matrice indiquant s'il y a un lien entre les différents nœuds d'un réseau. Lorsque le réseau est constitué d'un seul niveau, on parle alors d'un réseau unipartite construit à l'aide d'une matrice d'adjacence. Lorsqu'il est à deux niveaux, on parle d'un réseau bipartite construit à l'aide d'une matrice d'incidence. Dans le cas du réseau des FCP, il y a deux niveaux, soit les fonds et les actions.

En reprenant les notations de Wool (2013), notons la collection de FCP $F = \{f_1, f_2, \dots, f_{n_f}\}$ et la collection d'actions $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{n_s}\}$. Ces éléments sont en réalité les nœuds du réseau. Notons la matrice d'incidence $A = \{a_{ij}\}$ où :

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si le fond } i \text{ contient l'action } j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (21)$$

Notons alors qu'il s'agit d'une matrice de dimension $n_f \times n_s$ qui est sans direction et non pondérée puisque chaque nœud n'a aucun sens particulier et que les éléments de la matrice prennent la valeur de zéro ou de un (voir tableau 1). Prenons un exemple simple d'un réseau composé de 3 portefeuilles (A, B et C) et de 5 titres. Alors que le tableau 2 indique uniquement si les portefeuilles sont reliés à un titre en particulier à l'aide d'une relation binaire (un ou zéro), le tableau 3 indique le poids de chaque titre dans les portefeuilles. Par exemple, à la coordonnée [A,1] la valeur de 0.6 indique que 60% du portefeuille A est attribuable au placement dans le titre 1. Un réseau peut être pondéré par n'importe quelle mesure qui unit le portefeuille au titre, comme le nombre d'actions détenues, le nombre d'actions achetées ou vendues, la valeur monétaire, etc.

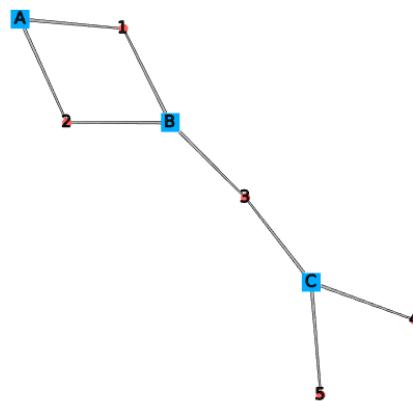
Tableau 2 : matrice d'incidence (A)

	1	2	3	4	5
A	1	1	0	0	0
B	1	1	1	0	0
C	0	0	1	1	1

Tableau 3 : matrice d'incidence pondérée (AP)

	1	2	3	4	5
A	.6	.4	0	0	0
B	.3	.3	.4	0	0
C	0	0	.3	.3	.4

Figure 1 : exemple de réseau bipartite



Dans la littérature, la majorité des réseaux bipartites sont analysés via une projection qui transforme le réseau en forme unipartite. Une fois appliquée, la projection permet l'analyse d'un seul type d'acteur dans un réseau unipartite. De façon mathématique, en reprenant la notation de Wool (2013), nous pouvons définir la matrice d'adjacence des actions $\mathbf{X}^S = \{x_{ij}^S\}$ où :

$$x_{ij}^S = \sum_{k=1}^{n_F} a_{ik} a_{jk} \leftrightarrow \mathbf{X}^S = \mathbf{A}^T \mathbf{A} \quad (22)$$

De façon similaire notons la matrice d'adjacence des fonds $\mathbf{X}^F = \{x_{ij}^F\}$ où :

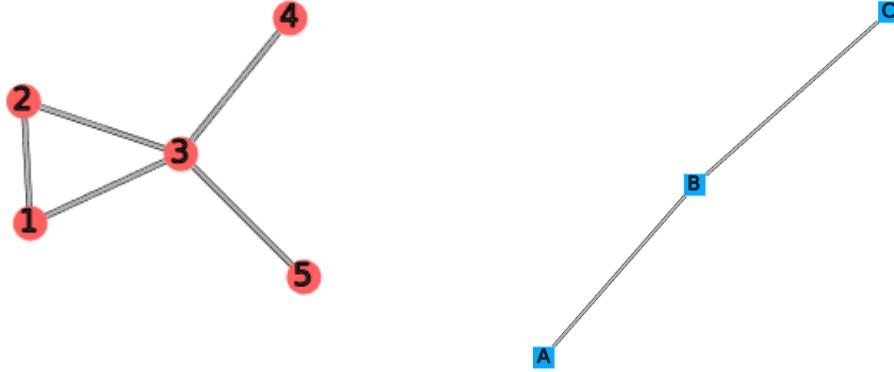
$$x_{ij}^F = \sum_{k=1}^{n_S} a_{ik} a_{jk} \leftrightarrow \mathbf{X}^F = \mathbf{A} \mathbf{A}^T \quad (23)$$

Le lien entre deux fonds est alors direct s'ils ont au moins une action en commun et au moins un fonds en commun pour deux actions, respectivement. Les tableaux 4 et 5 présentent le

résultat de telles projections.¹⁴ On peut remarquer que les éléments des matrices ne sont pas simplement la valeur un ou zéro, mais représentent le nombre de fonds que deux actions ont en commun ou le nombre d'actions que deux fonds ont en commun. Les valeurs supérieures ou égales à un peuvent être substituées par des valeurs de un pour avoir la matrice non pondérée. Les figures 2 et 3 sont des visualisations des réseaux S et F .

		<u>Tableau 4 : matrice</u> <u>d'adjacence des actions (X^S)</u>					<u>Tableau 5 : matrice</u> <u>d'adjacence des fonds (X^F)</u>			
		1	2	3	4	5	A	B	C	
1		2	2	1	0	0	A	2	2	0
2		2	2	1	0	0	B	2	3	1
3		1	1	2	1	1	C	0	1	3
4		0	0	1	1	1				
5		0	0	1	1	1				

Figure 2 : projection d'un réseau d'actions Figure 3 : projection d'un réseau de fonds



L'analyse d'un réseau en mode bipartite est plus difficile que celle d'un réseau unipartite, car la majorité des mesures de la théorie des graphes sont adaptées pour les réseaux unipartites.

¹⁴ Notons que puisqu'il n'y a pas de boucle possible dans un réseau de fonds ou d'actions, les éléments des diagonales des matrices d'adjacence doivent être modifiés pour prendre la valeur de zéro. Une boucle représente un nœud qui fait référence à lui-même.

Cela explique également la popularité de l'utilisation d'une projection [Opsahl (2013)]. Le désavantage de l'utilisation d'une projection est que cette méthode détruit des structures qui étaient présentes dans le réseau bipartite et en crée des fictives pour le réseau unipartite. L'interprétation d'un réseau projeté n'est donc pas la même qu'un réseau qui est à l'origine à un niveau.

Certains auteurs ont proposé des ajustements pour contrer les effets d'une projection. Ces propositions sont une sorte de normalisation des matrices d'adjacences qui représentent un poids entre les liens des nœuds obtenus par une projection. Par exemple, Bonachi (1972) propose une mesure qui compte l'excédent des liens auxquels on aurait pu s'attendre par chance.

Wool (2013) reprend la normalisation de Bonachi (1972) et l'applique au réseau des actions :

Tableau 6 : Table de contingence

		Action j	
		Membre	Non-membre
Action i	Membre	n_{11}	n_{12}
	Non-membre	n_{21}	n_{22}

$$\tilde{x}_{ij}^S = \begin{cases} \ln(1 + 0.5) \text{ si } n_{11}n_{22} = n_{12}n_{21} \\ \ln(1 + (n_{11}n_{22} - \sqrt{n_{11}n_{22}n_{12}n_{21}})/(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})) \text{ sinon} \end{cases} \quad (24)$$

Une autre mesure proposée par Borgatti et Halgin (2011) est une simple corrélation de Pearson entre les nœuds d'un même niveau du réseau bipartite :

$$\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(A_i, A_j)}{\sigma_i \sigma_j} = \frac{\sum_k (A_{ik} - \langle A_i \rangle)(A_{jk} - \langle A_j \rangle)}{[\sum_k (A_{ik} - \langle A_i \rangle)^2]^{\frac{1}{2}} [\sum_k (A_{jk} - \langle A_j \rangle)^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (25)$$

5.2 Mesures de centralité

Les prochaines sous-sections présentent différentes mesures de réseau qui sont utilisées dans le mémoire. Il est coutume dans la littérature de standardiser les mesures de réseaux lors d'analyses longitudinales. Pour ce faire, il suffit de diviser la mesure par sa valeur maximale théorique [Freeman (1979)]. Pour mieux identifier les mesures, l'exposant « w » sera utilisé pour identifier les mesures pondérées et une apostrophe, « ' », sera utilisée pour les mesures standardisées. De plus, pour toutes les mesures y faisant référence, la variable « n » représente le nombre d'acteurs dans un réseau. La plupart des mesures sont inspirées de Newman (2010).

5.2.1 La mesure du degré et de la force

Le degré d'un réseau, k , est simplement la somme des liens qu'un acteur entretient dans l'ensemble d'un réseau. C'est une des mesures les plus simples à obtenir. Le degré est donc le nombre de liens connectés à un acteur en particulier (équation 26). Pour obtenir la mesure standardisée, on divise la valeur par la valeur maximale théorique qu'un acteur peut obtenir, $n - 1$ (puisque il n'y a pas de boucle). Lorsque la matrice A est pondérée, on parle alors de la force d'un réseau [Opsahl et al. (2008)]. Cette mesure représente la somme du poids des liens connectés à un acteur en particulier. La standardisation est la même si le maximum théorique d'un poids est de un (équation 27).

$$k_i^w = k_i^u = \sum_{i=1}^n a_{ij} \quad (26)$$

$$k_i'^w = k_i'^u = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n a_{ij} \quad (27)$$

5.2.2 Distance géodésique

Dans un réseau non pondéré, la distance géodésique représente le nombre minimum de chemins que doit prendre un acteur pour en rejoindre un autre. Par exemple, dans la figure 2

plus haut, l'action 1 a une distance géodésique de 1 avec les actions 2 et 3, mais a une distance de 2 pour rejoindre les actions 4 et 5. Notons la distance géodésique non pondérée entre deux acteurs i et j comme étant D_{ij} . On peut alors calculer la somme des distances ou la distance standardisée qui représente la moyenne des distances d'un acteur par rapport aux autres :

$$L_i^u = \sum_{i=1}^n D_{ij} \quad (28)$$

$$L'_i^u = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n D_{ij} \quad (29)$$

Plusieurs auteurs ont proposé des mesures de distance géodésique pondérée. Par exemple, l'algorithme de Dijkstra (1959) permet de trouver les chemins les plus courts en considérant le poids des liens comme étant un coût pour se rendre d'un nœud à un autre et donc emprunter le chemin le moins couteux. En reprenant cette même méthode, Newman (2001) propose de voir l'inverse des pondérations comme étant les coûts et donc, contrairement à Dijkstra (1959), plus le poids est élevé plus le lien est fort, en utilisant cette méthode on a alors une mesure D_{ij} qui représente l'inverse de la somme des poids des liens. Opsahl et al. (2010) proposent également une mesure en normalisant les pondérations. Bolanos et al. (2013) définissent $P_{ij} = \{w_{i,q_1}, w_{q_1,q_2}, \dots, w_{q_m,j}\}$ comme étant les trajets pondérés entre les nœuds i et j et $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ comme étant la séquence des nœuds empruntée par le trajet entre i et j . Ensuite, ils maximisent la fonction $F_{ij} = w_{i,q_1} w_{q_m,j} \prod_{l=2}^m w_{q_{l-1},q_l}$ pour ainsi obtenir la définition de la distance géodésique pondérée et standardisée :

$$L'_i^w = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{F_{ij}} \quad (30)$$

Pour suivre le même principe que les autres mesures, la distance géodésique non standardisée pourrait alors être :

$$L_i^w = \sum_{i=1}^n \frac{1}{F_{ij}} \quad (31)$$

Un acteur pourrait donc être près d'un autre malgré le nombre d'acteurs qui les séparent. L'algorithme utilisé pour obtenir la mesure de distance est alors différent de celui de Dijkstra (1959). En effet, celui de Floyd-Warshall (1962) est plus efficace dans ce cas-ci puisqu'il permet le calcul des distances de toutes les paires de nœuds possibles tandis que l'algorithme de Dijkstra (1959) calcule uniquement les distances pour un nœud en particulier. Il faut alors l'exécuter autant de fois que le nombre de nœuds présents dans le réseau, ce qui augmente considérablement le temps d'exécution.

5.2.3 Closeness

La mesure de *closeness* est fortement reliée à la distance géodésique d'un acteur par rapport aux autres. Une forte mesure de *closeness* signifie que l'acteur a accès à beaucoup d'information, car il se situe à proximité des autres. L'utilité première de cette mesure est de convertir les mesures géodésiques pour qu'une forte valeur soit centrale. On pourrait simplement prendre l'inverse de la somme de $L_i'^u$ ou $L_i'^w$, mais la somme harmonique de la distance comprend des propriétés plus intéressantes [Newman (2010)]. Non seulement la somme harmonique permet le calcul d'un réseau ayant des composantes séparées (c'est-à-dire qu'il pourrait avoir des résultats où $D_{ij} \rightarrow \infty$ puisque deux composantes ne se rejoignent pas par aucun chemin), mais elle permet également aux acteurs à proximité d'avoir une importance plus élevée que ceux plus éloignés d'un acteur donné. La somme harmonique apporte donc davantage d'information si on connaît déjà la distance géodésique moyenne (équations 32 et 33).

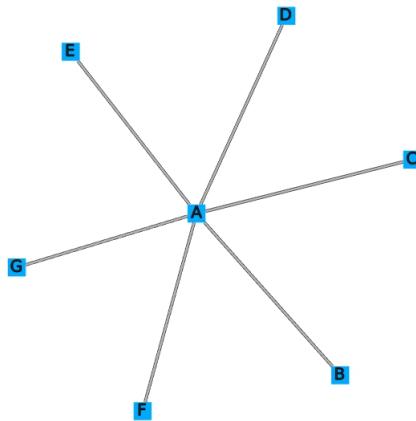
$$C_i'^w = C_i'^u = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{1}{D_{ij}} \quad (32)$$

$$C_i^w = C_i^u = \sum_{i=1}^n \frac{1}{D_{ij}} \quad (33)$$

5.2.4 Betweenness

La mesure de *betweenness* est également reliée à la distance géodésique. La *betweenness* représente le nombre de fois qu'un acteur donné se retrouve sur le chemin le plus court entre deux autres acteurs. Les acteurs ayant une mesure de *betweenness* forte représentent ceux qui diffusent ou transmettent l'information. C'est grâce à eux si certains acteurs se situent à proximité des autres; ils ont donc un rôle important dans le réseau. Par exemple, en enlevant ces acteurs principaux, on pourrait remarquer une hausse de la mesure de *closeness*. La normalisation de cette mesure est un peu différente des autres. En effet le maximum théorique possible de cette mesure n'est pas simplement le nombre d'acteurs dans le réseau mais survient plutôt lorsque le réseau est en forme d'étoile, tel qu'illustré par la figure 4.

Figure 4 : réseau en forme d'étoile



Dans la figure 4, on remarque que l'acteur A est entre toutes les paires d'acteurs possibles. On peut alors quantifier le nombre de fois que l'acteur A se retrouve sur le chemin entre deux acteurs à l'aide d'une combinaison mathématique. En d'autres mots, on détermine le nombre de fois que les voisins de A peuvent être mis en groupe de deux, soit $n - 1$ parmi 2 :

$$\binom{n-1}{2} = \frac{(n-1)!}{2!(n-1-2)!} = \frac{n^2 - 3n + 2}{2} \quad (34)$$

Dans le réseau étoile de la figure 4, l'acteur A aurait une mesure *betweenness* de 15, et les autres acteurs auraient une mesure *betweenness* de 0. Définissons la variable n_{st}^i comme étant

le nombre de fois que l'acteur i est sur le chemin géodésique entre s et t , et la variable g_{st} comme étant le nombre de chemins géodésique entre s et t :

$$B_i'^w = B_i'^u = \frac{2}{n^2 - 3n + 2} \sum_{st} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (35)$$

$$B_i^w = B_i^u = \sum_{st} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (36)$$

Évidemment il peut arriver des cas où il y a plusieurs chemins géodésiques possibles entre une paire d'acteurs et c'est pourquoi il est nécessaire d'utiliser le ratio n_{st}^i/g_{st} .

5.2.5 Coefficient de rapprochement

Le coefficient de rapprochement permet de quantifier si la plupart des voisins d'un acteur donné sont également connectés entre eux. Il existe deux grandes façons pour quantifier de telles relations : le coefficient global et le coefficient local. Le coefficient global quantifie le réseau en entier tandis que le coefficient local est propre à chaque acteur. Les deux coefficients sont calculés de la façon suivante :

$$RG^u = \frac{(nombre\ de\ triangles) * 3}{(nombre\ de\ triplets)} \quad (37)$$

$$RL_i^u = \frac{(nombre\ de\ paires\ de\ voisins\ de\ i\ qui\ sont\ connectés)}{(nombre\ de\ paires\ de\ voisins\ de\ i)} \quad (38)$$

En d'autres mots, le coefficient global (RG^u) est calculé en fonction du nombre de triplets fermés par rapport au nombre de triplets total. Toutefois, le nombre de triangles est plus facile à interpréter et on le multiplie par trois puisqu'il y a trois façons de comptabiliser un triangle, tout dépendamment à partir de quel acteur débute le triangle. Par exemple, dans la figure 5 il n'y a qu'un seul triangle, donc trois triplets fermés : A-C-D, A-D-C et D-A-C; et il y a deux triplets ouverts : C-A-B et D-A-B. Le coefficient de rapprochement global est alors de 3/5.

Pour le calcul du coefficient de rapprochement local (RL_i^u), dans les figures 5 et 6, les liens en rouges sont ceux qui déterminent la valeur du coefficient de rapprochement du fonds A. On peut voir que la figure 6 comporte trois liens en rouges. C'est le maximum possible de paires de voisins connectées que i peut entretenir, dans ce cas-ci la valeur du coefficient est de 1 pour A. À la figure 5, on peut remarquer que seulement les voisins C et D sont connectés, alors la valeur du coefficient est de $1/3$.

Figure 5 : coefficient de rapprochement local ($RL_A^u = 1/3$)

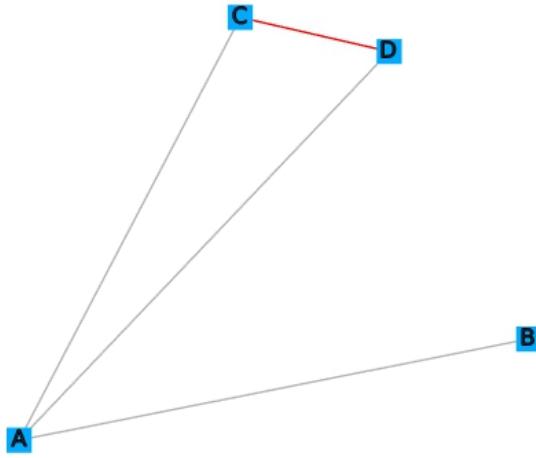
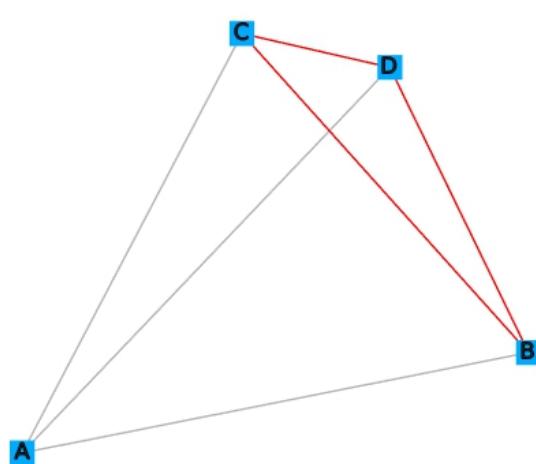


Figure 6 : coefficient de rapprochement local ($RL_A^u = 1$)



De façon généralisée, il suffit d'ajouter la pondération des triplets pour ainsi obtenir la valeur du coefficient de rapprochement pondéré. Par exemple, Opsahl et Panzarasa (2009) suggèrent de calculer la somme de la moyenne arithmétique, la moyenne géométrique, le maximum ou le minimum du poids de chaque paire de nœuds connectés (somme de la valeur des triplets connectés) par rapport à chaque paire de nœuds (somme de la valeur des triplets) :

$$RG^w = \frac{(\text{somme de la valeur des triplets fermés})}{(\text{somme de la valeur des triplets})} \quad (39)$$

Plusieurs coefficients de rapprochement local pondérés ont été suggérés dans la littérature mais tous ont des faiblesses particulières. Par exemple, Barrat et al. (2004) ont été des pionniers dans ce domaine mais leur mesure ne tient pas en compte la valeur du lien reliant deux voisins et prend seulement la moyenne des deux liens reliant un triplet d'acteur. Zhang et

Horvath (2005) ont également proposé un coefficient de rapprochement pondéré. Leur mesure a notamment été critiquée par Bolanos et al. (2013), car celle-ci peut mener à de fausses identifications.

$$RLZ_i^w = \frac{\sum_{i \neq h} \sum_{j \neq i, j \neq h} w_{ij} w_{jh} w_{hi}}{\sum_{j \neq h} w_{ij} w_{ih}} \quad (40)$$

La proposition de Bolanos et al. (2013) règle ce problème :

$$RL_i^w = \frac{3 \sum_{j, h \neq i} w_{ij} w_{jh} w_{hi}}{\sum_{j, h \neq i} w_{ih} w_{hj} + \sum_{j, h \neq i} w_{ij} w_{jh} w_{hi}} \quad (41)$$

Cette mesure est un peu différente des autres présentées dans le sens où le coefficient de rapprochement de l'acteur i est calculé non pas en étant le centre du lien, mais en étant soit le début ou la fin d'un triplet.

5.2.6 Eigen vector centrality

Proposé par Bonacich (1987), l'eigen vector est une mesure proportionnelle à la centralité des voisins d'un acteur en particulier. Un acteur peut alors avoir une forte valeur parce qu'il a un degré élevé ou parce que ses voisins ont un degré élevé ou une combinaison des deux. La mesure est plutôt considérée comme une mesure globale, car elle permet une mesure de centralité en tenant en compte de la position de l'acteur dans le réseau.

$$E_i^w = E_i^u = x_i = k_1^{-1} \sum_j a_{ij} x_j \quad (42)$$

Pour un réseau pondéré, il suffit que la matrice d'adjacence A contienne les poids des liens. Discuté dans la section 5.4.1, Wool (2013) utilise la variation de cette mesure pour représenter la popularité d'une action à un temps donné. Il s'avère que cette mesure comporte plus de pouvoir explicatif que celles utilisées par Chen et al. (2002) et Chen et al. (2000). À titre de rappel, celles-ci sont discutées dans la section 4.3.

Cette mesure fonctionne autant sur des réseaux sans direction que directionnels. Par contre, en utilisant cette mesure sur un réseau directionnel certains problèmes surviennent. D'autres mesures ont alors été suggérées pour répondre aux critiques comme la mesure *PageRank* et la *Katz centrality*. La mesure *PageRank* est entre autres utilisée dans le populaire moteur de recherche Google¹⁵. Ces mesures ne sont pas utilisées dans ce mémoire; pour plus de détails le lecteur peut se référer à Newman (2010).

5.2.7 La densité d'un réseau

La densité d'un réseau représente uniquement le nombre de liens du réseau par rapport à son maximum théorique. Donc, cette mesure indique à quel point le réseau est dense en fonction de ses connexions établies.

$$\rho_R^u = \frac{\text{Nombre de liens}}{\text{Nombre de liens maximum}} = \frac{\text{Nombre de liens}}{(n * (n - 1)) / 2} \quad (43)$$

$$\rho_R^w = \frac{\text{Nombre de liens}}{\text{Nombre de liens maximum}} = \frac{\text{Nombre de liens}}{\left(\frac{n * (n - 1)}{2}\right) * Fmax} \quad (44)$$

Où :

n = Le nombre de nœuds du réseau

$Fmax$ = La pondération maximale que deux nœuds peuvent entretenir

5.3 Modèles de réseau

Il existe plusieurs modèles ou structures de réseau. Ceux qui sont les plus souvent étudiés sont probablement les réseaux ayant une structure *Small-World* et *Scale-Free*. Ces modèles sont généralement observés dans le monde réel et, ensuite, les chercheurs tentent d'établir des relations théoriques pour expliquer la présence et la formation de telles structures. Bien que différentes, certaines structures peuvent coexister dans un même réseau. Par exemple, un réseau peut à la fois posséder une structure *Scale-Free* et *Small-World* [Klemm et Eguiluz (2002)]. Puisque les différents réseaux et structures sont souvent comparés à un réseau

¹⁵ <http://web.archive.org/web/20090424093934/http://www.google.com/press/funfacts.html>

aléatoire, une courte introduction du modèle aléatoire est présentée et ensuite les modèles *Small-World* et *Scale-Free* sont étudiés.

5.3.1 Structure aléatoire

Le modèle aléatoire a été imaginé par Erdos et Renyi (1959). Le principe est assez simple; il s'agit simplement de choisir un nombre de nœuds N et un nombre de liens n . Ensuite, les liens sont attribués entre les nœuds N de façon aléatoire. Dans un réseau de N nœuds, le nombre maximum de liens qu'il peut y avoir dans un réseau est donc le nombre de paires de nœuds possible :

$$\binom{N}{2} = \frac{N!}{2!(N-2)!} = \frac{N(N-1)}{2} \quad (45)$$

D'une façon équivalente, au lieu de déterminer le nombre de liens n , on peut déterminer directement la probabilité p qu'un nœud soit connecté à un autre. L'espérance du nombre de liens est alors de $E(n) = p[N(N-1)/2]$. La probabilité d'obtenir un réseau spécifique G avec n liens est alors de $P(G) = p^n(1-p)^{\frac{N(N-1)}{2}-n}$. C'est en réalité un modèle binomial. Le but ultime d'Erdos et Renyi (1959) était principalement d'étudier les propriétés spécifiques des réseaux en fonction de p : lorsque p est très faible le réseau est ordonné et lorsque p est près de 1 le réseau est aléatoire. Certaines propriétés émergent en fonction de p et les différentes caractéristiques obtenues peuvent être comparées à d'autres modèles, comme le *Small-World* et le *Scale-Free*. Le tableau 7 présente les caractéristiques théoriques d'un réseau aléatoire [Albert et Barabasi (2002)] :

Tableau 7 : Caractéristiques d'un réseau aléatoire

Distribution	$P(k) \cong e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!}$	(46)
Distance géodésique	$l_{aléa} \sim \frac{\ln(N)}{\ln(\langle k \rangle)}$	(47)
Coefficient de rapprochement	$C_{aléa} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}$	(48)

5.3.2 Structure *Scale-Free* et attachement préférentiel

Lorsque la distribution des degrés d'un réseau suit une loi de puissance, le réseau est alors *Scale-Free*. Le nom *Scale-Free* vient simplement du fait qu'à n'importe quelle échelle, le réseau garde la même fonctionnalité¹⁶. La probabilité qu'un nœud aie k degrés suit donc la relation suivante : $P(k) \sim k^{-\gamma}$. Plusieurs réseaux observés possèdent une telle distribution, au moins dans la queue de leur distribution. Voici quelques exemples répertoriés par Barabasi et Albert (2002) : la collaboration des acteurs dans les films, le Web, les contacts sexuels, les citations d'articles dans plusieurs domaines, les synonymes des mots et les appels téléphoniques. Généralement, le coefficient γ est compris entre 1 et 3, mais il peut parfois s'éloigner de ces limites empiriquement observées. Plusieurs chercheurs ont alors étudié ce phénomène pour comprendre comment la formation d'un tel réseau est possible et plusieurs modèles ont ensuite été proposés.

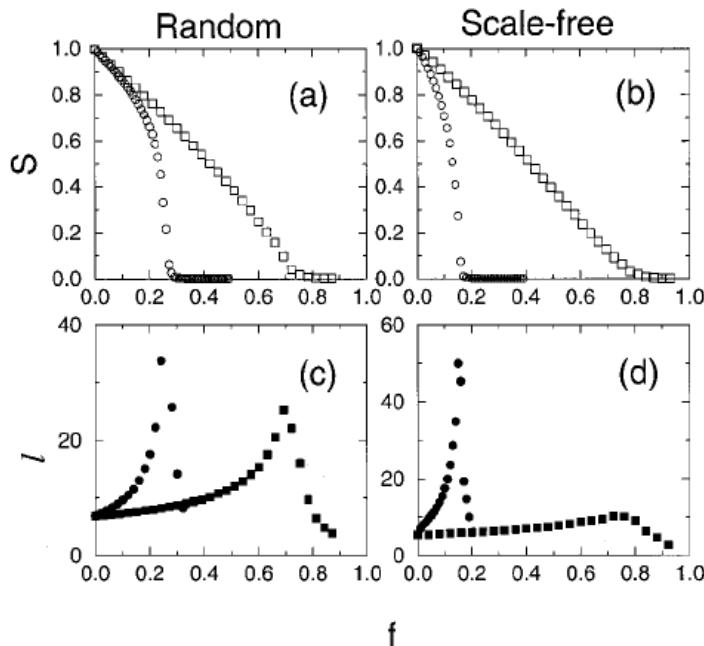
Le modèle le plus cité et plus connu est probablement celui de Barabasi et Albert (1999). Les auteurs arrivent à la conclusion qu'un réseau *Scale-Free* est possible grâce à la combinaison de deux mécanismes : l'évolution du réseau et l'attachement préférentiel. L'évolution du réseau nécessite que le nombre de nœuds dans celui-ci augmente dans le temps. Avec seulement ce phénomène, la distribution des degrés suit une loi exponentielle [Albert et Barabasi (2002)]. L'attachement préférentiel nécessite que les nœuds, les nouveaux ou ceux déjà présents, aient tendance à se connecter à ceux étant déjà les plus connectés. Ce phénomène est également la conséquence d'un effet « les riches sont toujours plus riches » et du phénomène des *clubs riches*. Avec un nombre de nœuds constant, l'attachement préférentiel peut prendre différentes formes dans le temps. L'exemple d'Albert et Barabasi (2002) démontre qu'un réseau avec un nombre de nœuds $N \gg 1$ et fixe dans le temps, sans aucune connexion au départ, mais avec une probabilité qu'un nœud se connecte à un autre de $\prod(k_i) = k_i / \sum_j k_j$ à chaque instant t , présentera une distribution non stationnaire. Au départ, la distribution des degrés est en puissance. Elle atteint ensuite une phase transitoire où la distribution est de forme gaussienne et converge vers une distribution où tous les nœuds ont le même degré. Plusieurs distributions peuvent donc être associées à de l'attachement préférentiel.

¹⁶ Nykamp DQ, « Scale-free networks » *Math Insight*. <http://mathinsight.org/scale_free_network>

Le modèle d'Albert et Barabasi (1999) nécessite également que la croissance du réseau et de l'attachement préférentiel soit une fonction linéaire. Ainsi, en combinant l'évolution et l'attachement préférentiel, le coefficient théorique est de $\gamma = 3$. Plusieurs autres études ont démontré qu'en modifiant les paramètres de linéarité, il est possible d'obtenir un coefficient γ qui peut varier entre 1 et ∞ [Albert et Barabasi (2002)]. Chacun des modèles théoriques ayant un coefficient γ différent tente seulement d'expliquer la formation d'un réseau *Scale-Free*. Par la suite, on peut associer un résultat empirique à un modèle théorique et en tirer des conclusions pertinentes en lien avec la formation d'un réseau. Il existe également des modèles pondérés tenant en compte des deux mécanismes présentés dans le modèle d'Albert et Barabasi (1999). Yook et al. (2001) démontrent que les résultats sont asymptotiquement les mêmes qu'avec un réseau non pondéré.

Les réseaux *Scale-Free* ont également d'autres propriétés intéressantes. Évidemment leur distribution a comme conséquence la présence de *hubs* ou de *stars* dans le réseau. Ces *hubs* peuvent être vus comme étant une faiblesse, mais aussi comme une force de cette structure. La figure 8 illustre ce phénomène. Notons S comme étant la grandeur relative du réseau le plus connecté après avoir enlevé une fraction f du nombre de nœuds dans le réseau. On remarque qu'enlevant des nœuds de façon aléatoire (\square), le réseau *Scale-Free* garde une distance géodésique moyenne (l) plus faible que celui aléatoire. Par contre, en enlevant les nœuds les mieux connectés (\circ), l'inverse se produit. Par exemple, le réseau d'Internet, qui possède une structure *Scale-Free*, peut être résistant aux pannes accidentelles de façon beaucoup plus efficace que si la structure était aléatoire. Par contre, des attaques ciblées sur les *hubs* auraient comme conséquence d'effondrer le réseau. De plus, la propagation d'un virus est beaucoup plus rapide dans ce type de réseau, tandis que l'éradication est presque impossible [Barabasi et Bonabeau (2003)].

Figure 8 : Réponses d'un réseau aléatoire et Scale-Free [Albert et Barabasi (2002)]



Les sous-figures (a) et (c) sont les résultats issus d'un réseau aléatoire et les sous-figures (b) et (d) d'un réseau *Scale-Free*. En axe des x pour toutes les sous-figures, f représente la fraction des nœuds enlevés dans un réseau. L'élimination des nœuds en fonction de f sont déterminés d'une façon aléatoire (\square) ou en ciblant les nœuds les plus importants au départ (\circ), il y a donc deux distributions par sous-figures. En y, pour les sous-figures (a) et (b), S représente la grandeur relative de la plus grande partie du réseau restante (giant component) et, pour (c) et (d), l représente la distance géodésique moyenne.

Dans un contexte financier, les réseaux *Scale-Free* peuvent indiquer comment les préférences des acteurs ont affecté la formation d'un réseau. En effet, l'attachement préférentiel, tel que discuté, peut être reflété par des préférences qu'on eut les acteurs du réseau au fil du temps. En plus d'observer ces préférences, puisqu'un réseau *Scale-Free* a une vitesse de diffusion de l'information plus élevée qu'un réseau aléatoire, les nouvelles informations en provenance des marchés ou de l'actualité peuvent rapidement être captées par les acteurs du réseau. Nous reviendrons plus en détail dans la section théorique du mémoire avec des implications plus concrètes pour les réseaux des FCP.

5.3.3 Structure d'un monde petit (*Small-World*)

Il nous est tous déjà arrivé de rencontrer quelqu'un d'inconnue et de découvrir que nous avions une connaissance en commun et ensuite dire : « Le monde est petit! ». Ce phénomène est assez étudié dans la théorie des réseaux et les probabilités qu'une personne choisie aléatoirement dans le monde partage une connaissance avec vous sont probablement beaucoup plus élevées que vous pourriez l'imaginer. Pour le prouver, Milgram (1967) et Travers et Milgram (1969) ont réalisé une expérience qui s'est révélée assez surprenante. En résumé, l'étude consistait à transmettre un document à une personne cible située au Massachusetts, qui allait débuter en choisissant aléatoirement des participants résidant au Kansas et au Nebraska, soit des régions les plus éloignées de la cible. Les participants recevaient un document avec le nom et l'adresse de la personne cible ainsi que des règles assez simples : s'ils ne connaissaient pas la personne cible, ils devaient transmettre le document à une connaissance ou à un ami qui était plus susceptible de connaître cette personne. Chacune des personnes qui avaient reçu le document y inscrivait leur nom. Plusieurs documents se sont rendus à destination et en moyenne 5 intermédiaires ont dû être utilisés, donc une distance géodésique de 6. De là est sortie l'expression du « 6 degrés de séparation » [Newman (2010)], c'est-à-dire que nous sommes tous à une distance géodésique de 6 de n'importe quelle personne dans le monde, que ça soit pour le président du Zimbabwe ou à un pêcheur des Philippines. Même que des études plus récentes effectuées sur le réseau social Facebook ont démontré qu'en 2011 la moyenne des distances géodésiques était de 4,74 [The Telegraph (2011)].

Mais comment une telle proximité est possible dans un monde comme le nôtre? La raison se cache dans la structure de notre réseau de connaissance, communément appelé Petit Monde ou *Small-World* dans la littérature. Cette structure est en réalité un hybride entre un réseau ordonné et aléatoire [Watts et Strogatz (1998)]. Elle présente une moyenne des distances géodésiques faible provenant de la caractéristique d'un réseau aléatoire et un niveau moyen des coefficients de rapprochements locaux élevé provenant de la caractéristique d'un réseau ordonné. Ainsi, chacun des acteurs a une forte proximité avec les autres membres du réseau et les acteurs sont également dispersés en clan. Conséquemment, une structure de type Small World est efficiente globalement mais également de façon locale. Plus précisément, l'efficience est fonction des distances géodésiques, donc plus l'efficience est forte, plus les distances géodésiques sont faibles [Latora et Marchiori (2001)] (voir figure 9).

Notons p comme étant la probabilité qu'un lien soit placé de façon aléatoire dans un réseau. Quand $p = 0$, nous avons un réseau parfaitement ordonné et quand $p = 1$, nous avons un réseau parfaitement aléatoire, ce qui est illustré dans la figure 10.

Figure 9 : Efficience locale et globale en fonction de probabilités aléatoires [Latora et Marchiori (2001)]

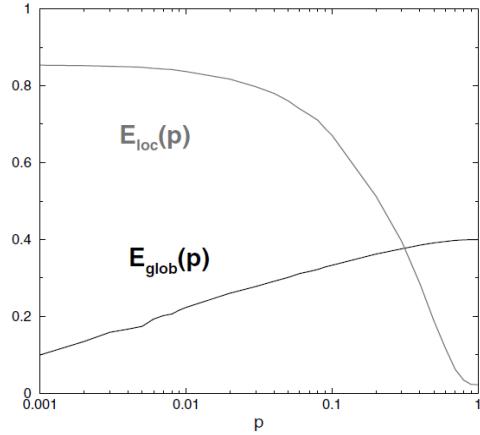
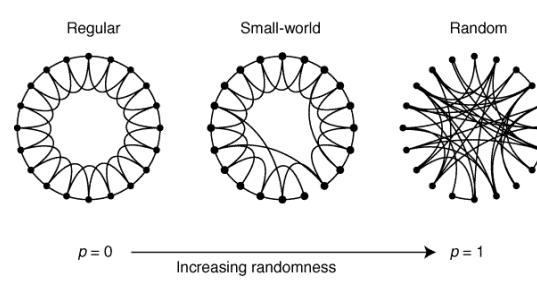


Figure 10 : Réseaux en fonction de probabilités aléatoires [Watts et Strogatz (1998)]



Cette structure de réseau possède des propriétés intéressantes. Par exemple, les nouvelles, les rumeurs, les maladies et autres, se propagent bien plus rapidement dans une telle structure [Newman (2000)]. On peut alors s'imaginer que le comportement d'un gestionnaire de portefeuille peut avoir plus d'impact dans un tel réseau.

Bolanos et al. (2013) ont d'ailleurs suggéré un indice *Small-World* pondéré focalisé, en normalisant d'abord le coefficient de rapprochement par rapport à la moyenne aléatoire de la mesure obtenue à l'aide de permutation des pondérations dans le réseau. Notons $RL_i^{sw} = RL_i^w / \langle RL_i^w \rangle$ où $\langle RL_i^w \rangle$ est la moyenne aléatoire obtenue à l'aide de simulation en permutant les pondérations. Le même principe est utilisé pour la normalisation de la valeur moyenne des distances géodésiques pour un acteur en particulier. Notons $L_i^{sw} = L_i^w / \langle L_i^w \rangle$. L'indice *Small-World* peut ensuite être mesuré :

$$SW_i^w = \frac{RL_i^{sw}}{L_i^{sw}} \quad (49)$$

Il y a alors présence d'un *Small-World* locale au niveau de l'acteur i si $SW_i^w \gg 1$. Il existe également un indice SW non pondéré que nous ne présentons pas. Le fait d'utiliser une

projection d'un réseau bipartite créé des liens fictifs qui augmentent considérablement le coefficient de rapprochement. Ce phénomène peut causer l'apparence d'un *Small-World*, même s'il n'y en a pas. C'est pourquoi il est nécessaire d'apporter une correction à cette mesure avant de l'utiliser sur un réseau projeté. Par contre, après une telle correction, l'interprétation du ratio du coefficient de rapprochement n'est plus le même. Pour plus d'information, le lecteur peut se référer à Uzzi et Spiro (2005).

Tout comme la structure *Scale-Free*, une structure *Small-World* peut indiquer comment les préférences des acteurs ont impacté la formation d'un réseau. Par exemple, les acteurs peuvent préférer se regrouper en clan pour échanger de l'information. Puisqu'un réseau *Small-World* est plus efficient qu'un réseau aléatoire, les décisions prises par les différents gestionnaires peuvent rapidement être diffusées dans l'ensemble du réseau. Les implications d'une structure *Small-World* seront discutées plus en détail pour les réseaux des FCP dans le cadre théorique du mémoire.

5.4 Réseaux et fonds d'investissement

Tel que mentionné précédemment, la littérature reliant les réseaux et les FCP est assez pauvre. Il existe quand même quelques recherches intéressantes. Par contre, le comportement gréginaire n'y est que peu approfondi. Par ailleurs, les réseaux créés sont tous au niveau de la détention des fonds et non pas des transactions. En plus, les études présentées ne sont qu'à un instant donné. Alors, bien que certaines structures comme le *Scale-Free* nous donnent une bonne idée de la formation du réseau, il nous est impossible d'observer l'évolution longitudinale de certaines caractéristiques. La prochaine section se veut donc une revue de littérature à propos des réseaux et des FCP.

5.4.1 Littérature reliant les réseaux et les FCP

Solis (2009) crée un réseau de FCP en prenant aléatoirement 18 fonds provenant tous d'une même famille et conserve uniquement les 10 actions les plus importantes, en termes de poids, dans chacun des fonds. Un réseau d'actions est ensuite créé en utilisant une projection et s'en suit une comparaison avec un réseau aléatoire de même taille. Les résultats démontrent notamment l'évidence de *stars* et d'un *Small-World*. Selon Solis (2009), ces résultats sont probablement reliés au comportement gréginaire qu'ont les fonds à détenir des actions de type

valeur. Par contre, ces résultats ne sont pas étonnantes puisque l'on s'attend déjà à ce que les grandes capitalisations aient plus d'actionnaires que les petites. Ainsi, conserver uniquement le top 10 des actions cause un biais important, notamment au niveau de la présence de *stars*. En plus, la comparaison d'un réseau aléatoire provient d'un réseau unipartite, ce qui cause un autre biais puisque le véritable réseau provient d'une projection d'un réseau bipartite, ce qui pourrait contredire la présence du *Small-World* notamment parce que la projection crée des liens fictifs et augmente le coefficient de rapprochement.

D'Arcangelis et Rotundo (2014) étudient de manière plus élaborée les FCP italiens à l'aide de la théorie des réseaux. Les auteurs utilisent les données de détentions des fonds italiens à la fin de l'année 2010 et étudient trois réseaux : un réseau de fonds et d'actions en mode bipartite, un réseau composé uniquement de fonds et un autre composé uniquement d'actions (ces deux derniers étant des projections du réseau bipartite). Chacun des réseaux est d'abord étudié de façon globale. Bien que les actions dans le réseau bipartite et les actions dans le réseau unipartite suivent une distribution selon une loi de puissance, la présence d'un club riche n'est pas observée. Pour le réseau unipartite des fonds, la distribution log normale est compatible avec l'hypothèse de l'attachement préférentiel. De plus, ce réseau étant à 100% connecté (i.e. chacun des fonds est connecté l'un à l'autre) laisse croire que les gestionnaires choisissent tous quelques actions dans un même indice de référence où ils sont comparés. Pour vérifier cet effet, les auteurs séparent leur base de données en deux sous-échantillons en distinguant les actions qui composent le principal indice italien (FTSE MIB) du reste de l'échantillon. Le nouvel échantillon contenant uniquement l'indice comporte des distributions très différentes de l'échantillon global. En résumé, les résultats appuient l'hypothèse que les gestionnaires sont fortement reliés entre eux par l'entremise des composants de l'indice et proviennent donc probablement d'une gestion passive. Le choix des titres semble notamment suivre une loi normale et chacun des fonds possède presque tous le même nombre d'actions provenant de l'indice. Pour l'autre échantillon, soit celui sans les composants de l'indice, les distributions sont beaucoup plus similaires à l'échantillon global. Entre autres, le réseau unipartite des fonds est encore compatible avec l'hypothèse de l'attachement préférentiel.

Ensuite, à l'aide d'une analyse de corrélations entre les connexions des fonds, des rendements et du risque, D'Arcangelis et Rotundo (2014) obtiennent des résultats intéressants. Ils concluent qu'une majorité de gestionnaires de fonds investissent un montant substantiel dans l'indice et, pour se démarquer de leurs compétiteurs, ils attribuent une autre partie de leur portefeuille dans

différentes stratégies. Ces stratégies ont un impact assez négligeable puisqu'elles ne leur permettent pas vraiment d'obtenir des rendements différents des autres. C'est donc la gestion passive sur l'indice qui domine. En plus, les distributions, notamment au niveau des réseaux unipartite des fonds autres que l'indice, sont compatibles avec une structure *Scale-Free*. Ainsi, un comportement gréginaire peut exister puisque l'attachement préférentiel est présent et que des *hubs* existent. La forte densité de certaines distributions peut aussi être compatible avec une structure *Small-World*, notamment au niveau des composantes de l'indice.

Parallèlement aux études déjà effectué sur le comportement gréginaire, on peut remarquer que l'étude D'Arcangelis et Rotundo (2014) est reliée aux problèmes d'agence étant donné la forte densité au niveau de l'indice. D'un autre côté, la présence de *hubs* peut également être une indication que certains fonds sont des leaders. Par contre, il est difficile d'établir de telles conclusions étant donné que les auteurs n'ont pas considéré la force d'un fonds mais uniquement les différentes pondérations entre les liens des noeuds.¹⁷ On peut donc uniquement déduire que certains fonds semblent avoir des préférences marquées pour un faible groupe de fonds, mais pas nécessairement tous pour le même. Par conséquent, la présence d'une structure *Scale-Free* est contestable étant donné que l'on ne peut pas savoir si les liens les plus forts sont liés à certains fonds en particulier.

Wool (2013) étudie l'évolution trimestrielle du réseau unipartite des actions via une projection du réseau bipartite des FCP américains entre 1980 et 2009. Plus précisément, l'auteur s'intéresse à l'impact de la position d'une action sur son rendement futur. Parallèlement aux conclusions de Chen et al. (2002), Wool (2013) soutient que la diminution de la popularité d'un titre et l'incapacité des FCP de vendre à découvert peuvent mener à des actions surévaluées. La popularité représente la dispersion des croyances des gestionnaires et peut-être calculée à l'aide de plusieurs mesures. Par exemple, tel que discuté dans la section 4.3, la mesure introduite par Chen et al. (2002), communément appelée « *breadth of ownership* », n'est que le nombre de fonds qui ont une position longue dans une action et sert de mesure de popularité. Bien que cette mesure aide à prévoir les rendements futurs des actions, elle ne tient pas en compte les différences qu'il peut y avoir entre les différentes capitalisations. Par exemple, les actions à forte capitalisation ont sans doute plus d'actionnaires, ce qui biaise donc la mesure utilisée par Cheng et al. (2002). Wool (2013) propose une nouvelle mesure qui répond à ces critiques en tenant compte notamment de la popularité locale et globale d'une action. La

¹⁷ La somme de ces liens représente la force d'un noeud.

mesure ainsi proposée est l'eigen vector pondéré. De cette façon, une action est considérée comme populaire dans le réseau des actions si sa force est élevée ou si elle entretient des liens avec des actions qui sont populaires. Évidemment la combinaison des deux est aussi importante.

Après avoir utilisé une projection pour obtenir un réseau unipartite constitué uniquement d'actions, Wool (2013) utilise la normalisation proposée par Bonachi (1972), soit l'équation (23). Cette normalisation pondère les liens en fonction de ce qu'on aurait pu s'attendre par chance et corrige pour les degrés très élevés des grandes capitalisations. Ensuite, l'auteur calcule l'*EigenVector* pondéré pour chacune des actions et les classe dans 10 portefeuilles (P1 à P10) où le dernier portefeuille représente les actions ayant un niveau d'*EigenVector* le plus élevé. Ces portefeuilles sont par la suite régressés en utilisant divers modèles à plusieurs facteurs (CAPM, Fama-French (1993), Cahart (1997), Pastor-Stambaugh (2003)). Contrairement à son hypothèse de départ, Wool (2013) observe que le portefeuille contenant les actions ayant de fortes mesures d'*EigenVector* génère une mesure d'alpha plus faible. C'est plutôt la variation de l'*EigenVector* entre deux trimestres qui possède des propriétés prédictives et qui corrobore l'hypothèse de départ.

Bien que Wool (2013) n'établisse pas de lien direct entre la position de l'action dans le réseau et le comportement grégaire, on peut quand même déduire certaines conclusions. Tout d'abord, il semble intuitif que les mesures de variation de Cheng et al. (2002) et de Wool (2013) soient influencées par le comportement grégaire des fonds. Par exemple, Wool (2013) se sert de sa mesure pour expliquer le changement de popularité d'une action et la popularité peut clairement faire référence à certaines sources du comportement grégaire. En plus, les achats et les ventes d'actions modifient directement la position qu'ont les actions dans le réseau. Un groupe de fonds qui achète à un instant donné une action va causer une augmentation de la centralité de la même action et vice-versa pour une vente. La variation de la position contient donc de l'information concernant le comportement des fonds.

De plus, si la mesure de popularité identifiée par Wool (2013) explique une partie du comportement grégaire, ces résultats pourraient être compatibles avec certaines études à ce sujet étant donné que les actions les plus populaires génèrent plus de rendements que celles qui sont les moins populaires. On pourrait alors affirmer que le changement de popularité peut être relié à de l'information circulant dans le réseau des actions. Cette information serait alors

indirectement propagée par le comportement des gestionnaires de portefeuilles par l'entremise de leurs interactions.

Rossi et al. (2015) conçoivent des réseaux de gestionnaires de caisses de retraite britanniques d'une façon différente des trois derniers auteurs présentés. Notons d'abord que les auteurs analysent trois classes d'actifs de caisses de retraite, soit ceux étant considéré équité, obligation et équité internationale. Ils ont également deux différentes méthodes pour créer leurs réseaux et, pour chacune des classes d'actifs, les deux méthodes sont utilisées. Dans la première méthode, les gestionnaires sont reliés ensemble par l'entremise d'une caisse de retraite qu'ils gèrent en commun. Par exemple, si un gestionnaire gère les petites capitalisations et un autre les grandes capitalisations, les deux gestionnaires sont alors reliés. Dans la seconde méthode, les gestionnaires sont reliés ensemble par l'entremise d'un même consultant. Par exemple lorsque deux gestionnaires travaillent pour deux fonds différents et ces fonds utilisent le même consultant. Selon les auteurs, chacun des liens des réseaux peut servir à partager de l'information entre les gestionnaires. Ainsi, en utilisant le degré comme mesure de centralité, plus un gestionnaire est central, plus il devrait avoir accès à de l'information. Plusieurs conclusions intéressantes découlent de leurs analyses.

Les caisses de retraite les plus centrales auraient des rendements supérieurs. Par contre, puisque les fonds de type international ne présentent pas cette relation, les bénéfices d'avoir des rendements élevés seraient considérés comme étant localisés. Les bénéfices de la centralité sont considérés localisés puisqu'ils permettent uniquement de profiter des classes domestiques. Bien qu'il y ait une relation négative entre la taille des caisses et leurs rendements, les caisses ayant de grandes tailles et une forte centralité réussissent à négliger l'impact négatif de leurs grandes tailles. De plus, la centralité des caisses serait reliée à de plus grandes entrées de flux monétaires ainsi qu'à une stabilité pour l'emploi des gestionnaires. Ce dernier aspect corrobore un effet des problèmes d'agence discuté dans la section 4.1.3.2, où les gestionnaires vont tenter de ressembler aux autres. Les auteurs avaient d'abord mis comme hypothèse que les gestionnaires les plus centraux devraient prendre des paris plus risqués. Leur emploi étant protégé par leur centralité, ils pourraient donc détenir des actions avec un risque idiosyncrasique élevé. Par contre, cette hypothèse n'est que corroborée au sein des fonds ayant des actifs internationaux. Ainsi, les fonds centraux détiennent des portefeuilles à faible risque idiosyncrasique. Parallèlement à leurs études, les auteurs ont démontré l'importance du rôle des consultants au sein des caisses de retraite. En effet, les connexions

établies par les consultants ajoutent de l'information dans le réseau des caisses de retraite. Ils ont également démontré que la centralité cause de façon Granger la taille des caisses et non l'inverse.

On ne sait pas si les gestionnaires les plus centraux, tel que déterminés par Rossi et al. (2015), détiennent également des portefeuilles similaires. Il serait étonnant que les connexions établies entre les gestionnaires qui gèrent ensemble les actifs d'une caisse résultent en une similarité de leur portefeuille. En effet, si les caisses de retraite emploient deux gestionnaires différents, c'est probablement pour gérer deux styles d'action différents. Par contre, les connexions établies à l'aide des mêmes consultants pourraient résulter en une détention similaire des portefeuilles des caisses de retraite. Par exemple, si les consultants préfèrent un certain groupe de gestionnaires à d'autres, ces gestionnaires pourraient être reliés par l'entremise d'actions qu'ils ont en commun. Les autres études présentées précédemment pourraient alors avoir un lien avec les résultats trouvés par Rossi et al. (2015). Par exemple, l'augmentation de la popularité tel que décrit par Wool (2013) pourrait être en partie causée par l'impact des consultants.

6. Cadre théorique

Comme discuté précédemment, la littérature faisant le lien entre le comportement grégaire et la théorie des réseaux est quasiment inexisteante. Pourtant, les mesures découlant de cette théorie permettent d'exploiter de l'information supplémentaire qui se dissimule sous les structures des réseaux. D'ailleurs, les résultats de Wool (2013) confirment qu'il existe bel et bien un tel avantage informatif. Le présent cadre théorique explique le lien entre le comportement grégaire et la théorie des réseaux afin d'exploiter cette information contenue dans le réseau des actions et celui des fonds. Ainsi, cette information pourrait permettre de mieux comprendre le comportement grégaire des gestionnaires de FCP.

6.1 Les structures de réseaux et le comportement grégaire

Avant d'entrer dans les structures de réseau, il faut bien comprendre les implications et les hypothèses que nous posons derrière les réseaux composés de fonds et d'actions. Dans ce mémoire, nous interprétons les liens entre les fonds et les actions comme étant des canaux servant à diffuser de l'information et que les connexions établies mèneront tôt ou tard à un échange d'information. La relation est donc bilatérale. Spécifiquement, le fait que deux gestionnaires s'échangent de l'information implique nécessairement des portefeuilles similaires, et si deux gestionnaires ont des portefeuilles similaires et que les problèmes d'agence existent (i.e. les gestionnaires ont des préoccupations pour leurs carrières afin de « partager le blâme » advenant un krach financier), ils s'échangeront de l'information à un moment ou un autre. Par exemple, si par coïncidence deux gestionnaires se retrouvent avec des portefeuilles similaires et que les problèmes d'agence sont présents, les deux gestionnaires auront tout intérêt à considérer les nouvelles positions de leurs rivaux. Ainsi, ils débuteront une sorte d'échange d'information et les positions des portefeuilles de l'un et l'autre deviendront des investissements possibles. Par conséquent, les positions prises par les gestionnaires peuvent influencer les décisions de leurs voisins et avoir un effet de contagion pour l'ensemble du réseau. Bien entendu, l'information peut être diffusée de plusieurs autres manières et mener au fait que deux gestionnaires aient une connexion forte sans en avoir la moindre connaissance (i.e. de manière involontaire). Cependant, nous pourrions quand même interpréter la connexion comme étant propice à la diffusion de l'information, car les deux gestionnaires ont peut-être alors reçu leurs

informations d'une source commune. Par exemple, ce dernier phénomène pourrait émerger notamment grâce aux gestionnaires suivant des analystes communs.

Puisque nous posons comme hypothèse qu'il y a de l'échange d'informations entre les gestionnaires connectés et que les structures *Scale-Free* et *Small-World* transmettent de l'information de façon plus efficiente qu'un réseau aléatoire (voir section 5.3), ces structures de réseau pourraient favoriser la présence de cascades d'informations. Donc, non seulement ce type de structure (via l'attachement préférentiel ou la formation clanique) peut indiquer la présence de problèmes d'agence envers certains groupes de gestionnaires, mais peut également favoriser les cascades d'informations. Par exemple, celles-ci peuvent être démarrées par n'importe quel gestionnaire. Dès qu'un gestionnaire du réseau prend une position, ses voisins observent cette position, grâce à l'information qu'ils s'échangent (en d'autres mots, les liens établis, qui sont les canaux de diffusion de l'information, entre les gestionnaires sont modifiés indiquant un flux d'information et les gestionnaires peuvent « observer » ce flux), et peuvent ensuite prendre une décision d'investissement tout en étant influencés par la nouvelle position de leurs voisins. C'est notamment en modifiant leur croyance de façon bayésienne que les gestionnaires prendront leurs nouvelles positions (voir section 4.1.3.1). Lorsque de l'information se rend à des gestionnaires occupants des positions centrales et que ceux-ci ajustent leurs croyances, l'information est alors rapidement diffusée dans l'ensemble du réseau et cela plus rapidement que dans un réseau aléatoire.

Nous voulons également apporter des nuances concernant la position centrale que peuvent occuper les gestionnaires dans le réseau des fonds. Tout au long du mémoire, nous faisons référence à des gestionnaires leaders comme étant ceux qui transigent en avance et possèdent de l'information. Or, ces gestionnaires n'occupent pas nécessairement une position centrale dans le réseau. En effet, l'information détenue par un leader peut être propagée à l'aide des autres fonds centraux. Nous appellerons ces fonds centraux comme étant des gestionnaires attracteurs. Puisque la centralité est fonction de la similitude des portefeuilles, ces gestionnaires attracteurs sont davantage reliés à des problèmes d'agence où les autres gestionnaires vont préférer avoir un portefeuille semblable aux leurs.

6.1.1 Structure *Scale-Free* et comportement grégaire

Comme discuté dans la section 5.3.3, un réseau ayant une structure *Scale-Free* peut nous indiquer comment le réseau s'est construit. À titre de rappel, l'évolution du nombre de nœuds et

l'attachement préférentiel sont nécessaires à la formation d'un tel réseau. Ainsi, pour un réseau de fonds cette structure peut nous indiquer qu'au fil du temps, les nouveaux gestionnaires entrant dans le réseau des fonds, et ceux déjà présents, vont préférer avoir un portefeuille semblable à celui d'un groupe de gestionnaires en particulier. Ces préférences vont se refléter par de nouvelles connexions vers les groupes de gestionnaires en question. Ces groupes deviendront alors peu à peu des clubs riches et certains gestionnaires deviendront des *hubs*. Puisque le nombre des FCP est en constante évolution depuis des années et que plusieurs études ont démontré la présence de gestionnaires ayant davantage d'informations et de meilleures aptitudes que les autres [Chen et al. (2000), Kosowski et al. (2006) et Koch (2014)], il est tout à fait vraisemblable que certains gestionnaires aient un attachement préférentiel envers d'autres. Comme discuté dans la section 4.1.3.2, le modèle de Scharfstein et Stein (1990), où certains gestionnaires préfèrent les portefeuilles des autres, serait notamment compatible avec un attachement préférentiel et les problèmes d'agence. On s'attend alors à ce que le réseau *F* présente une distribution de la force et des degrés des nœuds en loi de puissance, donc *Scale-Free*, pour au moins la queue de sa distribution. Cela est représenté par notre première hypothèse de recherche :

H1 : Le réseau des fonds¹⁸ présente une structure *Scale-Free*

Un réseau *Scale-Free* dans le réseau des actions est produit par les mêmes phénomènes que ceux présentés pour le réseau des fonds et indiquera donc la présence de problèmes d'agence (i.e. qu'un réseau *Scale-Free* dans les actions est caractérisé par un attachement préférentiel des gestionnaires envers des actions détenues par d'autres gestionnaires). De manière similaire, le nombre de compagnies cotées en bourse est en constante évolution et si les gestionnaires ont tendance à préférer toujours les mêmes actions, donc un attachement préférentiel envers celles-ci, on peut s'attendre à une distribution en loi de puissance dans le réseau tel que présenté dans notre 2^e hypothèse de recherche :

H2 : Le réseau des actions présente une structure *Scale-Free*

¹⁸ Lorsque nous faisons référence aux réseaux des fonds, nous faisons référence à un réseau unipartite composé uniquement de fonds. Ce réseau n'est à ne pas confondre avec le réseau des FCP qui, lui, est composé de fonds et d'actions.

6.1.2 Structure *Small-World* et comportement gréginaire

Les réseaux de fonds et d'actions peuvent également présenter une structure *Small-World* pour différentes raisons. Tout d'abord, il est logique de penser que les fonds de différentes catégories investissent dans leurs catégories respectives. Par exemple, on s'attend à ce que les fonds de croissance investissent massivement dans des actions de type croissance. Les différentes catégories pourraient alors être reflétées dans la formation de cliques, ce qui générerait un coefficient de rapprochement élevé pour le réseau. D'autres phénomènes peuvent également être à l'origine de la formation de cliques, comme la gestion passive au niveau d'un indice [D'Arcangelis et Rotundo (2014)] ou le simple fait qu'un bon nombre de gestionnaires choisissent de copier les portefeuilles de quelques fonds en particulier. Donc, la présence d'une structure *Small-World* peut être la conséquence de problèmes d'agence. Cette structure reflète également un environnement propice à la diffusion de l'information. Ainsi, d'autres sources comme les cascades d'information seraient plus efficaces dans une telle structure. Le lien entre les réseaux de fonds et d'actions et la structure *Small-World* est présenté dans les hypothèses de recherche 3 et 4 :

H3 : Les réseaux de fonds présentent une structure *Small-World*

H4 : Les réseaux d'actions présentent une structure *Small-World*

6.2 Les types de gestionnaires et le comportement gréginaire

Tel que discuté à la section 4.2.5, Koch (2014) met en évidence l'existence de plusieurs types de gestionnaires : suiveurs, contemporains et leaders. Chaque gestionnaire peut être des trois types, mais à des intensités différentes et le type peut varier dans le temps. Nous proposons également de voir chacune de ces intensités de façon distincte entre les achats et les ventes des gestionnaires, ce qui augmente notre compréhension du comportement gréginaire. Par la suite, nous pouvons associer chacun des types de gestionnaire en fonction des caractéristiques des actions transigées, des caractéristiques des fonds et de la situation économique.

6.2.1 Les caractéristiques des gestionnaires

Après avoir identifié chacun des types de gestionnaires, nous leur attribuons une source de grégariété principale en fonction de leurs achats et leurs ventes. Comme discuté dans la section 4.1.3.7, les sources de grégariété ne sont pas exclusives, mais nos analyses permettront de déterminer la source dominante. Pour chacun des types de gestionnaires, nous analysons leurs préférences au niveau des actions qu'ils transigent, leurs positions dans le réseau et les rendements futurs de leurs transactions.

Les préférences des gestionnaires concernant les actions qu'ils transigent sont déterminées avec les quatre variables suivantes : i) le ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande du titre, ii) la taille (capitalisation boursière), iii) le rendement passé de l'action et iv) la centralité de l'action¹⁹. Les liens entre ces variables et le comportement gréginaire ont été discutés à la section 4.1.3. Les trois premières variables, soit le ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande, la taille et le rendement passé des actions (effet momentum), peuvent être reliées à la source des caractéristiques spécifiques discutées précédemment. Par contre, tel que suggéré par Jiang et Verardo (2013), nous contrôlons pour ces préférences lors de l'identification des comportements en les incluant dans nos premières régressions, soit les équations (75) et (76) présentés dans la section expérimentale. Ainsi, nous éliminons la source des caractéristiques spécifiques qui est considérée comme étant involontaire de la part des gestionnaires. Une seconde analyse de ces variables indiquera donc d'autres sortes d'informations concernant le caractère volontaire des gestionnaires. Plus précisément, la taille et le comportement momentum peuvent être reliés à d'autres sources et sont synthétisés dans le prochain paragraphe.

Comme Wermers (1999) le mentionne, les cascades d'information sont plus présentes dans les petites capitalisations, là où les signaux sont plus bruités. Inversement, Sias (2004) mentionne que la corrélation temporelle de l'information serait plutôt en lien avec les grandes capitalisations, là où les signaux sont moins bruités. Comme discuté à la section 4.1.3.6, le comportement momentum peut indiquer plusieurs sources du comportement gréginaire. En fait, seulement les manies n'y sont pas directement liées. Jusqu'à maintenant la littérature identifie un lien positif entre les transactions des FCP et les rendements passés (*Positive Feedback*

¹⁹ Les calculs et les définitions de ces variables sont présentés dans la section expérimentale.

Trading), c'est-à-dire que les gestionnaires ont tendance à acheter des actions ayant bien performé et vendre celles ayant les moins bien performé [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999) et Sias (2004)]. On peut donc s'attendre à observer ce même genre de comportement en fonction des différentes sources qui sont reliées au comportement momentum.

Dans ce mémoire, les mesures de centralités servent principalement à relier les problèmes d'agence avec les différents types de gestionnaires identifiés, comme Dasgupta et Prat (2008) le démontrent, les problèmes d'agence sont reliés à des portefeuilles conformistes ce qui revient à dire qu'un portefeuille est central. Koch (2014) identifie les gestionnaires suiveurs et les gestionnaires contemporains comme étant ceux qui transigent de façon à se rapprocher de leurs pairs, c'est-à-dire qu'ils ont des préférences marquées pour les portefeuilles des autres gestionnaires. Ce comportement est étroitement relié aux problèmes d'agence, alors que les gestionnaires cherchent à pouvoir partager le blâme et protéger leur emploi advenant de piétres performances [Scharfstein et Stein (1990)]. En revanche, les leaders transigent indépendamment des portefeuilles de leurs pairs. Le comportement de chacun des types de gestionnaire devrait donc se refléter dans la position des actions transigées dans le réseau. Alors que les transactions effectuées par les gestionnaires représentent un flux dans le temps, donc indiquent où les gestionnaires se dirigent dans le réseau, la centralité de leur portefeuille représente plutôt une image et indique où le gestionnaire est situé à un instant donné et pourrait également indiquer des problèmes d'agence.

Les rendements futurs des transactions nous indiquent la nature informationnelle des transactions, c'est-à-dire si elles sont basées sur de l'information ou non. Cet aspect nous permet d'attribuer le comportement gréginaire à la corrélation de l'information ou aux cascades d'information, qui sont des sources du comportement gréginaire. La non-information des transactions peut quant à elle être attribuée aux problèmes d'agence, aux manies et aux caractéristiques spécifiques, soit si les transactions ont des rendements futurs négatifs ou non significatifs. À titre de rappel, la littérature ne converge pas à savoir si le comportement gréginaire est de nature informationnelle ou non. Cependant, les différences entre les résultats des différents auteurs [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Sias (2004), Jiang et Verardo (2013) et Koch (2014)] semblent être causées par l'identification des différents types de gestionnaire. Le tableau 8 résume les relations anticipées entre les variables.

Tableau 8 : Les relations entre les sources du comportement grégaire et les variables explicatives identifiées

Ce tableau présente les sources du comportement grégaire et leurs relations avec différentes variables utilisées dans le mémoire. Le signe « + » illustre une relation positive, « - » signifie une relation négative et « +/- » indique une relation dans les deux sens. Par exemple, les transactions sur les titres de petite taille (-) est reliée aux cascades d'information, une grande taille (+) à la corrélation temporelle de l'information et la taille est liée aux caractéristiques spécifiques. En revanche des rendements futurs positifs pour les achats et négatifs pour les ventes sont reliés aux cascades d'information et à la corrélation temporelle de l'information. Ces derniers éléments sont représentés par « + (achats) » et « - (ventes) » respectivement.

	Valeur aux livres	Taille	Rendement passé	Centralité de l'action	Centralité du fonds	Rendements futurs
Cascades d'information		-	+ (achats) - (ventes)			+ (achats) - (ventes)
Problèmes d'agence			+ (achats) - (ventes)	+ (achats)	+	
Corrélation temporelle de l'information		+	+ (achats) - (ventes)			+ (achats) - (ventes)
Manies						Renversement
Caractéristiques spécifiques	+/-	+/-	+ (achats) - (ventes)			

6.2.1.1 Le comportement contemporain

Koch (2014) associe le comportement contemporain comme étant relié aux problèmes d'agence. En suivant notre théorie, ces gestionnaires devraient également démontrer un comportement momentum allant dans le sens des transactions, soit acheter les actions qui performent bien et vendre celles qui performent mal. On s'attend également à ce que ces gestionnaires achètent des actions ayant une proximité élevée et vendent celles ayant une faible proximité. De cette façon, les gestionnaires peuvent se rapprocher plus rapidement des portefeuilles de leurs pairs. De plus, on s'attend à ce que ce comportement soit relié à une centralité élevée des fonds et que les transactions ne soient pas informationnelles, c'est-à-dire en présentant des rendements futurs nuls ou négatifs. Ces résultats espérés sont illustrés dans l'hypothèse de recherche suivante :

H5 : Le comportement contemporain est associé aux problèmes d'agence.

6.2.1.2 Le comportement suiveur

Koch (2014) associe également le comportement suiveur aux problèmes d'agence. Nous avons donc les mêmes attentes entre le comportement suiveur et contemporain. Les études de Jiang et Verardo (2013) vont également dans le même sens que celle de Koch (2014). Cela est présenté dans l'hypothèse de recherche 6 :

H6 : Le comportement suiveur est associé aux problèmes d'agence.

6.2.1.3 Le comportement leader

Koch (2014) identifie les leaders comme étant reliés aux cascades d'information. Tout d'abord, les leaders sont identifiés comme transigeant en avance sur les autres, il est donc vraisemblable de penser qu'ils transigent sur la base d'information. Comme discuté, ces gestionnaires devraient préférer transiger au niveau des plus faibles capitalisations, là où ils peuvent exploiter davantage leur information privée. Le comportement momentum peut être ambigu, si les leaders démarrent la cascade d'information, il se pourrait que le comportement momentum n'émerge pas, car l'effet momentum est plutôt relié à l'agrégation des demandes qui survient une fois l'information transmise par les leaders. Cependant, la plupart des études reliant le comportement momentum et les gestionnaires informés, identifient également un comportement momentum [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999) et Sias (2004)]. De plus, rien ne nous fait penser que le ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande ainsi que la centralité devraient avoir un lien sur le choix des actions transigées. Ainsi, le choix des gestionnaires leaders devrait se faire de façon indépendante de la centralité des actions, donc sans la trace de problèmes d'agence. Afin de corroborer que la source des leaders est bien les cascades d'information, les rendements futurs de leurs transactions devraient être significativement positifs pour leurs achats et négatifs pour leurs ventes. Ces attentes sont illustrées dans l'hypothèse de recherche 7 suivante :

H7 : Le comportement leader est associé aux cascades d'information

6.2.2 Stress financier et comportement grégaire

Nous caractérisons également le comportement grégaire de chacun des types de gestionnaires en fonction de la condition économique. Comme Christie et Huang (1995) le mentionnent, le comportement grégaire devrait augmenter lors de périodes de stress. Cherchant à partager le blâme lors de piétres performances (voir section 4.1.3.2), les comportements reliés aux problèmes d'agence, soit les contemporains et les suiveurs, devraient être étroitement reliés à ce phénomène. Du même coup, si le comportement suiveur augmente en temps de stress, le comportement leader peut également augmenter, car plus de gestionnaires les suivent. Par exemple, on peut s'attendre à ce que certains gestionnaires délaissent leurs informations privées pour les signaux envoyés par les leaders durant les périodes de stress. D'autre part, ces périodes pourraient créer des opportunités d'achats pour les gestionnaires possédant de l'information. On pourrait donc s'attendre à ce que les gestionnaires leaders se manifestent davantage lorsque les signaux des marchés deviennent bruités. Ainsi, nous croyons que la volatilité des rendements du marché et l'écart de crédit capteront ce stress financier et entretiendront une relation positive avec les trois types de comportement grégaire identifié. Ces attentes sont illustrées dans l'hypothèse de recherche 8 suivante :

H8 : Le stress financier augmente le comportement grégaire des trois différents types de gestionnaire.

7. Cadre expérimental

La méthodologie développée dans le cadre du mémoire est assez unique. En effet, la théorie des réseaux, qui peut être appliquée à presque n'importe quel domaine fait la plupart du temps référence à des études qui ne sont pas reliées à la finance. Par exemple, la méthodologie développée par Bolanos et al. (2013) basée sur la neuroscience est applicable à n'importe quel réseau pondéré, comme celui des FCP. Comme discuté dans le cadre théorique, les mesures de réseau ajoutent une dimension de plus et celles-ci possèdent davantage d'information pouvant être utilisée afin de décortiquer le comportement grégaire. Avant de présenter comment les hypothèses de recherche sont vérifiées, la conception des réseaux, la pondération des liens et la généralisation de certaines mesures sont discutées.

7.1 Construction des réseaux

Cette section vise à clarifier certains points spécifiques à notre étude, étant donné que la façon générale de concevoir un réseau a déjà été présentée à la section 5.1. Tout d'abord, deux types de réseau sont analysés dans notre étude: celui des actions (S) et celui des fonds (F). Ces réseaux sont construits et analysés à chaque trimestre entre 2003 et 2013 à l'aide de projections en utilisant les équations (22) et (23), respectivement.

La pondération d'un réseau représente la quantification de la relation entre le réseau des actions et celui des fonds. Dans ce mémoire, les pondérations des liens sont calculées en utilisant la méthodologie de Wool (2013). À titre de rappel, cette méthodologie est étroitement liée aux recommandations de Bonachi (1972) pour l'analyse d'un réseau bipartite. Cette normalisation est essentiellement utilisée pour réduire l'impact des grandes capitalisations des actions et des fonds. Comme Bonachi (1972) le mentionne, cette normalisation empêche la contamination par l'effet de taille. Plus concrètement, le fait qu'une action ait une grande capitalisation boursière implique également qu'elle a la capacité à avoir un plus grand nombre d'actionnaires, donc un degré plus élevé dans le réseau bipartite. Lors de la projection dans le réseau des actions, l'action est alors considérée centrale du simple fait qu'elle ait une grande capitalisation boursière : elle est connectée à plusieurs fonds qui ont plusieurs actions. La normalisation vient corriger cet aspect en attribuant des pondérations en fonction de ce que l'on

aurait pu s'attendre par chance. Le même principe s'applique pour les fonds ayant beaucoup de titres.

Nous reprenons la table de contingence présentée par Wool (2013) :

Tableau 9 : Table de contingence

		Action j / Fonds j	
		Membre	Non membre
Action i / Fonds i	Membre	n_{11}	n_{12}
	Non membre	n_{21}	n_{22}

Normalisation de la matrice d'adjacence du réseau des actions :

n_{11} : Nombre de fonds détenant l'action i et l'action j

n_{12} : Nombre de fonds détenant l'action i , mais sans l'action j

n_{21} : Nombre de fonds détenant l'action j , mais sans l'action i

n_{22} : Nombre de fonds ne détenant pas les actions i et j

$$\tilde{x}_{ij}^S = \begin{cases} \ln(1 + 0.5) \text{ si } n_{11}n_{22} = n_{12}n_{21} \\ \ln\left(1 + \frac{n_{11}n_{22} - \sqrt{n_{11}n_{22}n_{12}n_{21}}}{n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}}\right) \end{cases} \quad (50)$$

Normalisation de la matrice d'adjacence du réseau des fonds :

n_{11} : Nombre d'actions en commun entre le fonds i et le fonds j

n_{12} : Nombre d'actions dans le fonds i ne faisant pas partie du fonds j

n_{21} : Nombre d'actions dans le fonds j ne faisant pas partie du fonds i

n_{22} : Nombre d'actions n'étant pas en commun avec les fonds i et j

$$\tilde{x}_{ij}^F = \begin{cases} \ln(1 + 0.5) \text{ si } n_{11}n_{22} = n_{12}n_{21} \\ \ln\left(1 + \frac{n_{11}n_{22} - \sqrt{n_{11}n_{22}n_{12}n_{21}}}{n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}}\right) \text{ sinon} \end{cases} \quad (51)$$

On obtient alors une matrice d'adjacence pondérée pour les actions (X^S) et pour les fonds (X^F). En suivant Wool (2013), le logarithme est utilisé pour réduire l'impact des données extrêmes. De plus, même avec le logarithme, certaines données semblent trop extrêmes, surtout pour les actions étant détenues par peu de fonds. Par exemple, lorsqu'une action est détenue par un seul fonds, les variables n_{12} ou n_{21} peuvent facilement avoir une valeur de zéro. Par conséquent, la normalisation donne une valeur maximale. Pour corriger cette éventualité, nous posons une valeur minimale pour n_{12} et n_{21} de un. Notons également que les pondérations calculées sont uniquement influencées par des changements de position dans le marché des FCP, c'est-à-dire qu'une transaction a un impact seulement si elle amorce une nouvelle position. Ainsi, l'achat ou la vente d'une action déjà détenue n'a aucun impact dans les réseaux des fonds et des actions.

Cette normalisation possède quelques défauts comme celui de ne pas prendre en compte les proportions de la détention des portefeuilles. D'autres mesures comme la corrélation de Pearson pourraient mettre en évidence cette détention, mais engendreraient d'autres problèmes. Par exemple, il est possible que les fonds détenant beaucoup d'actions obtiennent des corrélations plus faibles avec les fonds en détenant moins. La normalisation suggérée ci-haut semble donc être la plus adéquate pour notre étude. Premièrement, la majorité des mesures développées sur le comportement gréginaire, soit la mesure LSV, la mesure de Sias (2004) et les différentes mesures de dispersions (CH, CCK et HS), ne tiennent pas compte de l'intensité des transactions. Deuxièmement, l'étude parallèle au comportement gréginaire de Chen et al. (2002) a clairement démontré que la simple variation du nombre de gestionnaires est plus efficace pour expliquer le rendement futur que la variation en détention des portefeuilles, qui avait été utilisée par Chen et al. (2000). Étant donné que les précédentes études ont, pour la plupart, détecté une augmentation des rendements lors d'achats grégaires et une diminution lors de ventes [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Sias (2004)], il est probable qu'une variable expliquant davantage le rendement puisse également expliquer davantage le comportement gréginaire. Troisièmement, une action aurait pu gagner en centralité par le simple fait que les fonds ont tendance à étaler leurs transactions sur plusieurs trimestres pour réduire leurs coûts [Sias (2004)]. Quatrièmement, Wool (2013) a déjà démontré que cette normalisation a porté fruit dans son étude de la position des actions et de leur rendement.

7.2 Mesures de centralité

Plusieurs mesures de centralité seront utilisées pour caractériser les différents types de gestionnaires : la force, le degré, le coefficient de rapprochement, la distance géodésique et l'*EigenVector*.²⁰ Toutes ces mesures sont expliquées à la section 5.2 du mémoire.

Nous calculons également l'indice *Small-World*, tel que suggéré par Bolanos et al. (2013) et discuté à la section 5.3.3. Par contre, nous utilisons le coefficient de rapprochement de Zhang et Horvath (2005), car celui de Bolanos et al. (2013) cause trop de volatilité au niveau des actions. Afin de calculer cet indice, nous devons calculer une première fois la distance géodésique (L_i^w) et le coefficient de rapprochement (RLZ_i^w) pour chaque nœud du réseau à l'aide des équations (30) et (40). Une fois ces mesures calculées, nous estimons leurs équivalents aléatoires. Pour ce faire, nous permutions les liens du réseau et recalculons pour chacun des nœuds les deux mesures, et cela 20 fois. La moyenne des 20 nouvelles mesures nous donne leurs équivalents aléatoires que nous dénotons par $\langle L_i^w \rangle$ et $\langle RLZ_i^w \rangle$. Nous pouvons ainsi calculer deux nouveaux ratios nous indiquant si la distance géodésique et le coefficient de rapprochement sont plus élevés ou plus faibles à ce qu'on aurait pu s'attendre aléatoirement :

$$LR.LA_i^w = \frac{\langle L_i^w \rangle}{L_i^w} \quad (52)$$

$$CA.CR_i^w = \frac{RLZ_i^w}{\langle RLZ_i^w \rangle} \quad (53)$$

La mesure aléatoire de la distance géodésique est placée au numérateur afin qu'une mesure forte indique une forte centralité. Ainsi, les mesures $LR.LA_i^w$ et $CR.CA_i^w$ ayant une valeur supérieure à 1 indiquent que le nœud occupe une mesure plus centrale de ce qu'on pourrait s'attendre aléatoirement. Avec ces deux nouvelles mesures, il nous est ainsi possible de calculer l'indice Small-World focale.

$$SWZ_i^w = CR.CA_i^w \times LR.LA_i^w \quad (54)$$

²⁰ La betweenness est une mesure commune de centralité, mais n'est pas retenue dans notre étude car trop d'acteurs ont une mesure de zéro et cela vient affecter nos régressions subséquentes.

Il y a alors présence d'un *Small-World* focale si l'indice SWZ_i^W est supérieur à 1. Ces trois mesures seront également utilisées afin de caractériser chacun des gestionnaires. Nous croyons que les ratios de la distance géodésique et du coefficient de rapprochement pourront nous donner davantage d'informations que leurs simples mesures.

En plus de ces mesures, nous proposons d'utiliser une nouvelle mesure de *closeness*. En effet, la méthodologie que Bolanos et al. (2013) ont apporté au niveau du calcul de l'indice *Small-World* peut être généralisée afin de développer de nouvelles mesures. L'optimisation des chemins géodésiques développée par les auteurs (voir section 5.2.2) peut être utilisée pour estimer la mesure pondérée de *closeness*.

Sans perdre de généralité, on peut évaluer la *closeness* avec les équations suivantes :

$$CB_i'^W = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n F_{ij} \quad (55)$$

$$CB_i^W = \sum_{i=1}^n F_{ij} \quad (56)$$

Où les variables sont définies à la section 5.2. Ces relations sont possibles puisqu'une forte valeur de F_{ij} signifie que les acteurs i et j ont une forte proximité et donc, une forte mesure de $CB_i'^W$ et CB_i^W signifie qu'un acteur se situe à proximité des autres.

Afin que chacune des variables puisse être comparée entre elles tout au long des trimestres, elles sont centrées et réduites à chaque trimestre à l'aide de l'équation suivante :

$$\frac{X - E[X]}{\sigma[X]} \quad (57)$$

Où :

X = Une variable

$E[X]$ = L'espérance de X

$\sigma[X]$ = Écart type de X

7.3 Calcul de la mesure LSV

Afin de comparer nos résultats à la précédente littérature, nous calculons la mesure de LSV pour les actions ayant été négociées par au moins plus de 10, 20 ou 30 fonds. Pour ce faire, nous calculons d'abord la demande agrégée pour chaque action-trimestre ($Raw\Delta_{i,t}$), voir l'équation (18). L'équation (1) peut ensuite être notée comme suit :

$$LSV_{i,t} = |Raw\Delta_{i,t} - E_t[Raw\Delta_{i,t}]| - AF_{i,t} \quad (58)$$

En suivant la méthodologie de Bellando (2010), nous calculons le facteur d'ajustement comme suit :

$$AF_{i,t} = \sum_{k=0}^{n_{i,t}} \binom{n_{i,t}}{k} p_t^k (1-p_t)^{n_{i,t}-k} \left| \frac{k}{n_{i,t}} - p_t \right| \quad (59)$$

Où:

$AF_{i,t}$ = Facteur d'ajustement pour l'action i au trimestre t

$n_{i,t}$ = Le nombre de fonds actifs au niveau de l'action i au trimestre t

p_t = Probabilité qu'un fonds achète une action au trimestre t , cette probabilité est représentée par $E_t[Raw\Delta_{i,t}]$

On peut ensuite calculer la mesure moyenne de LSV à l'aide de l'équation suivante :

$$\overline{HM} = \sum_t^T \sum_i^{N_t} LSV_{i,t} \quad (60)$$

Où:

\overline{HM} = La mesure moyenne de LSV

$LSV_{i,t}$ = La mesure de LSV au niveau de l'action i pour le trimestre t

N_t = Le nombre d'actions dans l'échantillon pour le trimestre t

7.4 Test des hypothèses de recherche

7.4.1 Test des hypothèses H1 et H2

Afin de déterminer si une structure de type *Scale-Free* est présente dans les réseaux F et S , en lien avec les hypothèses H1 et H2, nous utilisons la méthodologie de Clauset et al. (2009). Étant donné que Yook et al. (2001) ont démontré que la force des nœuds suit une distribution asymptotiquement similaire au degré des nœuds, dans les étapes qui suivent $k = k^w$ et représente la force des nœuds dans un réseau (voir équation 26). La procédure que suggèrent Clauset et al. (2009) est la suivante :

Dénotons d'abord une distribution en loi de puissance :

$$p(k) = Ck^{-\gamma} \quad (61)$$

Où la variable C est une constante de normalisation choisie pour que la fonction cumulative des probabilités égale à 1. Cependant, puisque l'équation (61) diverge lorsque $k \rightarrow 0$, Clauset et al. (2009) dénotent une limite k_{min} où la constante C est alors choisi pour que $\sum_{k=k_{min}}^{\infty} p(k) = 1$ et est définie comme suit pour le cas discret :

$$\begin{aligned} \sum_{k=k_{min}}^{\infty} p(k) = 1 &\Rightarrow \sum_{k=k_{min}}^{\infty} Ck^{-\gamma} = 1 \\ &\Rightarrow C \sum_{k=k_{min}}^{\infty} k^{-\gamma} = 1 \\ &\Rightarrow C = \frac{1}{\zeta(\gamma, k_{min})}, \text{ où } \zeta(\gamma, k_{min}) = \sum_{k=k_{min}}^{\infty} k^{-\gamma} \end{aligned} \quad (62)$$

On obtient alors :

$$p(k|k_{min}) \sim \frac{k^{-\gamma}}{\zeta(\gamma, k_{min})}. \quad (63)$$

Notons que la procédure de Clauset et al. (2009) est plus efficiente qu'une simple régression OLS. Par exemple, en prenant le logarithme de la densité de probabilité d'un échantillon, on pourrait directement estimer la relation suivante : $\ln p(k) = -\gamma \ln k + C$. Par contre, les auteurs affirment que cette méthode est inefficace.

Clauset et al. (2009) dérivent le coefficient γ en maximisant la vraisemblance comme suit :

$$\begin{aligned} \ln[L(\gamma|k_{min})] &= \ln \prod_{i=1}^n \frac{k_i^{-\gamma}}{\zeta(\gamma, k_{min})} \\ &= -n \ln \zeta(\gamma, k_{min}) - \gamma \sum_{i=1}^n \ln k_i \end{aligned} \quad (64)$$

Afin de maximiser la fonction, on pose $\partial \ln \frac{[L(\gamma|k_{min})]}{\partial \gamma} = 0$ et on obtient :

$$\frac{-n}{\zeta(\gamma, k_{min})} \frac{\partial}{\partial \gamma} \zeta(\gamma, k_{min}) - \sum_{i=1}^n \ln k_i = 0 \quad (65)$$

L'approximation du coefficient $\hat{\gamma}$ est atteinte lorsque l'équation suivante est vérifiée :

$$\frac{\zeta'(\hat{\gamma}, k_{min})}{\zeta(\hat{\gamma}, k_{min})} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln k_i \quad (66)$$

Notons que la solution de l'équation (66) ne peut être obtenue que de façon numérique. Jusqu'ici le degré k_{min} était connu, mais il est normalement inconnu. Clauset et al. (2009) estiment alors le k_{min} en minimisant la distance de Kolmogorov-Smirnov entre les données empiriques et la distribution théorique. En reprenant la notation de Champagne (2014) :

$$P(k|k_s) = Prob(K \geq k|k_s) = \frac{\zeta(\gamma, k)}{\zeta(\gamma, k_s)} \quad (67)$$

$$D = \max_{k \geq k_s} |P_{emp}(k) - P(k|k_s)| \quad (68)$$

$$k_{min} = \operatorname{argmin}_{k_s} D \quad (69)$$

$P_{emp}(k)$ représente la fonction cumulative empirique et $P(k)$ la fonction cumulative de la distribution théorique obtenue en utilisant la fonction de puissance qui concorde le mieux avec les données empiriques. Pour valider la distribution de puissance, la valeur-p est calculée. La méthode suggérée par Clauset et al. (2009) et repris par Champagne (2014) comprend trois étapes. Tout d'abord, on détermine le nombre de simulations qui doit être généré, qui est de $\frac{1}{4}\epsilon^{-2}$ où ϵ est la précision désirée. Par exemple, pour une précision de 1% ($\epsilon = 0.01$) le nombre de simulations nécessaire est de 2500. Ensuite, on génère des données synthétiques qui auront une distribution semblable aux données empiriques, tant en dessous qu'au-dessus de k_{min} . Une approche semi-paramétrique est alors utilisée. Par exemple, dénotons n comme étant le nombre total d'observations et n_{tail} comme étant le nombre d'observations au-dessus ou égal à k_{min} . À l'aide d'une distribution binomiale avec comme paramètre de probabilité $p = \frac{n_{tail}}{n}$ et n essais, on génère n_1 observations qui auront une distribution suivant la loi de puissance de paramètre $\hat{\gamma}$. Pour générer une telle loi de puissance, on génère d'abord n_1 données uniformes et aléatoires r comprises entre 0 et 1. Ensuite, on utilise l'équation suivante pour générer la loi de puissance :

$$k_t = k_{min}(1 - r)^{-1/(\gamma-1)} \quad (70)$$

Les $n - n_1$ données restantes sont choisies aléatoirement dans les données empiriques qui sont inférieures à k_{min} . Pour terminer, on calcule la statistique de Kolmogorov-Smirnov pour les données originales empiriques et on note ce résultat KS_d . On calcule également la même statistique sur les nouvelles données synthétiques que l'on nomme KS_{sim} et on répète ce calcul sur 2500 simulations de nouvelles données synthétiques en comptant le nombre de fois où $KS_d > KS_{sim}$. La valeur-p est alors calculée comme étant le nombre de fois où $KS_d > KS_{sim}$ (P) par rapport au nombre de simulations effectuées (B) [Gillespie (2015)]. Donc :

$$Valeur_p = P/B \quad (71)$$

Par la suite, il ne reste qu'à déterminer si la valeur-p obtenue à l'aide de l'équation (71) est assez faible pour rejeter l'hypothèse nulle d'une distribution en loi de puissance. Si on rejette l'hypothèse nulle lorsque $p \leq 5\%$, il y a alors 1 chance sur 20 que l'on rejette l'hypothèse d'une distribution en loi de puissance lorsqu'elle est vraie.

7.4.2 Test des hypothèses H3 et H4

Afin de déterminé si les réseaux F et S possèdent une structure *Small-World*, en lien avec les hypothèses 3 et 4, nous proposons de généraliser l'indice focalisé proposé par Bolanos et al. (2013) qui a été présenté dans la section 5.3.3. En suivant les mêmes étapes qu'expliquées à la section 7.2, nous établissons de nouvelles mesures pour calculer un indice *Small-World* pour l'ensemble du réseau. Nous aurions pu prendre uniquement une moyenne, mais nous croyons que les sommes des mesures au numérateur et au dénominateur vont capter davantage une mesure de réseau à part entière.

Pour ce faire, il suffit d'établir :

$$RG^{sw} = \sum_i RLZ_i^w / \sum_i \langle RLZ_i^w \rangle \quad (72)$$

$$LG^{sw} = \sum_i L_i^w / \sum_i \langle L_i^w \rangle \quad (73)$$

$$SWZ^w = \frac{RG^{sw}}{LG^{sw}} \quad (74)$$

Où:

RG^{sw} = Le ratio du coefficient de rapprochement global pondéré par rapport à celui d'un réseau aléatoire pondéré

LG^{sw} = le ratio du coefficient de la distance géodésique global pondéré par rapport à celui d'un réseau aléatoire pondéré

SWZ^w = l'indice *Small-World* global pondéré

Comme pour l'indice *Small-World* focal, il y a présence d'un réseau *Small-World* si SWZ^W est supérieur à 1. Si c'est le cas, le réseau serait efficient localement et globalement, car les nœuds sont davantage connectés avec leurs voisins et sont également plus près des nœuds du réseau de façon géodésique, comparativement à ce qu'aléatoirement nous pouvons nous attendre.

7.4.3 Test des hypothèses H5, H6 et H7

Pour tester les hypothèses 5, 6 et 7, nous devons identifier les différents types de gestionnaire. Pour ce faire, nous utilisons une méthodologie similaire à celle de Jiang et Verardo (2013). À titre de rappel, ces derniers ont identifié le comportement gréginaire des fonds comme étant la propension des gestionnaires à transiger dans le même sens que les gestionnaires de la période précédente, ce qui selon Koch (2014) représente un comportement suiveur. En généralisant, la propension des gestionnaires à transiger dans le même sens que les gestionnaires à la période suivante et à la période contemporaine revient à identifier un comportement leader et contemporain, respectivement. Nous proposons une méthodologie à deux étapes pour bien caractériser les différents types de gestionnaire.

7.4.3.1 Identification des types de gestionnaires et caractéristiques de l'échantillon

Tout d'abord, nous partons dans l'optique où tous les gestionnaires sont suiveurs, contemporains et leaders, mais d'une intensité différente pouvant changer dans le temps. Afin d'évaluer chacun des types en fonction des achats et des ventes effectués par les gestionnaires, nous proposons d'estimer un modèle multinomial à chaque trimestre et pour chaque fonds (équations 75 et 76) :

$$\begin{aligned} \log \left[\frac{p(\text{Transaction}_{i,j,t} = \text{achat})}{p(\text{Transaction}_{i,j,t} = \text{maintenir})} \right] \\ = \alpha_{j,t}^A + \beta_{j,t}^{L,A} \Delta_{i,t+1} + \beta_{j,t}^{C,A} \Delta_{i,t} + \beta_{j,t}^{S,A} \Delta_{i,t-1} + \gamma_{1j,t}^A \text{Transaction}_{i,j,t-1} \\ + \gamma_{2j,t}^A Q\text{Ret}_{i,t-2,t-1} + \gamma_{3j,t}^A MC_{i,t-1} + \gamma_{4j,t}^A BM_{i,t-1} + \gamma_{5j,t}^A Centralité_{i,t-1} + \varepsilon_{i,j,t}^A \end{aligned} \quad (75)$$

$$\begin{aligned}
\log \left[\frac{p(\text{Transaction}_{i,j,t} = \text{vente})}{p(\text{Transaction}_{i,j,t} = \text{maintenir})} \right] \\
= \alpha_{j,t}^V + \beta_{j,t}^{L,V} \Delta_{i,t+1} + \beta_{j,t}^{C,V} \Delta_{i,t} + \beta_{j,t}^{S,V} \Delta_{i,t-1} + \gamma_{1j,t}^V \text{Transaction}_{i,j,t-1} \\
+ \gamma_{2j,t}^V QRet_{i,t-2,t-1} + \gamma_{3j,t}^V MC_{i,t-1} + \gamma_{4j,t}^V BM_{i,t-1} + \gamma_{5j,t}^V Centralité_{i,t-1} + \varepsilon_{i,j,t}^V
\end{aligned} \tag{76}$$

Où :

$\text{Transaction}_{i,j,t-1}$ = Variable catégorique pouvant représenter un achat (1), une vente (-1) ou aucune transaction (0) d'une action i au temps $t - 1$ du fonds j

$\Delta_{i,t}$ = La proportion de gestionnaires acheteurs normalisée pour l'action i au trimestre t
(équation (17))

$QRet_{i,t-2,t-1}$ = Le rendement du trimestre passé de l'action i

$MC_{i,t-1}$ = Le logarithme naturel de la capitalisation boursière de l'action i au trimestre $t - 1$.

$BM_{i,t-1}$ = Le logarithme naturel du ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande de l'action i au trimestre $t - 1$

$\beta_{j,t}^{L,O}$ = La propension du gestionnaire j à effectuer une opération O (un achat ou une vente) en avance sur les autres gestionnaires à t

$\beta_{j,t}^{C,O}$ = La propension du gestionnaire j à effectuer une opération O en même temps que les autres gestionnaires à t

$\beta_{j,t}^{S,O}$ = La propension du gestionnaire j à effectuer une opération O en retard sur les autres gestionnaires à t

En suivant les études de Jiang et Verardo (2013), la variable Transaction contrôle l'étalement des transactions des gestionnaires [Sias (2004); Jiang et Verardo (2013)]. La variable $QRet$ sert à identifier le comportement momentum des fonds déjà répertorié dans la littérature [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999, 2000), Nofsinger et Sias (1999) et Sias (2004)]. Les variables MC et BM servent à contrôler pour les styles communs de gestion préférés par certains gestionnaires, tel que présenté à la section 4.2.5. Ainsi, $\beta_{j,t}^{L,O}$, $\beta_{j,t}^{C,O}$ et $\beta_{j,t}^{S,O}$ représentent les mesures de leader, contemporain et suiveur, respectivement, pour chacun des fonds en fonction des opérations (achats ou ventes) effectuées. Ces mesures sont donc décontaminées de certains comportements involontaires captés à l'aide des variables de contrôle MC , BM et $QRet$. De plus, afin

d'éliminer le bruit de certaines estimations extrêmes provenant des différentes mesures des types de gestionnaires ($\beta_{j,t}^{L,O}$, $\beta_{j,t}^{C,O}$ et $\beta_{j,t}^{S,O}$) nous éliminons celles faisant partie du top 2,5% de leur distribution inférieure et supérieure, comme Jiang et Verardo (2013) le suggèrent²¹.

Afin de bien comprendre notre échantillon, nous calculons la moyenne de chacun des coefficients des équations (75) et (76). Les prochaines étapes ne sont pas reliées directement au test de nos hypothèses de recherche, mais servent à mieux comprendre le comportement gréginaire. Ces étapes caractérisent l'ensemble des gestionnaires et serviront de référence lorsque les différents types de gestionnaires seront étudiés. Par la suite, nous pouvons effectuer le test de Wald pour vérifier s'il existe une différence significative entre les comportements des gestionnaires acheteurs et vendeurs. Pour les coefficients concernant les types de gestionnaires, donc pour $\beta_{j,t}^{L,O}$, $\beta_{j,t}^{C,O}$ et $\beta_{j,t}^{S,O}$, le test de Wald est représenté par l'équation (77). Donc pour tester l'hypothèse à savoir si les différents types de gestionnaires sont davantage présents dans les achats versus les ventes nous devons tester si la différence en valeur absolue des deux coefficients est différente de 0. Si la différence est négative et significative, alors le comportement gréginaire pour un type en particulier est statistiquement plus présent pour les ventes, et vice-versa pour les achats. La valeur en absolue vient du fait que les coefficients concernant les types de gestionnaires pour les ventes sont souvent inverses à ceux des achats. Par exemple, les coefficients $\beta_{j,t}^{L,O}$, $\beta_{j,t}^{C,O}$ et $\beta_{j,t}^{S,O}$ concernant les ventes seront négatifs s'il y a présence d'un des trois types de comportement, tandis que les mêmes coefficients pour les achats seront positifs.²²

$$t = \frac{|\theta^{BUY}| - |\theta^{SELL}|}{se(|\theta^{BUY}| - |\theta^{SELL}|)} \quad (77)$$

Où :

²¹ Jiang et Verardo (2013) suggèrent plutôt d'éliminer le 10% de la distribution de leur coefficient représentant la grégarité des gestionnaires. Puisque nous ajoutons plusieurs contraintes à nos données, que Jiang et Verardo (2013) n'appliquent pas, nous croyons qu'il n'est pas nécessaire pour nous d'éliminer autant d'observations. La section 8 explique en détail notre méthodologie concernant nos contraintes.

²² On peut remarquer que la variable $\Delta_{i,t}$ représente la fraction d'acheteurs par rapport aux nombre total de gestionnaires actifs (voir section 4.2.4). Une augmentation (diminution) de cette mesure devrait donc augmenter la probabilité d'avoir un achat (vente). Le test de Wald doit donc être effectué à l'aide d'une addition.

$|\theta^{BUY}|$ = Moyenne du coefficient provenant de l'équation (66) en valeur absolue

$|\theta^{SELL}|$ = Moyenne du coefficient provenant de l'équation (67) en valeur absolue

$$se(|\theta^{BUY}| - |\theta^{SELL}|) = \sqrt{var(|\theta^{BUY}|) + var(|\theta^{SELL}|) - 2 * cov(|\theta^{BUY}|, |\theta^{SELL}|)}$$

La méthodologie utilisée est différente de celle de Jiang et Verardo (2013) sur différents points. Tout d'abord, les auteurs calculent une mesure correspondant au type suiveur en utilisant la variation de la détention institutionnelle totale alors que nous proposons d'utiliser la fraction d'acheteurs suggérée par Sias (2004). Ne voulant pas que notre mesure soit contaminée par des effets de taille, nous considérons chaque gestionnaire comme ayant le même poids. La fraction d'acheteurs semble donc plus appropriée. Ensuite, la mesure proposée ne permet pas de dissocier les achats des ventes. En effet, Jiang et Verardo (2013) utilisent un modèle des MCO et nous proposons plutôt un modèle multinomial. Pour terminer, Jiang et Verardo (2013) utilisent un lissage afin d'obtenir une mesure moins volatile, ce qui a pour effet de perdre 12 observations. Dans l'esprit de Koch (2014), les différents types de gestionnaires sont évalués à chaque trimestre. Chacune des mesures n'étant pas lissée, nous préférons rester dans cet esprit et ne pas lisser les mesures de chacun des types et utiliser directement les coefficients obtenus des équations (75) et (76).

7.4.3.2 Mesures des actions transigées

Afin de déterminer les préférences des fonds, nous calculons des mesures moyennes transigées en fonction des variables suivantes : *Transaction*, *Ret*, *MC*, *BM* et *Centralité*. En tout, neuf mesures de centralités sont utilisées tel que présenté à la section 7.2. En fonction de ces neuf mesures, nous calculons également leurs variations entre deux trimestres que nous dénotons $\Delta Centralité$. L'équation 78 est utilisée afin de calculer les mesures moyennes, chacune des mesures calculées serviront pour les régressions effectuées à la prochaine étape.

$$\overline{Mesure_{j,t}^O} = \frac{1}{S_{j,t}^O} \sum_i^{S_{j,t}^O} Mesure_{i,j,t} \quad (78)$$

Où :

$\overline{Measure}_{j,t}^O$ = La mesure moyenne des opérations O (des achats ou des ventes) effectuées par le fonds j au temps t

$S_{j,t}^O$ = Le nombre d'actions transigées en fonction de l'opération O , par le fonds j au trimestre t

$Measure_{i,j,t}$ = La mesure de l'action i transigée par le fonds j au trimestre t

7.4.3.3 Caractérisation des types de gestionnaires

Une fois la première étape effectuée à l'aide des équations (75) et (76) et les mesures moyennes calculées, nous pouvons effectuer une analyse des caractéristiques en fonction des types de gestionnaires et des achats et des ventes :

$$\begin{aligned}\beta_{j,t}^{i,O} = & \alpha + \delta_1 \overline{BM}_{j,t-1}^O + \delta_2 \overline{MC}_{j,t-1}^O + \delta_3 \overline{QRet}_{j,t-2,t-1}^O \\ & + \delta_4 \overline{Transaction}_{j,t-1}^O + \delta_5 \overline{Centralité}_{j,t-1}^O + \delta_6 \overline{\Delta Centralité}_{j,t-1}^O \\ & + \beta_1 Centralité Fonds_{j,t-1} + \beta_2 \Delta Centralité Fonds_{j,t} + \varepsilon_{j,t}\end{aligned}\quad (79)$$

Où :

$\beta_{j,t}^{i,O}$ = La mesure du type i (leader, contemporain ou suiveur) du gestionnaire j en fonction des opérations O (achats ou ventes) (voir les équations 75 et 76)

$\overline{BM}_{j,t}^O$, $\overline{MC}_{j,t}^O$, $\overline{QRet}_{j,t-2,t-1}^O$, $\overline{Transaction}_{j,t}^O$, $\overline{Centralité}_{j,t}^O$ et $\overline{\Delta Centralité}_{j,t}^O$ = Représente les mesures moyennes transigées du fonds j en fonction des opérations O au temps t (voir équation 78)

$Centralité Fonds_{j,t-1}$ = La centralité du fonds j au temps $t - 1$

$\Delta Centralité Fonds_{j,t-1}$ = La variation de la centralité du fonds j au temps t

Ainsi, l'équation (79) permet de caractériser chacun des trois types de gestionnaires en fonction des achats et des ventes. Cette régression est donc effectuée pour six mesures, soit en fonction des trois types de gestionnaires et pour les achats et les ventes. Les coefficients δ_1 et δ_2 permettent de déterminer dans quelles actions le comportement est davantage présent pour le ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande et la taille des entreprises transigées, respectivement. Le coefficient δ_3 caractérise l'aspect momentum, δ_4 permet d'indiquer si les fonds ont tendance à étaler leurs transactions, δ_5 indique la centralité des actions transigées et caractérise les problèmes d'agence et, δ_6 indique la variation de la centralité des actions transigées. β_1 indique la centralité des fonds et caractérise également les

problèmes d'agence et β_2 indique les variations des fonds et indique où les fonds se dirigent en fonction du comportement. Les mesures de centralité utilisées pour les fonds sont les mêmes que celles des actions et sont énumérées à la section 7.2. Il ne faut pas oublier que cette analyse est en terme relatif au reste des fonds. Par exemple, si le coefficient δ_1 est positif, cela ne veut pas nécessairement dire que le comportement est davantage observé dans les capitalisations élevées, mais plutôt que ces fonds transigent davantage sur les capitalisations élevées par rapport aux autres fonds de notre échantillon. Afin de tester les hypothèses 5, 6 et 7, il ne reste qu'à analyser les rendements de chacun des types des gestionnaires en fonction des achats et ventes.

7.4.3.4 Rendements des transactions et des portefeuilles

L'analyse des rendements futurs indiquera si les types de gestionnaires identifiés transigent sur la base d'information ou non. Chacun des types de gestionnaires en fonction de leurs achats, leurs ventes et leurs portefeuilles est analysé. Nous analysons les rendements de deux façons différentes, soit à l'aide de corrélation avec les rendements normalisés (inspiré de Sias (2004)) et en créant des portefeuilles en séparent les types de gestionnaires en décile. Avec la deuxième méthode, les rendements sont ainsi contrôlés pour le risque (inspiré de Jiang et Verardo (2013) et Koch (2014)). Afin d'effectuer ces analyses, nous devons également créer des variables propres aux deux méthodes.

Pour les rendements normalisés, nous calculons les rendements moyens des achats et des ventes pour les trimestres allant de $t + 1$ à $t + 4$ suivant le trimestre où les transactions ont été effectuées. Ainsi, en utilisant l'équation 80, nous calculons quatre nouvelles variables en fonction de u allant de 1 à 4.

$$\overline{QRet_{j,t+1,t+u}^0} = \frac{1}{S_{j,t}^0} \sum_i^{S_{j,t}^0} QRet_{i,t+1,t+u} \quad (80)$$

Où :

$\overline{QRet_{j,t+1,t+u}^0}$ = Le rendement moyen du fonds j entre les trimestres $t + 1$ et $t + u$ pour les opérations 0 (achats ou ventes)

$S_{j,t}^O$ = le nombre d'actions transigées, en fonction de l'opération O par le fonds j au trimestre t

$QRet_{i,t+1,t+u}$ = Le rendement cumulatif d'une action i entre les trimestres $t + 1$ et $t + u$

Ensuite, chacune de ces nouvelles variables est normalisée à l'aide de l'équation (57). On peut alors mesurer la corrélation de chacune d'entre elles avec les différents types de gestionnaires :

$$r_{t+1,t+u}^{i,O} = \text{cor}(\beta_{j,t}^{i,O}, B^O * \overline{QRet_{j,t+1,t+u}^O}) \quad (81)$$

$$B^O = \begin{cases} 1 & \text{si } O \text{ est un achat} \\ -1 & \text{si } O \text{ est une vente} \end{cases} \quad (82)$$

Où :

$\beta_{j,t}^{i,O}$ = La mesure du type i (leader, contemporain ou suiveur) du gestionnaire j en fonction des opérations O (achats ou ventes) au trimestre t (voir les équations 75 et 76)

$r_{t+1,t+u}^{i,O}$ = La corrélation entre le type de gestionnaire i en fonction des opérations O et des rendements cumulatifs moyens normalisés entre le trimestre $t + 1$ et $t + u$

B^O = variable binaire en fonction d'un achat ou d'une vente²³

Pour chaque type de gestionnaire, on vérifie la significativité de la corrélation $r_{t+1,t+u}^{i,O}$. Une mesure positive et significative pour toutes ou certaines périodes de rendements signifie que le type de gestionnaire associé achète ou vend sur la base d'information. À l'inverse, une mesure négative ou un renversement des rendements indique que les gestionnaires n'achètent ou ne vendent pas sur la base d'information.

La deuxième méthode permet de contrôler pour le risque. Cette méthode sera utilisée en fonction des achats et des ventes, mais également en fonction des rendements du portefeuille bruts et nets. Les rendements futurs des transactions sont équipondérés pour ne pas avoir de contamination par les effets de taille. De cette façon, nous pouvons déterminer si les transactions sont basées sur de l'information, autant pour les petites capitalisations que pour les

²³ Cette variable binaire est seulement utilisée pour que la corrélation effectuée à l'aide de l'équation (81) indique la présence d'information si elle est positive. Ainsi, l'interprétation est la même en fonction des achats et des ventes.

grosses. Afin d'approfondir notre analyse, nous présentons aussi les rendements bruts équipondérés des fonds. Ces rendements sont calculés sur la base des rendements des actions détenues par les fonds à chaque fin de trimestre. Nous calculons également les rendements nets des fonds pondérés en fonction de la capitalisation boursière.

Contrairement aux dernières mesures, les rendements nets sont déjà inclus dans la base de données et représentent les rendements véritables au cours du mois. Par exemple, si un fonds achète et vend un titre au cours d'un trimestre, cette opération n'est pas captée par notre mesure brute équipondérée, car l'hypothèse derrière cette mesure est que les fonds détiennent les mêmes portefeuilles au cours d'un trimestre²⁴. Contrairement à la méthode précédente, celle-ci utilise les rendements mensuels. Ainsi une douzaine de nouvelles variables sont calculées en fonction de m allant de 1 à 12.

$$\overline{MRet_{j,m+3}^O} = \frac{1}{S_{j,m}^O} \sum_i^{S_{j,m}^O} MRet_{i,m+3} \quad (83)$$

Où :

$\overline{MRet_{j,m+3}^O}$ = Le rendement moyen du fonds j pour un mois $m + 3$ pour les opérations O

$S_{j,t}^O$ = le nombre d'actions transigées, en fonction de l'opération O par le fonds j au mois m

$MRet_{i,m+3}$ = Le rendement mensuel d'une action i pour le mois $m + 3$

Par la suite, nous séparons l'ensemble des gestionnaires en décile en fonction de l'intensité de leur comportement, représenté par $\beta_{j,t}^{i,O}$, du plus faible (1) au plus fort (10) et pour chaque trimestre. Dans chacun des déciles, pour chaque mois, nous créons un portefeuille représentant la moyenne de la variable $\overline{MRet_{j,m+u}^O}$, en fonction des fonds présents dans le décile. Ainsi, nous avons dix séries longitudinales de données représentant dix portefeuilles, pour chaque période de détention. Nous analysons quatre périodes de détentions, soit de 3, 6, 9 et 12 mois suivant les transactions. Rappelons-nous que les coefficients $\beta_{j,t}^{i,O}$ sont calculés au trimestre t , représentant les mois 1 à 3, nous débutons donc l'analyse des rendements au quatrième mois. Notons également que les transactions effectuées en fonction des différents déciles se

²⁴ Nous connaissons uniquement la composition des fonds au début et à la fin d'un trimestre.

chevauchent dans le temps, pour les périodes de détentions au-delà de 3 mois. Par exemple, lorsque la période des mois 4 à 9 (6 mois de détention) est analysée, les moyennes des rendements sont obtenues à l'aide des déciles qui ont été créés avec l'identification des coefficients ($\beta_{j,t}^{i,o}$) aux trimestres $t - 1$, t et $t + 1$. Ainsi, les déciles identifiés à $t - 1$ impactent seulement les mois 4 à 6, ceux de t impactent les mois 4 à 9 et ceux identifiés à $t + 1$ impactent les mois 7 à 9. L'idée derrière cette logique est de maintenir les transactions effectuées pour une période de temps. Ainsi, l'exemple précédent maintient les transactions effectuées pendant 6 mois suivant l'identification du type de gestionnaire pour un fonds. Nous obtenons ainsi une série de rendement en fonction de chacun des déciles pour chacun des mois de notre analyse. Pour déterminer si certains types de gestionnaires ont davantage d'information que les autres, nous créons une catégorie représentant le décile 10 différencié du décile 1 (D10 – D1).

Afin de calculer les rendements excédentaires des déciles et contrôler pour le risque, nous proposons d'évaluer l'alpha des déciles en fonction de plusieurs modèles : le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. En plus, pour corriger l'hétérosécédasticité, nous ajustons les matrices de covariances à la manière de Newey-West (1987). Ainsi, si le portefeuille différencié (D10-D1) est significativement différent de zéro, nous pourrons déterminer si le type de comportement est informationnel ou non tout en ayant contrôlé pour le risque.

7.4.4 Test de l'hypothèse 8

Afin de tester l'hypothèse 8, nous suggérons d'évaluer les corrélations entre les mesures de chacun des types de gestionnaires et les variables représentant le stress financier, l'analyse est alors longitudinale. Tout d'abord, nous créons une nouvelle mesure du comportement grégaire. Cette mesure représente la moyenne des coefficients $\beta_{j,t}^{i,o}$ obtenus à chaque trimestre. Ainsi, nous avons six mesures à tester, soit pour chacun des trois types en fonction des achats et des ventes. Comme discuté dans la section théorique, la volatilité du rendement du marché (Rm_t^2) et l'écart de crédit du trimestre passé ($spread_{t-1}$) seront nos deux principales mesures. Par contre, nous ajoutons d'autres variables qui pourront indiquer si le comportement grégaire est affecté par d'autres variables macroéconomiques : la pente des taux d'intérêt ($slope_{t-1}$), le taux sans risque (Rf_{t-1}), le PIB, le rendement des dividendes ($Yield_{t-1}$) et le rendement absolu du marché ($|Rm_t|$). Par exemple, le changement dans les taux d'intérêt peut affecter les

anticipations du marché et certains gestionnaires peuvent alors modifier leur comportement. La croissance du PIB pourrait également représenter des périodes de perturbation économique ou de condition prospère. Le rendement des dividendes peut indiquer si le marché est coûteux ou non [Campbell et Shiller (1998)]. Voici davantage d'information concernant les variables utilisées :

Rm_t = le rendement du marché à t des firmes inscrites sur les plateformes : NYSE, AMEX et NASDAQ.

$spread_{t-1}$ = l'écart de rendement moyen entre des obligations Baa et Aaa à $t - 1$

$slope_{t-1}$ = l'écart de rendement entre une obligation 5 ans et un Bon du Trésor 90 jours américain à $t - 1$

Rf_{t-1} = rendement d'un Bon du Trésor 90 jours américain à $t - 1$

PIB_{t-1} = croissance du PIB réel américain à $t - 1$

$Yield_{t-1}$ = dividende de l'indice S&P500 (%) à $t - 1$

8. Données et échantillon

En tout, nous utilisons cinq sources de données. Les mesures macroéconomiques sont tirées de Bloomberg et les rendements du marché et des portefeuilles des modèles de Fama-French et Cahart proviennent de la base de données « *Keneth R. French – Data Library* » disponible en ligne. Les variables propres aux firmes proviennent de Compustat et du CRSP, plus précisément la dernière base de données se nomme : « *US Stock & US Index Databases* ». Tous les autres variables reliant la détention des fonds et les rendements nets mensuels des fonds proviennent également du CRSP et se nomme « *Survivor-Bias-Free US Mutual Fund* ». Dans les deux prochaines sous-sections, nous expliquons les manipulations que nous avons effectuées pour notre échantillon.

8.1 Les données spécifiques des firmes

Tout d'abord, nous sélectionnons les actions qui feront partie de notre échantillon. Cette sous-section fait référence aux données relatant la base « *CRSP US Stock & US Index Databases* », les rendements et les capitalisations boursières proviennent notamment de cette base, et de Compustat, la valeur comptable des actions provient de cette base. Puisque les données du CRSP sont mensuelles, nous transformons les rendements mensuels en trimestriels en les cumulant de façon géométrique. De plus, pour chaque action-trimestre, nous ajoutons les rendements trimestriels pour les trimestres de $t - 1$ à $t + 4$ et les rendements mensuels de $m + 3$ à $m + 16$. Ensuite, nous gardons uniquement les actions se transigeant sur les plateformes de NYSE, NYSE MKT, NASDAQ et Arca [9993 firmes]. Nous joignons à cette base celle de Compustat [10 357 firmes] à l'aide des CUSIP et ensuite des symboles boursiers, cette fusion porte le nombre de firmes unique à 7040. Afin de joindre cette nouvelle base à celle des détentions, nous fusionnons ces bases à l'aide des CUSIP, portant le nombre à 6936 firmes unique. Par la suite, nous éliminons les actions avec une capitalisation boursière de moins de deux milliards de dollars USD, cette opération porte le nombre à 1809 firmes unique. Cette base de données peut ensuite être fusionnée avec les détentions et plusieurs autres manipulations, effectuées au niveau des FCP dans la section 8.2, réduisent considérablement le nombre de firmes unique.

8.2 Construction de l'échantillon de FCP et leur détention d'actions

La base de données utilisée pour obtenir l'information concernant les FCP et la détention des actions est la base « *Survivor-Bias-Free US Mutual Fund* » fournie par le CRSP. Cette base de données contient les portefeuilles d'une multitude de FCP pour les années de 2002 à 2013 et contient près de 77 millions de détentions fonds-titres. Afin d'éviter de trop grandes variations du nombre de FCP par année, nous utilisons uniquement la base de données de 2004 à 2012 inclusivement, ce qui réduit le nombre de détentions à 64 millions.

En suivant la méthodologie de Koch (2014), nous gardons uniquement les fonds qui déclarent leur portefeuille pour les mois de mars, juin, septembre et décembre.²⁵ De plus, nous enlevons de notre échantillon les observations qui sont négatives. Ces dernières opérations rendent le nombre de détentions (i.e. le *holding*) à près de 30 millions et représentent 12 052 fonds uniques.

Certains auteurs sélectionnent uniquement les FCP de type actions en utilisant les classements déjà offerts dans la base du CRSP [Jiang et Verardo (2013), Wool (2013) et Koch (2014)]. Étant donné que plusieurs fonds semblent être mal classés [Koch (2014)], nous choisissons de garder uniquement les FCP détenant un minimum de 66% de leurs détentions incluses dans la liste du CRSP et celle de Compustat tel que décrit à section 8.1. Ainsi, nous réduisons considérablement le nombre de fonds dans la base de données à près de 2 868 et 4.1 millions de détentions. Ensuite, à l'aide des variables offertes dans la base de données, nous éliminons les fonds considérés comme étant un indice, ETN ou ETF, réduisant le nombre à 2 626 fonds unique.

Koch (2014) suggère d'éliminer automatiquement les fonds qui manquent la déclaration d'un trimestre durant leur période existante et de conserver uniquement les fonds qui, dans un ordre consécutif, déclarent leurs détentions. Cependant, nous croyons que cette méthode apporte un biais, car les fonds les plus anciens ont plus de chance d'être éliminés. Effectivement, ceux-ci font face à une période de temps beaucoup plus grande par rapport aux nouveaux fonds. Pour cette raison, nous éliminons seulement les fonds qui ne sont pas présents au trimestre $t - 1$. Cette dernière opération est également une nécessité pour calculer les transactions effectuées

²⁵ Exceptionnellement, le mois de septembre 2010 a été remplacé par les données d'octobre 2010 car les données sont manquantes pour septembre 2010.

pour chacun des fonds entre deux trimestres. Finalement, afin de pouvoir effectuer nos régressions, nous ajoutons d'autres contraintes. Nous éliminons tous les FCP qui n'ont pas effectué au moins 5 achats et 5 ventes et qui n'ont pas maintenu au moins 5 positions identiques entre deux trimestres. Ces opérations réduisent le nombre de fonds unique à 1388 et à 1789 actions uniques.

Chaque action doit également être présente aux trimestres $t - 1$, t et $t + 1$, car nous devons connaître les demandes pour chaque action à ces différents temps (ces demandes sont représentées par les variables $\Delta_{i,t-1}$, $\Delta_{i,t}$ et $\Delta_{i,t+1}$, voir la section 7.3.4). Le nombre d'actions unique est alors réduit à 1646. Pour terminer, nous éliminons les actions ayant eu moins de dix gestionnaires actifs dans un trimestre. Pour qu'un gestionnaire soit considéré actif sur une action, il doit soit vendre ou acheter l'action. Le nombre d'actions unique est alors de 1463. Le tableau 10 présente le nombre de fonds et d'actions à chaque trimestre. Puisque l'échantillon sélectionné représente les trimestres entre 2004 et 2012, les trimestres présentés vont du 3e trimestre de 2004 au 3e trimestre de 2012. En effet, pour calculer les transactions de chacun des fonds nous perdons le premier trimestre de 2004. Ensuite, en conservant uniquement les actions ayant des demandes aux trimestres $t - 1$ et $t + 1$, nous perdons un trimestre de plus au début et à la fin de l'échantillon (i.e. 2004 T2 et 2012 T4).

[Insérer le tableau 10]

Nous corigeons également le nombre d'actions détenues par les fonds en utilisant le facteur d'ajustement disponible dans la base du CRSP des actions. Cette correction a pour but d'éliminer les effets des fractionnements d'actions qui auraient pu causer des fausses transactions. Les transactions sur les actions peuvent ensuite être estimées en prenant la différence de détention entre t et $t - 1$ pour chaque fonds. L'agrégation des transactions sur tous les fonds représente alors les demandes pour les actions.

À l'aide du tableau 10, on observe une légère tendance à la hausse non-continue au niveau du nombre d'actions. En ce qui concerne le nombre de fonds, on observe une hausse relativement marquée à partir du 2^e trimestre de 2011, qui peut être expliquée par des changements au niveau de l'identification des différents FCP à partir du 3^e trimestre de 2010.

9. Analyse des résultats

Avant d'entrer dans l'étude des résultats des tests des hypothèses de recherche, nous présentons et commentons brièvement les statistiques des réseaux des fonds et des actions. Nous présentons également la mesure LSV de notre échantillon. Les résultats des tests d'hypothèses sont ensuite étudiés en trois grandes parties : l'analyse des structures des réseaux (H1 à H4), l'analyse des types de gestionnaires (H5 à H8) et une analyse de la structure des réseaux avec le comportement grégaire.

9.1 Analyses des réseaux

Les tableaux 11 et 12 présentent quelques statistiques de base concernant le réseau des fonds et celui des actions, respectivement, pour l'ensemble de notre échantillon. Les nombres de fonds et d'actions ne correspondent pas à ceux du tableau 10 car ce dernier illustre l'échantillon différentié entre les périodes de détentions de $t - 1$ et t . Cette différentiation est nécessaire pour calculer les transactions et établir les demandes des actions. Par exemple, pour calculer une transaction, les fonds doivent être présent dans le réseau à $t - 1$ et à t .

[Insérer les tableaux 11 et 12]

Le tableau 11 indique que le nombre de fonds dans les réseaux augmente, mais de manière irrégulière. Nous remarquons que les densités pondérées et non pondérées sont stables dans le temps et que les niveaux de densités élevés indiquent que la plupart des liens possibles imaginables dans les réseaux entre les nœuds existent. Le nombre d'actions moyen en commun par fonds est assez volatile dans le temps, entre 19 et 36, mais semble être plus élevé vers la fin de l'échantillon. Compatible avec l'évolution du nombre de fonds, le degré moyen et la force moyenne des nœuds augmentent également dans le temps. On observe que les nouveaux fonds entrant dans le réseau semblent très connectés avec les autres nœuds du réseau, car l'augmentation du nombre de fonds ne semble pas faire fléchir la densité du réseau. Les autres mesures n'indiquent pas de tendance longitudinale particulière dans le réseau. Le réseau semble stable en ce qui a trait à la plupart des mesures de centralité. Les fonds semblent donc garder leurs connexions afin de ne pas perturber la centralité du réseau. Ainsi, bien que le nombre moyen d'actions en commun soit volatile, il doit être contrebalancé par

d'autres interactions afin que les variations de la force des liens n'influencent pas la centralité moyenne du réseau. Par exemple, ce nombre peut diminuer, mais la force peut augmenter si la similitude du portefeuille augmente avec d'autres fonds. Par contre, on remarque que la mesure EigenVector semble capter une légère baisse dans le temps. Ceci indique que les nœuds du réseau peuvent avoir une tendance à s'éloigner tranquillement les uns des autres. Puisqu'il s'agit d'une mesure pondérée, il se pourrait que la force des liens des fonds soient de plus en plus faible pour le nombre de nouvelles connections créées.

Le tableau 12 indique que le nombre d'actions est en évolution, mais semble beaucoup plus stable que pour le nombre de fonds. Par contre, le réseau des actions semble plus dynamique que le réseau des fonds. Tout d'abord, on observe une décroissance dans les deux mesures de densité et cela même si le nombre moyen de fonds en commun augmente. Le degré et la force moyenne augmentent dans le temps, ce qui correspond bien à une augmentation du nombre d'actions dans le réseau. Par contre, on remarque que la *closeness* et le coefficient de rapprochement diminuent légèrement. Cela indique que les nœuds s'éloignent peu à peu et que les connexions établies avec les voisins s'affaissent. L'augmentation de la diversification des fonds pourrait en être la cause, alors que les fonds préfèrent avoir un peu de tout plutôt que d'être concentré sur des industries précises.

Les tableaux 13 et 14 présentent les distributions des mesures de réseau du réseau des fonds et des actions. Nous présentons également les coefficients de corrélation entre les mesures pour le réseau des fonds et celui des actions à l'annexe 6 aux tableaux 57 et 58 respectivement. Puisque les corrélations sont élevées entre les différentes mesures de réseau pondérées, dans les prochaines matrices de corrélation nous présenterons uniquement les mesures du degré et du *Small-World*. Cela servira à alléger les matrices de covariances.

[Insérer les tableaux 13 et 14]

9.2 La mesure LSV

Afin de comparer nos résultats avec ceux de la littérature, nous calculons la mesure moyenne du comportement grégaire, tel que suggéré par Lakonishok et al. (1992). Ensuite, nous comparons nos résultats à ceux de Wermers (1999). Le tableau 15 illustre les résultats obtenus pour plusieurs périodes données.

[Insérer le tableau 15]

Tout d'abord, nos mesures LSV obtenues semblent légèrement plus élevées que celles de Wermers (1999) puisque l'auteur a obtenu une mesure LSV de 2.12, 2.08 et 2.14 pour 10, 20 et 30 gestionnaires actifs respectivement alors que nous obtenons 3.65, 3.62 et 3.45. Ainsi, contrairement à ceux de Wemers (1999), nos résultats indiquent que le comportement gréginaire semble diminuer en fonction du nombre de gestionnaires actifs. Plusieurs phénomènes peuvent expliquer cette différence. Tout d'abord, les résultats de Wermers (1999) sont pour la période de 1975 à 1994 alors que notre étude porte sur la période entre 2004 et 2012. Il y a donc plusieurs années séparant nos deux échantillons et la dynamique peut changer dans le temps. De plus, la période 1975-1994 est beaucoup plus longue que la nôtre. Enfin, nous avons davantage de restrictions dans notre échantillon, plus précisément au niveau de l'élimination des capitalisations de moins de deux milliards. D'un autre côté, puisque Wemers (1999) suggère que le comportement gréginaire détecté dans son échantillon est davantage présent au niveau des petites capitalisations, en éliminant les petites capitalisations, la mesure LSV devrait être plus faible, ce qui est contraire à nos résultats. En somme, nos résultats suggèrent que selon la mesure LSV, le comportement gréginaire est présent et augmente dans le temps.

9.3 Les structures *Scale-Free* (H1 et H2)

9.3.1 Analyse des structures *Scale-Free*

Déterminer si un réseau présente une structure *Scale-Free* peut être ambiguë. Dans notre cas, les réseaux des fonds et des actions sont en constante évolution et peuvent changer à tout instant. Il y a également plusieurs façons de calculer la distribution des nœuds. Les tableaux 16 et 17 présentent les résultats obtenus des distributions avec les degrés des nœuds et les forces des nœuds.

[Insérer les tableaux 16 et 17]

Notons d'abord qu'à aucun trimestre le réseau des fonds ou des actions ne présente un coefficient alpha entre 1 et 3, comme normalement observé envers plusieurs phénomènes [Barabasi et Albert (2002)]. Tel que mentionné dans la section 5.3.2, l'ampleur du coefficient peut être affectée par deux conditions: l'attachement préférentiel et l'augmentation du nombre

de nœuds dans le réseau. Puisqu'il semble y avoir une tendance haussière dans le temps concernant le nombre de nœuds dans les deux réseaux (voir tableaux 11 et 12), lorsque le rejet de l'hypothèse d'une distribution en loi de puissance survient, l'attachement préférentiel peut en être la cause. Par conséquent, une défaillance par l'attachement préférentiel est davantage probable que par l'évolution du nombre de nœuds dans le réseau.

Notons également que les coefficients alpha provenant des distributions en force sont toujours plus élevés que celui provenant de la distribution en degré. Ce résultat signifie que le nombre de nœuds ayant une force élevée est plus faible que le nombre de nœuds ayant un degré élevé. Concrètement, il y a donc des fonds qui ont beaucoup d'actions en communs avec les autres, mais la qualité de leurs liens est faible, car la pondération utilisée vient éliminer la contamination par l'effet de taille (voir section 7.1). Cette pondération évite que les fonds détenant beaucoup d'actions soient considérés comme des hubs ou des fonds centraux. Le même principe s'applique pour les actions; la pondération évite que certaines actions avec plus de gestionnaires soient automatiquement plus centrales. Une distribution en loi de puissance des degrés des fonds indique qu'il existe des fonds qui sont connectés avec beaucoup de fonds, ce qui semble être réaliste puisqu'il existe des fonds avec plus de capitaux détenant plus d'actions. La distribution en loi de puissance des degrés des actions indique seulement qu'il existe des actions connectées à plusieurs actions, ce qui est également réaliste puisqu'il existe des actions à forte capitalisation détenant ainsi plus d'actionnaires. C'est-à-dire que les actions à grandes capitalisations peuvent supporter une base d'actionnaires plus élevée que les petites. Ainsi, les grandes capitalisations se reflètent par un degré plus élevé, la corrélation positive entre la capitalisation boursière et le degré des actions corrobore cette hypothèse (voir tableau 59 de l'annexe 6). La distribution en utilisant la force prend alors tout son sens pour aller capter l'information supplémentaire en éliminant la contamination par l'effet de taille [Wool (2013)].

Concernant le réseau des fonds, en analysant la force des nœuds, on ne peut rejeter l'hypothèse d'une distribution *Scale-Free* pour 7 des 34 trimestres (21%) à un seuil de 10%. Avec le degré, ce résultat augmente à 47% (16/34), le tableau 16 présente les résultats pour chacun des trimestres. Concernant les actions ce résultat est de 68% (23/34) pour la force et 53% (18/34) avec les degrés, voir le tableau 17. Ajoutons également qu'une structure *Scale-Free* peut exister à la fois au niveau des fonds et des actions et peut également coexister en fonction des forces ou des degrés. La présence plus proéminente de cette structure dans le réseau des actions peut nous indiquer davantage en quoi consiste cet attachement préférentiel.

9.3.2 Conclusion des hypothèses H1 et H2

D'une part, le rejet fréquent, plus que la moitié du temps, d'une structure *Scale-Free* pondérée pour le réseau des fonds nous pousse à conclure que l'attachement préférentiel n'est que peu présent dans le réseau des fonds. C'est-à-dire que les gestionnaires ne semblent pas vraiment copier d'autres gestionnaires particuliers de façon systématique dans le temps sur l'ensemble de leurs portefeuilles. D'autre part, le non-rejet de la structure *Scale-Free* pondérée pour le réseau des actions indique qu'il semble y avoir un attachement préférentiel de la part des gestionnaires sur certaines actions particulières. C'est ici que vient la distinction entre la structure *Scale-Free* pondérée des fonds et celle des actions.

La présence faible d'une structure *Scale-Free* non pondérée dans les deux réseaux est contraire à nos attentes. Effectivement, les fonds et les actions avec plus de capital ne semblent pas profiter de meilleures positions dans le réseau. Donc, ceux avec de faibles capitalisations pourraient avoir autant de propriétés de diffusion dans le réseau que les capitalisations plus élevées, du moins en ce qui concerne le degré.

L'acceptation ou le rejet de nos hypothèses H1 et H2 ne sont pas aussi simples. Ainsi, nos résultats révèlent qu'une structure *Scale-Free* peut exister, mais qu'elle n'est pas stable. Donc, nous croyons que les problèmes d'agence sont présents, mais ne dominent pas à chaque trimestre. Ces résultats ouvrent également la porte à deux différents types de problèmes d'agence : au niveau des fonds et des actions. Les résultats démontrent qu'un problème d'agence au niveau des actions est plus présent qu'au niveau des fonds. Selon nos résultats, les gestionnaires préféreraient détenir des actions similaires que des portefeuilles similaires. Nous croyons donc qu'il peut exister des consensus au niveau des gestionnaires concernant des actions à détenir et que certains gestionnaires suivent ces consensus.

La provenance de ces consensus n'est pas certaine. Elle pourrait parfois émerger de certains gestionnaires influents, puisqu'une structure *Scale-Free* est présente à quelques trimestres au niveau des fonds. Elle pourrait aussi provenir des mêmes sources externes, par exemple un consensus d'analystes. Peu importe la provenance, la présence d'une telle structure renforce les thèses concernant les problèmes d'agence et que les réseaux ont des propriétés plus efficientes que les réseaux aléatoires pour diffuser de l'information. Ainsi, les choix qu'ont les gestionnaires à négocier des actions ne sont pas aléatoires.

9.4 Les structures *Small-World* (H3 et H4)

9.4.1 Analyse des structures *Small-World* globales

Selon les résultats présentés aux tableaux 18 et 19, et contrairement à nos attentes, les indices *Small-World* pondérés des réseaux des actions et des fonds sont tous inférieurs à 1, reflétant ainsi des structures globales qui ne sont pas *Small-World* et cela pour tous les trimestres.

[Insérer les tableaux 18 et 19]

Pour mieux comprendre la structure du réseau, l'indice *Small-World* est décomposé aux figures 11 et 12 en fonction des coefficients RG_R^{SW} et LG_S^{SW} . Nous faisons également référence aux tableaux 20 et 21 afin de mieux expliquer ces deux ratios (i.e. RG_R^{SW} est relié aux coefficients RLZ_R^W et $\langle RLZ_R^W \rangle$ et LG_S^{SW} est relié aux coefficients L'_R^W et $\langle L'_R^W \rangle$ des tableaux 18 et 19).

[Insérer les figures 11 et 12]

Autant dans le réseau des fonds que des actions, nous constatons que la mesure du coefficient de rapprochement globale (RLZ_R^W) est supérieure à la mesure aléatoire globale ($\langle RLZ_R^W \rangle$), pour tous les trimestres, le ratio du coefficient de rapprochement (RG_R^{SW}) est donc plus élevé que 1 favorisant une structure *Small-World*. C'est la distance géodésique (L'_R^W) plus élevée que la mesure aléatoire ($\langle L'_R^W \rangle$) qui fait augmenter le ratio de la distance géodésique (LG_R^{SW}) de telle sorte à faire diminuer l'indice *Small-World* global sous le seuil de 1.

Donc d'une part le ratio du coefficient de rapprochement indique que les fonds et les actions sont plus connectés que ce que l'on aurait pu s'attendre aléatoirement. Du point de vue du réseau des fonds, ceci indique que deux fonds connectés ont établi des liens forts non seulement entre eux, mais également avec leurs voisins communs formant ainsi des triplets de fonds. Ainsi le nombre d'actions que ces fonds partagent est supérieur à ce qu'on aurait pu s'attendre aléatoirement. Du point de vue du réseau des actions, le ratio indique également que deux actions fortement connectées entre elles ont également des liens forts avec leurs voisins communs. Des coefficients de rapprochements forts dans les réseaux des fonds et des actions indiquent alors que les actions partagées par deux fonds connectés sont probablement les mêmes actions qui sont partagées avec leurs voisins respectifs.

De façons absolues, le coefficient de rapprochement à lui seul peut être grossièrement interprété comme étant le pourcentage par rapport au maximum théorique de liens possibles établis entre une paire de nœuds et leurs voisins communs. On peut également l'interpréter comme le nombre de triangles observé par rapport au nombre de triangles possible (voir section 5.2.5). On remarque que sur la période en entier, ce ratio pour les fonds varie entre 44,8% et 46,7% et entre 39,4% et 52,3% pour les actions. La forte volatilité de cette mesure pour les actions comparativement à celle des fonds est particulièrement intéressante. Par exemple, une des façons d'augmenter ce pourcentage dans le réseau des actions, sans trop affecter le coefficient dans le réseau des fonds, est qu'il y ait consensus au sein des groupes de fonds fortement connectés entre eux pour inclure ou exclure une action. Ainsi, un consensus augmente les pondérations des liens des actions et légèrement au niveau des fonds. Si les fonds sont déjà fortement connectés, un consensus d'une action en plus ou en moins ne viendrait pas affecter dramatiquement la force des liens entre les fonds, donc n'affecterait pas le coefficient de rapprochement.

D'autre part, la distance géodésique est relativement plus élevée que ce qu'on pourrait s'attendre d'une façon aléatoire, au niveau des fonds et des actions. Pour que la distance géodésique augmente, les liens entre les fonds doivent être relativement plus faibles. Puisque le ratio aléatoire est relativement plus faible que la distance géodésique observée, nous pouvons affirmer que certains fonds établissent des liens moins forts avec les fonds qui pourraient établir le pont entre les différents clans. Ainsi, la permutation des liens effectuée fait diminuer le résultat de la distance géodésique aléatoire.

Même si le ratio de la distance géodésique est élevé, la valeur absolue est assez faible reflétant un réseau fortement connecté. La distance géodésique des fonds varie entre 2,195 et 2,324 et entre 1,937 et 2,333 pour les actions. Afin de rendre ces valeurs interprétables nous pouvons transformer cette valeur pour trouver le nombre de pas minimal séparé par les nœuds²⁶. Pour les fonds, le nombre minimal de pas nécessaire moyen pour rejoindre tous les fonds du réseau varie entre 2,119 et 2,273 alors que pour les actions ces valeurs varient entre 1,782 et 2,284. Encore une fois, le réseau des actions semble beaucoup plus volatile relativement à celui des fonds. On peut attribuer cette volatilité à la nature des consensus discutés au dernier paragraphe.

²⁶ Pour déterminer le nombre de pas minimal, il suffit de résoudre l'équation suivante : $L = \frac{1}{(\log(2))^{\text{Pas}}}$.

Comme on remarque à la figure 12, le réseau des actions a subit une chute dramatique de l'indice *Small-World* entre 2006 et 2007, principalement causé par le ratio de la distance géodésique qui augmente rapidement. Cette variation peut être causée par le fait que les liens reliant les clans semblent diminuer drastiquement, reflétant ainsi de faibles consensus à l'intérieur des clans. Ce changement semble coïncider avec la hausse et la chute du taux d'intérêt aux États-Unis entre les années 2006 et 2007.

Avant d'analyser davantage ce qu'impliquent nos résultats tirés du *Small-World* global, nous analysons l'indice focal. En effet, même si globalement les réseaux ne semblent pas être structurés de manière *Small-world*, il peut quand même exister des fonds et des actions qui, individuellement (i.e. au niveau focal), le sont.

9.4.2 Alternative à la structure du *Small-World* globale

Bien que les structures globales des deux réseaux ne semblent pas suggérer une structure *Small-World*, l'indice focal, lui, en indique plusieurs. En effet, plusieurs fonds et actions ont des indices *Small-World* supérieurs à 1. Les tableaux 20 et 21 présentent la distribution de l'indice *Small-World* pour chaque trimestre pour les réseaux des fonds et d'actions.

[Insérer les tableaux 20 et 21]

La dernière mesure des tableaux 20 et 21 indique le nombre de nœuds présentant un indice supérieur à 1. Cette mesure varie entre 54,4% et 65,0% pour les fonds et entre 35,2% à 57,6% pour les actions, puisque la majorité du temps la plupart des nœuds présentent un *Small-World* focal (i.e. un indice supérieur à 1), mais que l'indice global est inférieur à un, on remarque que l'indice focale a souvent une asymétrie négative (voir la variable *Skew*.)

Chacun des fonds et actions présente alors des connexions fortes avec leurs voisins, mais également une proximité élevée envers les autres nœuds du réseau. Les fonds présentant une valeur élevée en *Small-World* indiquent alors qu'ils peuvent partager des actions particulières avec un clan de fonds et partager d'autres actions avec différents clans, de telle sorte qu'ils établissent des liens forts avec leurs voisins et sont géodésiquement plus près des autres nœuds du réseau. Le même principe s'applique aux actions : elles partagent plusieurs fonds en communs avec différents clans d'actions. Ces actions sont donc détenues par différents fonds

ayant des portefeuilles similaires mais assez diversifiés pour que certaines actions aient une distance géodésique faible envers l'ensemble du réseau.

9.4.3 Conclusions des hypothèses H3 et H4

En analysant les composantes de l'indice *Small-World* du réseau des fonds et des actions, nous arrivons à quelques conclusions concernant le comportement des gestionnaires de FCP. Tout d'abord, l'analyse du coefficient de rapprochement indique qu'il semble y avoir un consensus concernant le choix des actions entre les gestionnaires fortement connectés entre eux. Ces gestionnaires forment en quelque sorte des clans. Puisque ce choix n'est pas aléatoire et que les gestionnaires préfèrent posséder des portefeuilles similaires à un groupe (de là provient la formation de clan), nous croyons que les problèmes d'agence peuvent être un élément dominant. À l'intérieur de ces clans peuvent également exister différents types de gestionnaires, soit des leaders, des suiveurs et des contemporains. Comme l'analyse de la distance géodésique l'indique, ces clans semblent être reliés entre eux par de plus faibles liens faisant augmenter la distance géodésique. Cette faible distance géodésique défavorise la structure *Small-World* de telle sorte que l'indice demeure sous le seuil symbolique de 1 nous poussant à rejeter l'hypothèse d'une structure *Small-World* globale. Donc, les réseaux des fonds et des actions sont plus efficents au niveau local, mais moins efficient au niveau global. Notons également que les consensus des clans des fonds impactent la force des liens des réseaux des actions. Ainsi, nous croyons que le réseau des actions a de plus faibles connexions lorsque les consensus sont faibles. Le réseau des actions est également plus volatile en ce qui concerne les différentes composantes du *Small-World*.

Bien qu'au niveau global nous ne pouvons accepter l'hypothèse qu'une structure *Small-World* domine un des deux réseaux, on ne peut rejeter l'hypothèse que des *Small-World* focaux existent dans les réseaux. Il y a donc existence de structures *Small-World* situées près de certains noeuds. Donc, ces résultats indiquent la présence probable de problèmes d'agence, mais également une certaine efficience. Cette efficience favorise l'échange d'information, donc la présence de gestionnaires leaders. En conclusion, on rejette les hypothèses des structures globales au niveau des fonds et des actions, mais on ne peut les rejeter au niveau focal.

9.5 Les types de gestionnaires et leurs caractéristiques

Avant d'amener les premières régressions servant à identifier les comportements des gestionnaires, nous présentons quelques statistiques concernant les variables qui seront utilisées comme variables indépendantes. Le tableau 22 présente les distributions des variables, les corrélations sont également disponibles au tableau 59 de l'annexe 6. Remarquons d'abord qu'une corrélation positive existe entre le degré et la taille des entreprises, ce qui est logique car plus la taille est élevée, plus l'entreprise a d'actionnaires ce qui génère un degré élevé dans le réseau. Par contre, on constate que la relation est négative avec l'indice *Small-World*. De plus, les corrélations indiquent que plus la variation du *Small-World* augmente, plus les rendements futurs sont faibles. Ces résultats pourraient être en contradiction avec ceux de Wool (2013).

[Insérer les tableaux 22]

Les tableaux 23 et 24 sont analysés conjointement. Le premier présente les résultats obtenus des équations (75) et (76) selon douze spécifications du modèle et le second présente les tests de Wald pour chacune de ces douze spécifications (voir section 7.4.4.1).²⁷

[Insérer les tableaux 23 et 24]

Afin de mieux comprendre les tableaux 23 et 24, analysons la spécificité (1) en détail. Il ne faut pas oublier que toutes les variables sont normalisées (mise à part la variable dépendante qui représente un achat, une vente ou le maintien d'une position) et que chacun des coefficients est ensuite calculé en utilisant la moyenne des coefficients obtenus pour chacun des fonds à l'aide des équations (75) et (76) (voir section 7.4.4.1). Ajoutons également que les résultats des modèles multinomiaux sont présentés en *log odds*. D'abord l'intercepte du modèle, α , indique qu'il y a plus de chances que les fonds achètent (0.133) des actions plutôt que de maintenir leurs positions lorsque la variable Δ_{t+1} (utilisé pour déterminer le comportement leader) a une valeur de zéro. On obtient la même interprétation au niveau des ventes : il y a plus de chances (0.235) que les fonds vendent plutôt qu'ils maintiennent leurs positions lorsque la variable Δ_{t+1} est égale à zéro. Pour ce qui est de la variable Δ_{t+1} , qui fait référence à l'identification du

²⁷ Afin d'alléger le texte, nous ferons références à la lettre « S » pour les spécifications du tableau 26 et « W » pour les spécifications du tableau 27.

comportement acheteur-leader, elle s'interprète comme suit : l'augmentation d'une unité de la variable Δ_{t+1} (puisque elle est normalisée, cela pourrait être considéré comme l'augmentation d'un écart type) augmente les chances que les fonds achètent plutôt que maintiennent leurs positions dans une action. Pour les ventes l'interprétation est similaire : l'augmentation d'une unité de la variable Δ_{t+1} diminue les *log odds* que les fonds vendent plutôt que maintiennent leurs positions dans une action de -0.058. Pour ce qui est des statistiques des régressions, dans cette spécificité, les fonds ont effectué en moyenne 42.5 achats et l'écart type des achats est de 36.2 achats. En moyenne, les R² ajustés des régressions multinomiales étaient de 0.001 avec un écart type de 0.012 et le nombre total de fonds-trimestre était de 6435.

Le tableau 24 présente les tests de Wald entre les coefficients des achats et des ventes du tableau 23 (voir section 7.4.4.1). Tout d'abord, la différence entre l'intercepte des achats et des ventes est de -0.102 (0.133 – 0.235). Ce résultat indique que lorsque la variable Δ_{t+1} est égale à zéro, les fonds vont avoir plus tendance à vendre qu'à acheter une action; le côté vente domine. En ce qui concerne la variable Δ_{t+1} , une augmentation d'une unité de Δ_{t+1} augmente davantage les chances d'achats (0.093 au tableau 23) que la diminution (en valeur absolue) des ventes (-0.058 au tableau 23). Le coefficient du test de Wald est donc de 0.035 (0.093 - |-0.058|) et cette différence est significative (voir équation (77) pour le test-t). Ainsi, l'augmentation de la variable Δ_{t+1} influence significativement davantage les achats que les ventes. On dira alors que le côté achat domine.

Le tableau 23 permet de mieux comprendre l'interaction globale des différentes variables utilisées dans nos régressions. Les spécificités (1) à (7) relatent de l'importance de contrôler pour les différents types de gestionnaires. De simples corrélations, par exemple, ne parviendraient pas à capter les véritables comportements suiveur et leader. En effet, les comportements leader et suiveur sont très significatifs lorsqu'évalués individuellement (S 1 et 6), mais une fois l'effet contemporain ajouté, leurs significativités s'estompent (S 2 et 5).

Comme les résultats du tableau 24 l'indiquent, les comportements acheteurs des leaders et des suiveurs surpassent leurs homologues vendeurs pour les spécificités sans le comportement contemporain (W 1,3 et 6), tel qu'indiqué par les coefficients positifs et significatifs des types de gestionnaires. Une fois le comportement contemporain ajouté, le comportement vendeur émerge et devient significativement plus important que les achats pour les gestionnaires leaders (W 2 et 7), c'est-à-dire que le coefficient de la variable Δ_{t+1} devient négatif et significatif. De plus, l'ajout de la demande contemporaine influence le comportement acheteur

des suiveurs qui ne dominent plus (W 5 et 7). On peut également remarquer l'inversement des signes pour les ventes des leaders et des suiveurs, c'est-à-dire que la moyenne des coefficients pour les ventes est d'abord négative sans le comportement contemporain (S 1, 3 et 6), mais une fois ce dernier ajouté, on observe l'inversement des signes du négatif au positif. Évidemment, les corrélations concernant les demandes passées, contemporaines et futures sont positivement corrélées entre elles et sont significatives (voir tableau 59 de l'annexe 6). Par contre, la corrélation entre les demandes passées et futures est moins importante que les corrélations entre les demandes passées et contemporaines et les demandes futures et contemporaines. Ainsi, l'inclusion des demandes passées et futures dans la même régression génère moins de variations des coefficients que l'inclusion des demandes contemporaines avec une des deux autres demandes dans la même régression. Plus précisément, les coefficients obtenus à l'aide des spécificités (1) et (6) subissent peu de changements lorsqu'ils sont conjointement inclus (S 3). Par contre, les coefficients obtenus des spécificités (1) et (6) se voient grandement modifiés lorsqu'ils sont inclus avec la demande contemporaine (S 2 et 5).

Lorsque les trois types de comportements sont inclus (S 7), le comportement leader-vendeur est significativement plus présent que celui acheteur (le coefficient de la variable Δ_{t+1} est significativement négatif), les contemporains sont plus présents au niveau de l'achat, et les suiveurs ne présentent aucune dominance (W 7). On peut également noter que le comportement contemporain ne se voit que légèrement affecté par l'ajout des comportements leader et suiveur (S 4 et 7). Le signe négatif pour les ventes, au niveau des variables de demande, indique que plus la fraction des acheteurs est faible (il y a plus de vendeurs que d'acheteurs) sur un titre, plus il y a de chance que les fonds choisissent de vendre plutôt que de maintenir leur position, et vice versa pour les achats. Cette relation est assez simple à comprendre et on s'attend à ce que les signes soient positifs pour les achats et négatifs pour les ventes, du moins pour le comportement contemporain en moyenne pour une période²⁸. Par contre, les comportements leader et suiveur sont différés, à l'avance et en retard dans le temps. Ils peuvent donc indiquer des signes inversés. Ces signes inversés sont considérés comme

²⁸ À noter que les estimations du tableau 23 sont des moyennes obtenues pour l'ensemble des fonds, il peut donc exister des fonds présentant des coefficients, reliés au comportement contemporain, avec des signes contraires à nos attentes.

étant des comportements antis ou contraires²⁹. Ainsi, on remarque que les comportements leader-vendeur et vendeur-suiveur sont contraires (S 7).

Les spécifications (8) à (12) ajoutent des variables de contrôle pour les différentes caractéristiques du marché. Nous notons d'abord que le comportement momentum n'est que significativement présent en fonction des achats des fonds (S 8) : plus les rendements passés sont élevés, plus les fonds maintiennent leurs positions au lieu d'augmenter (acheter de nouveaux titres) leurs positions. Le comportement momentum pour les ventes devient négatif et significatif en ajoutant les variables spécifiques aux firmes (S 9) et devient positif et significatif en ajoutant les variables reliées aux demandes (S 10). En ajoutant toutes ces dernières variables ensemble (S 11) et en ajoutant les opérations passées des fonds (S 12), la dynamique du comportement momentum se voit grandement changé. Le modèle retenu pour l'identification des comportements (S 12) indique un comportement momentum au niveau des achats comme pour les ventes, mais dominant au niveau des achats (W 12). Cependant, l'augmentation des rendements diminue les probabilités d'acheter, mais également de vendre. Donc les fonds préfèrent maintenir leurs positions dans les actions gagnantes (plutôt que d'augmenter leurs positions), mais de vendre les actions perdantes (plutôt que de maintenir leurs positions). Ces résultats ne sont pas directement comparables avec la littérature, car notre analyse est relative à la détention du portefeuille (i.e. maintenir une position).³⁰ Par conséquent le comportement momentum est un peu différent de celui identifié dans la littérature [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Nofsinger et Sias (1999) et Sias (2004)].

Néanmoins, nos résultats semblent diverger de ceux de l'étude de Sias (2004) qui indique que le comportement momentum des fonds est étroitement relié aux demandes contemporaines et diminue considérablement lorsque les demandes passées et les rendements passés sont inclus dans le même modèle. En effet, nos résultats indiquent des changements majeurs au niveau du comportement momentum en incluant les variables de demandes, surtout au niveau des ventes où le comportement momentum devient significativement positif (S 8 à 9). Le contrôle pour les différentes caractéristiques des firmes et des différentes variables de demandes semble donc

²⁹ Par exemple, le signe négatif concernant le coefficient vendeur-suiveur indique qu'en moyenne les gestionnaires de notre échantillon vendent au temps $t - 1$ les actions qui ont été achetées par une majorité de gestionnaires au temps t . Ce comportement est considéré anti ou contraire puisque les gestionnaires réagissent de façon contraire à leurs pairs.

³⁰ En effet, notre mesure de momentum ne distingue pas entre les deux types (i.e. positive feedback trading ou negative feedback trading) mais indique si le gestionnaire est influencé par les rendements passés.

étroitement relié au comportement momentum. La dynamique entre les achats et les ventes semblent également être différente. Il est donc nécessaire de les séparer.

Comme mentionné précédemment lors de l'analyse de la spécification (7), on remarque qu'en moyenne dans l'échantillon, les suiveurs et les leaders sont des antis-vendeurs pour le modèle retenu (S 12). En prenant, par exemple, le comportement leader antis-vendeur, certains gestionnaires peuvent observer les autres et prendre des décisions contraires à ce qu'ils font en pensant qu'ils prennent généralement de mauvaises décisions. Le même principe peut s'appliquer pour les suiveurs antis-vendeurs. Ces gestionnaires peuvent être attentifs à ce qui se passe dans le marché et prendre position après qu'une partie des gestionnaires ait effectué leurs transactions. Les leaders antis-vendeurs pourraient donc présenter des rendements anormaux négatifs, car ils prennent des mauvaises décisions et les autres gestionnaires ajustent leurs croyances de façon bayésienne. Les suiveurs antis-vendeurs pourraient présenter des rendements anormaux positifs puisqu'ils ajustent également leurs croyances de façon bayésienne et prennent une décision par la suite, nous y reviendrons dans la section de l'analyse des rendements. À noter qu'en ajoutant les comportements antis, il n'y aurait pas seulement que six types de gestionnaires (en comptant les acheteurs et les vendeurs), mais bien 12 types en ajoutant les antis gestionnaires. N'oublions pas que notre définition du comportement grégaire se réfère à tout comportement étant influencé par d'autre, les comportements antis peuvent donc également être considéré comme étant grégaire. Par contre, le mémoire ne se concentre pas sur ces comportements.

Enfin, notons que concernant les achats, seul le comportement leader n'est pas vraiment présent. Concernant les ventes, les comportements leader et suiveur sont antis-vendeurs et le comportement contemporain est existant. Les résultats des tests de Wald au tableau 24 indiquent qu'aucune dominance n'est présente chez les leaders, mais qu'il existe une dominance achat chez les contemporains et une dominance vente pour les suiveurs. Les fonds ont également tendance à étaler leurs transactions, ce qui est conforme à la littérature [Sias (2004)], par contre, l'étalement est beaucoup plus présent au niveau des ventes. Comme discuté ci-haut, le comportement momentum des achats va dans un sens opposé aux transactions (i.e. le coefficient négatif indique que les fonds préfèrent maintenir leurs positions sur les actions avec un rendement élevé), mais va dans le même sens pour les ventes (i.e. le coefficient négatif indique que les fonds préfèrent vendre leurs positions perdantes), en terme absolu, les ventes sont plus affectées par les rendements passés des actions que les achats.

Ajoutons également que les fonds transigent davantage les actions ayant une capitalisation élevée (les coefficients des achats et des ventes sont positifs), par conséquent, les gestionnaires préfèrent garder dans leur portefeuille les petites capitalisations. De plus, aucune dominance n'est détectée au niveau des achats et des ventes concernant la taille des firmes (i.e. la capitalisation boursière a un effet relativement similaire pour les achats et les ventes). Concernant le ratio BM , les fonds transigent davantage les actions ayant une valeur élevée et, par conséquent, maintiennent dans leurs portefeuilles ceux ayant les valeurs plus faibles. Par contre, ce comportement est dominé au niveau des ventes; les fonds préfèrent vendre les valeurs élevées que les acheter (W 12).

9.5.1 Caractérisation des gestionnaires

Une fois l'identification des comportements effectuée pour chacun des gestionnaires, nous pouvons déterminer ce qui les caractérise. Pour chacun des six types de gestionnaires, et en fonction des achats et des ventes, nous présentons aux sections suivantes les régressions de l'équation (79), ainsi que les analyses pour chacun des types. Mais, avant de présenter ce qui caractérise les gestionnaires, nous présentons d'abord les distributions (tableaux 25 et 26) et les corrélations (annexe 6; tableaux 60 et 61) des variables utilisées dans les régressions, pour les achats et les ventes. Nous remarquons que les variables des achats et des ventes sont très similaires en termes de leurs distributions. Puisque les variables sont en terme absolu, comparativement aux analyses effectuées plus tôt qui étaient relatives aux portefeuilles des fonds, on peut affirmer que les gestionnaires achètent et vendent des titres ayant bien performé. De plus, les achats passés semblent légèrement supérieurs aux ventes, ce qui pourrait indiquer du « *positive trading* » et est cohérent avec la littérature [Grinblatt et al. (1995), Wermers (1999), Nofsinger et Sias (1999) et Sias (2004)]. Bien que nous identifiions un lien positif entre les rendements futurs et la position centrale d'une action, cette relation est inverse pour les fonds. Ainsi un fonds plus central en fonction de l'indice *Small-World* affiche une corrélation négative avec les rendements futurs de ses achats, mais également pour ses ventes. L'effet combiné demeure donc ambigu.

[Insérer les tableaux 25 et 26]

Le tableau 27 présente les distributions des mesures de chacun des types de gestionnaires. Comme déjà ressortis dans nos précédentes analyses, les comportements contemporains sont

beaucoup plus présents que les autres. Nous présentons également les corrélations entre chacun des types au tableau 62 de l'annexe 6. On constate d'abord que chacun des types entretient une relation négative entre les achats et les ventes. Ainsi, les gestionnaires ont probablement des spécialités entre les achats et les ventes. Par exemple, certains gestionnaires peuvent préférer se fier sur les autres en ce qui concerne les achats, mais pas pour les ventes.

[Insérer le tableau 27]

Les résultats des tableaux 28 à 30 serviront à valider ou réfuter les hypothèses H5 à H8. Puisque l'hypothèse H8 est analysée conjointement à travers les différents comportements, nous présentons d'abord les distributions et les corrélations des variables utilisées pour l'analyse de H8. Les tableaux 28 et 29 présentent les distributions concernant les variables macroéconomiques utilisées et les distributions des mesures moyennes de grégarité de chacun des types à chaque trimestre, respectivement. Le tableau 30 présente les coefficients de corrélation entre les variables macroéconomiques et les mesures de comportement moyen. Le tableau 63 à l'annexe 6 présente des résultats supplémentaires concernant les coefficients de corrélation entre les mesures moyennes des comportements. Le tableau 31 présente les distributions des mesures de réseau utilisées. Les coefficients de corrélation sont disponibles aux tableaux 64 et 65 de l'annexe 6.

[Insérer les tableaux 28 à 31]

9.5.1.1 Les gestionnaires acheteurs-contemporains

Les acheteurs-contemporains sont ceux qui ont tendance à acheter des actions en même temps que tous les autres gestionnaires. Le tableau 32 illustre les caractéristiques de ce comportement.

Le tableau présente neuf variantes du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. Dans tous les cas, la variable des acheteurs-contemporains ($\beta_{j,t}^{C,A}$) est la variable dépendante (voir équation (75)). Toutes les variables étant normalisées, il n'est donc pas étonnant que les interceptes (α) soient toujours non significativement différents de zéro. Prenons l'exemple de la

première spécification qui utilise la mesure du degré comme mesure de centralité. On observe que la moyenne des centralités des actions achetées, ($\overline{\text{Centralité}}_{j,t-1}^A$), est liée de manière significative avec le comportement acheteur-contemporain. L'augmentation d'une unité de cette variable (ou un écart type) est reliée avec une mesure du comportement acheteur-contemporain plus élevée de 0.042. Ainsi, les acheteurs-contemporains achètent, en moyenne, des actions qui ont un degré élevé. Par contre, l'augmentation de la centralité des fonds, $\overline{\text{Centralité}}_{j,t-1}$, est reliée à un comportement acheteur-contemporain plus faible de 0.008 (non-significatif). Nous ne pouvons donc pas conclure que le comportement acheteur-contemporain est relié à des fonds qui ont un degré plus faible que les autres.

[Insérer le tableau 32]

En analysant l'ensemble du tableau, on observe que le comportement acheteur-contemporain semble se concentrer au niveau des actions ayant des capitalisations boursières plus faibles et un degré, une force et un coefficient de rapprochement élevés. Ces actions ont alors une centralité plus locale que globale; elles sont bien connectées à leurs voisins, mais pas à l'ensemble du réseau. Les gestionnaires acheteur-contemporains ont également moins tendance à étaler leurs transactions passées. De plus, leur comportement momentum ne se différentie pas de l'ensemble des gestionnaires.

On observe aussi que le comportement acheteur-contemporain est significativement lié à des fonds occupant des positions centrales dans le réseau des fonds pour huit des neuf régressions. Ces fonds sont centraux grâce aux forts liens qu'ils ont établis avec les autres fonds. Ainsi, le comportement acheteur-contemporain peut être attribuable aux problèmes d'agence, alors que les gestionnaires préfèrent détenir les mêmes groupes d'actions que leurs fonds voisins.

Bien qu'on ne puisse attribuer les variations des mesures de réseaux au comportement du gestionnaire³¹, on remarque que les gestionnaires acheteurs choisissent d'acheter des actions

³¹ En effet, la variation de la centralité des actions ou des fonds dans leurs réseaux respectifs est complexe et ne peut être attribuée uniquement au comportement des gestionnaires. De plus, il est difficile de déterminer le sens de la relation causale entre le comportement du gestionnaire et la centralité des actions ou des fonds. Nous pouvons simplement affirmer que certains types de gestionnaires choisissent des actions qui tendent à varier en termes de centralité pendant un même trimestre. De façon similaire, nous pouvons affirmer que certains types de gestionnaires agissent de façon à faire varier leur propre centralité dans le réseau des fonds afin de se « diriger » vers une centralité souhaitée. Par exemple, certains achats et certaines ventes peuvent avoir comme effet d'augmenter ou de diminuer la pondération des liens. L'effet combiné est alors difficile à interpréter des tests supplémentaires seraient

qui, pendant la même période, augmentent (diminuent) en termes de centralité, tel qu'illustré par les coefficients positifs (négatifs) de la variable $\Delta Centralité_{j,t}^A$ pour cinq (quatre) des neuf régressions. On remarque en outre que les coefficients négatifs sont associés aux mesures de centralité pondérée obtenues à l'aide de simulations³², indiquant que les nouveaux liens créés (l'augmentation du degré indique qu'il y a de nouveaux liens créés) sont plus faibles que la majorité des liens déjà existants dans le réseau. Donc d'un côté les nouveaux liens qui sont créés augmentent le degré, mais ceux-ci n'ont pas une pondération assez élevée pour modifier la distance géodésique de l'action. Ces effets combinés font en sorte de diminuer l'indice *Small-World* des actions transigées. Du côté du réseau des fonds, les liens des fonds démontrant ce comportement se renforcent avec leurs voisins. Ainsi le coefficient de rapprochement et la distance géodésique augmentent. Puisqu'il y a une augmentation de la pondération des liens, les mesures simulées augmentent ce qui fait augmenter la mesure *Small-World*. Ce résultat illustre que les gestionnaires acheteurs-contemporains semblent se positionner afin d'augmenter leur centralité dans le réseau des fonds (i.e. ils augmentent la similitude de leurs portefeuilles envers les autres gestionnaires du réseau qui eux sont mieux positionnés), ce qui renforce la thèse des problèmes d'agence.

Afin de tester la nature informationnelle des transactions, nous mesurons la corrélation entre le comportement contemporain et les rendements normalisés futurs (tableau 33) et nous estimons les rendements bruts des achats des acheteurs-contemporains (tableau 34).

On observe alors que les comportements des acheteurs-contemporains sont négativement corrélés aux rendements normalisés pour les quatre trimestres suivant les achats (voir tableau 33) et que la différence des déciles forts moins faibles ($D_{10} - D_1$) indiquent des rendements négatifs et significatifs allant jusqu'à 6 mois après les transactions (tableau 34). Leurs achats ne sont donc pas informationnels. Les tableaux 35 à 38 qui présentent les rendements obtenus selon les ventes, les transactions (achats et ventes) et les holdings ne nous permettent pas non plus d'affirmer que les acheteurs-contemporains sont des gestionnaires informés ou possédant quelconques habiletés³³. Bien que certaines périodes de détention concernant les rendements

nécessaires. Il ne faut pas oublier non plus que les réseaux sont seulement affectés par de nouvelles positions des fonds.

³² Les mesures comparées avec des mesures aléatoires sont les mesures CA.CR, LR.LA et le SW, ces mesures sont tous issues de simulations.

³³ L'analyse des rendements a été effectuée sur les rendements bruts issus des achats, des ventes, des transactions (achats et ventes) et des détentions (« *holdings* »). Nous analysons également les rendements nets pondérés des fonds tels que présentés dans la base de données CRSP. Ces rendements comportent l'entièreté des détentions des fonds et ne se limitent pas uniquement à notre échantillon d'actions sélectionnées. Afin d'alléger le mémoire, nous présentons tous les résultats pour les

des portefeuilles bruts et nets soient significativement positives après 9 mois, cela ne contredit pas le fait que les achats et les ventes ne sont pas informationnels. De plus, la corrélation positive entre les acheteurs-contemporains et la volatilité des marchés (voir tableau 30) est cohérent avec la présence de problèmes d'agence alors que les gestionnaires ont tendance à garder un portefeuille similaire aux autres lorsque la volatilité du marché augmente. Ils peuvent ainsi partager le blâme advenant un choc négatif sur les marchés.

[Insérer les tableaux 33 à 38]

9.5.1.2 Les gestionnaires vendeurs-contemporains

Les vendeurs-contemporains sont ceux qui ont tendance à vendre les mêmes actions en même temps que les autres gestionnaires. Le tableau 39 illustre les caractéristiques de ce comportement. L'interprétation des résultats du tableau est similaire à celle du tableau 32 pour les gestionnaires acheteurs-contemporains. Plus les gestionnaires se comportent ainsi, plus ils ont tendance à vendre des actions ayant une centralité élevée, autant locale que globale, et une capitalisation faible. On observe aussi que le comportement momentum des gestionnaires n'est pas un déterminant significatif du comportement vendeur-contemporain. Contrairement aux acheteurs-contemporains, plus ce comportement est fort, plus les vendeurs-contemporains ont tendance à étaler leurs transactions dans le temps. Comme pour leurs homologues acheteurs analysés précédemment, les fonds sont considérés centraux et compatibles avec la présence de problèmes d'agence.

Pendant la vente contemporaine des actions, les degrés de celles-ci diminuent (1^{ère} régression du tableau 39) et puisque la variation des mesures pondérées augmente, logiquement les liens restants sur les actions se renforcent. L'action paraît alors subitement plus centrale d'un point de vue pondéré. Les mesures concernant la distance géodésique, le coefficient de rapprochement et les autres mesures pondérées augmentent, à l'exception de la mesure concernant l'*EigenVector*. Le processus est alors contre-intuitif : pendant les ventes contemporaines, les liens avec les actions détenues dans le portefeuille des fonds ayant gardé les actions vendues augmentent (i.e. les gestionnaires qui ne sont pas affectés par la vente grégaire détiennent encore les actions qui ont été vendues par les vendeurs-contemporains),

acheteurs-contemporains, mais pour les autres comportements, nous présentons uniquement les tableaux les plus pertinents.

ce qui cause l'augmentation de la centralité de l'action. Pendant ce temps, la centralité des fonds ne semble pas être affectée. Tel que discuté précédemment, on ne peut établir de lien direct entre la centralité et le comportement du gestionnaire. Par contre, si les fonds réussissent à vendre des actions centrales sans que leur centralité en soit affectée, c'est que la communauté au complet doit aussi avoir vendu les actions. Ou bien alors c'est que l'action est moins importante pour la communauté dans laquelle les fonds sont situés de telle sorte que sa vente n'affecte pas la centralité du fonds illustrant ce comportement. Les vendeurs semblent donc se départir des actions les moins intéressantes pour eux. Ainsi, les problèmes d'agence semblent être la source dominante du comportement vendeur-contemporain. Aussi, les fonds sont centraux et ils maintiennent leur centralité malgré leurs ventes.

[Insérer le tableau 39]

Les ventes effectuées par les vendeurs-contemporains ne semblent pas détenir d'information. En fait, les résultats obtenus (tableau 33 et 40) ne nous permettent pas d'affirmer que ces gestionnaires détiennent de l'information supérieure. En fait, les rendements normalisés des ventes sont même négatifs (et significatifs) au quatrième trimestre et les achats effectués tendent à être légèrement négatifs. Ces résultats supportent l'hypothèse que la source grégaire dominante du comportement vendeur-contemporain est reliée aux problèmes d'agence. En ce qui concerne les variables macroéconomiques, aucune n'est significative avec ce type de comportement grégaire (voir tableau 30). Par contre, les coefficients de corrélation révèlent que le comportement vendeur-contemporain tend à émerger lorsque le réseau des actions a une force moyenne élevée un trimestre précédent l'identification du comportement (voir tableau 65 à l'annexe 6). Ainsi, une force moyenne élevée dans le réseau des actions peut indiquer que certaines actions se retrouvent dans plus de portefeuilles que ce qu'on pourrait attendre aléatoirement. Les gestionnaires vendeurs-contemporains vendent alors ces actions qui s'avèrent être un mauvais choix.

[Insérer le tableau 40]

9.5.1.3 Les gestionnaires acheteurs-suiveurs

Les acheteurs-suiveurs sont ceux qui achètent des actions en retard par rapport aux autres gestionnaires. Le tableau 41 illustre les caractéristiques de ce comportement. Les résultats sont

similaires à ceux liés au comportement acheteur-contemporain du tableau 32. Le comportement acheteur-suiveur est relié à des actions ayant de faibles ratios BM et ayant de faibles capitalisations boursières. Tout indique que les gestionnaires acheteurs-suiveurs achètent les actions qui sont situées plus en périphérie du réseau, c'est-à-dire celles qui ont une faible centralité. Ils semblent également avoir un comportement momentum différent des autres gestionnaires puisqu'ils préfèrent acheter des actions ayant mieux performé plutôt que de maintenir leurs positions. Ces gestionnaires ont également moins tendance à étaler leurs transactions dans le temps. Ces fonds occupent aussi des positions centrales dans le réseau, ce qui est attribuable aux problèmes d'agence.

[Insérer le tableau 41]

On observe aussi que les acheteurs-suiveurs semblent créer de nouveaux liens dans le réseau des fonds. En effet, ils augmentent leur degré en créant de nouvelles positions. Ces nouvelles positions affectent le degré des fonds qui augmente pendant la même période; il y a donc de nouveaux liens vers d'autres fonds. Paradoxalement, les pondérations des liens des actions sont affectées négativement ; ainsi les actions s'éloignent de façon géodésique des autres. Ce dernier résultat indique que les gestionnaires acheteurs-suiveurs achètent des actions qui ne sont pas détenues par leurs fonds voisins. Les fonds démontrent ce comportement n'augmenteront presque pas leur centralité (seulement en fonction du degré et de l'*EigenVector*). Les gestionnaires acheteurs-suiveurs augmentent donc le nombre d'actions dans leur portefeuille en suivant les achats des autres fonds qui ne sont pas à l'origine connectés ensemble. Ces nouvelles connexions ne sont pas vraiment importantes puisqu'elles ne permettent pas aux gestionnaires d'augmenter leur centralité.

A priori, on s'attend à ce que le comportement acheteur-suiveur soit associé à des gestionnaires possédant peu d'information et préférant se fier aux autres afin de réaliser leur investissement. Par contre, nos résultats concernant les rendements générés par ces gestionnaires, disponibles aux tableaux 42 et 43, sont ambigus. Au niveau des achats (tableaux 42 et 43), on observe des achats légèrement performants en termes de rendements pour le premier trimestre pour les gestionnaires acheteurs-suiveurs. Par contre, rien n'indique qu'ils génèrent des rendements bruts excédentaires après une période de 4 trimestres que ça soit au niveau des rendements ajustés pour le risque des achats (résultats non-présentés) ou des rendements normalisés futurs des achats (tableau 42).

Par contre, les rendements de leurs portefeuilles indiquent que leurs détentions semblent générer des rendements légèrement supérieurs (voir tableaux 44 et 45). Rappelons que les gestionnaires acheteurs-contemporains sont associés à des rendements bruts (normalisés) négatifs jusqu'à 6 mois (12 mois) après l'identification du comportement. Il semble donc que les gestionnaires suiveurs ne font pas que suivre les transactions des autres, mais sélectionnent celles étant les plus rentables. Ils doivent donc se fier aux signaux de certains gestionnaires. La façon dont ils procèdent n'est pas certaine. Par contre, leur préférence envers les actions situées en périphérie indique qu'ils font des choix différents de ceux des leaders. Les signaux qu'ils suivent ne proviennent donc vraisemblablement pas des gestionnaires leaders. En fait, les gestionnaires suiveurs semblent plutôt opter pour une approche prudente et patiente avant de faire leurs investissements. Bien qu'ils présentent des problèmes d'agence étant donné leur centralité, ils choisissent judicieusement les actions à inclure dans leur portefeuille.

[Insérer les tableaux 42, 43, 44 et 45]

Les résultats du tableau 30 indiquent que les gestionnaires acheteurs-suiveurs sont sensibles aux fluctuations macroéconomiques. Les corrélations positives avec la volatilité des rendements et l'écart de crédit, ainsi que la corrélation négative avec la croissance réelle de l'économie américaine, indiquent que ce comportement augmente en fonction de l'incertitude sur les marchés. De plus, le rendement du dividende du marché indique une corrélation négative avec le comportement. Ainsi, plus le marché est « couteux », plus ce comportement émerge. Les gestionnaires suiveurs se basent donc davantage sur les signaux des autres pendant des périodes d'incertitudes.

La source du comportement grégaire est ambiguë. D'une part, ce comportement semble être relié à de l'information supérieure, quoique de manière plutôt faible. On pourrait donc le relier aux cascades d'informations ou à la corrélation temporelle de l'information. D'autre part, les positions centrales qu'occupent les fonds dans le réseau indiquent qu'ils ont des préférences pour certains portefeuilles, ce qui est cohérent avec la présence de problèmes d'agence. Puisque les manies nécessitent un renversement des rendements, on peut écarter cette possibilité. Ainsi nous croyons que la source dominante est les problèmes d'agence, étant donné leurs portefeuilles conformistes. Cependant, puisque les actions achetées ne sont pas centrales, nous croyons que ces gestionnaires achètent des actions risquées basées sur les signaux des autres gestionnaires. Peut-être que ces gestionnaires ont des incitatifs basés sur le rendement et ainsi choisissent de transiger des actions plus atypiques [Dasgupta et Prat

(2008)]. Ce dernier comportement serait relié aux cascades d'information. Par contre, puisque les achats ne sont que peu informationnels, nous croyons que le modèle d'Avery et Zemsky (1998) est très probable. À titre de rappel, ce modèle suggère que les achats des précédents gestionnaires poussent le prix des actions de façon à ce que les prochaines décisions soient moins rentables (voir section 4.1.3.1). Ainsi, les acheteurs-suiveurs seraient en quelque sorte plus loin dans la cascade d'information, générant peu de rendement.

9.5.1.4 Les gestionnaires vendeurs-suiveurs

Les vendeurs-suiveurs sont ceux qui vendent des actions en retard sur les autres gestionnaires. Le tableau 46 illustre les caractéristiques de ce comportement. Tout d'abord, on observe que ces gestionnaires sont les seuls à transiger davantage des capitalisations plus fortes. De plus, ils ne démontrent pas un comportement momentum différent des autres gestionnaires. Les fonds vendeurs-suiveurs vendent des actions qui sont centrales, de manière pondérée ou non. Les gestionnaires ne semblent pas étaler leurs transactions dans le temps et les positions qu'ils occupent dans le réseau des fonds ne semblent pas centrales. Bien qu'ils réagissent après les autres gestionnaires, la mesure de centralité de ces fonds qui est non-significative, nous indique qu'ils n'ont pas de préférence envers d'autres gestionnaires concernant les détentions de leurs portefeuilles. Les problèmes d'agence sont alors écartés. Par contre, on note que ces gestionnaires se détachent des autres fonds durant la période au cours de laquelle ils sont vendeurs-suiveurs, c'est-à-dire que la variation de la centralité des fonds est négative et significative (pour les mesures concernant le degré et l'*EigenVector*). Beaucoup d'interactions peuvent expliquer ce détachement, par exemple les transactions effectuées par les autres fonds peuvent également causer ce détachement. Par contre, puisque la majorité des mesures pondérées ne sont pas affectées pendant la même période, on peut déduire que les liens brisés (i.e. les liens qui font en sorte que la mesure de centralité des fonds diminue) ne sont que peu importants pour le fonds. De plus, la centralité des actions négociées ne semble pas varier.

[Insérer le tableau 46]

Selon les résultats des tableaux 42 et 47, tout indique que la nature de leurs ventes n'est pas informationnelle et que les gestionnaires vendeurs-suiveurs ne sont donc pas exposés à des problèmes d'agence. Les manies seraient également peu plausibles puisque les rendements négatifs ne se renversent pas. De plus, les mesures macroéconomiques disponibles au tableau

36 indiquent des corrélations négatives entre la volatilité du marché et le comportement. Ainsi, une diminution de l'incertitude augmente ce comportement.

[Insérer le tableau 47]

Nous croyons que ces gestionnaires réagissent à de fausses cascades d'information. D'une part, ils reçoivent un signal et vendent par la suite. On dira qu'ils sont dans de fausses cascades d'information puisqu'ils ne réussissent pas à générer un rendement supérieur et que ce comportement s'observe au niveau des titres à capitalisation plus élevée, là où les signaux sont moins bruités. Bien que nous écartions les caractéristiques spécifiques (puisque nous contrôlons pour leur effet lors de l'identification des comportements), nous croyons que cette source pourrait quand même avoir un impact sur ce comportement. Par exemple, si ces fonds font face à des sorties massives de capitaux (parce qu'ils ont de mauvais rendements), ceux-ci pourraient décider de vendre les actions les moins importantes pour eux. C'est ce que l'analyse de la centralité indique. Ils pourraient également choisir de vendre des actions qui ont été vendues au dernier trimestre, d'où proviendraient les fausses cascades d'information.

9.5.1.5 Les gestionnaires acheteurs-leaders

Les acheteurs-leaders sont ceux qui achètent des actions un trimestre à l'avance sur les autres. Le tableau 48 illustre les caractéristiques de ce comportement. Le comportement acheteur-leader n'est relié à aucun type d'action particulier, même au niveau de la centralité. Par contre, le comportement est légèrement lié aux actions ayant bien performé dans le passé. Ces gestionnaires ont également tendance à étaler davantage leurs transactions. La position de ces fonds dans le réseau indique que ces gestionnaires occupent une centralité plus élevée que les autres. Sans avoir un degré plus important, leur force est significativement positive. Ainsi, les acheteurs-leaders n'ont pas plus de connexions que les autres, mais leurs connexions semblent plus fortes puisque chaque lien entre les fonds a une valeur plus importante. Ces fonds sont étroitement connectés avec leurs voisins, comme le coefficient de rapprochement l'indique. Ils ont également une distance géodésique plus faible et, par conséquent, ont alors un indice *Small-World* significativement positif. Bien qu'on associe les problèmes d'agence à des connexions centrales des fonds, il ne faut pas oublier que puisque certains fonds copient les leaders, ils vont nécessairement avoir des portefeuilles similaires à d'autres. On peut également ajouter que pendant que les gestionnaires acheteurs-leaders effectuent leurs transactions, la

position des actions qu'ils achètent ainsi que leur position dans le réseau des fonds, ne subissent aucun changement.

[Insérer le tableau 48]

Tel que discuté à la section 6.1.2.3, ce comportement devrait être associé aux cascades d'informations. Les rendements futurs des achats, des ventes et des transactions des acheteurs-leaders, disponibles aux tableaux 49 à 52, permettent de tester l'hypothèse. Selon les tableaux 49 et 50, on observe que les rendements des acheteurs-leaders sont significativement positifs, autant au niveau des rendements cumulatifs normalisés que ceux ajustés pour le risque, et ce pour une période allant jusqu'à 12 mois. Les ventes de ces mêmes gestionnaires sont également significatives, jusqu'au deuxième trimestre suivant la vente (tableaux 49 et 51). Bien que ces gestionnaires soient leaders en fonction de leurs achats (i.e. acheteurs-leaders), les rendements supérieurs de leurs ventes, relativement à ceux des autres gestionnaires, indiquent également qu'ils ont aussi de meilleures aptitudes à détecter les actions surévaluées (c'est ce que la mesure D10-D1 nous indique). Ainsi les rendements de leurs transactions sont également supérieurs aux autres gestionnaires et restent significatifs après plus de quatre trimestres (voir tableau 52). Par contre, bien que leurs transactions semblent contenir de l'information, les rendements de leurs portefeuilles ne sont pas supérieurs pour les gestionnaires étant fortement leader, autant de façon nette ou brute.

[Insérer les tableaux 49 à 52]

Comme le tableau 30 l'illustre, aucune des variables macroéconomiques n'est reliée au comportement acheteur-leader. Plusieurs caractéristiques des acheteurs-leaders nous font croire qu'il s'agit de cascades d'informations. Les leaders réagissent avant les autres, ils n'ont aucune préférence concernant les caractéristiques des actions et leurs transactions sont informationnelles. Par contre, puisque ces gestionnaires n'arrivent pas à générer des rendements avec la détention entière de leurs portefeuilles et qu'ils occupent des positions centrales, nous croyons que cela peut indiquer la présence de problèmes d'agence. Comme mentionné, cette centralité pourrait aussi s'expliquer par le fait que certains gestionnaires copient les transactions de ces fonds, ce qui écarterait les problèmes d'agence. La source de grégarité demeure donc incertaine. Nous croyons quand même que les gestionnaires pourraient profiter de cette centralité afin de diffuser de l'information qu'ils possèdent et en profiter au niveau de leurs transactions.

9.5.1.6 Les gestionnaires vendeurs-leaders

Comme leurs homologues acheteurs, les vendeurs-leaders sont directement associés aux cascades d'informations, car ils vendent des actions avant les autres. Le tableau 53 illustre les caractéristiques de ce comportement. Ces gestionnaires semblent négocier davantage les actions ayant de plus faibles capitalisations boursières et situées en périphérie du réseau. Ils ne démontrent pas non plus de comportement momentum et n'étalement pas plus leurs transactions que l'ensemble des gestionnaires. Tout comme les acheteurs-leaders, pendant la période où ces fonds démontrent une propension à transiger avant les autres, aucun changement des positions des actions et des fonds nets remarqué.

[Insérer le tableau 53]

Les tableaux 49 et 54 indiquent que ce comportement est positivement associé à la vente des actions les moins performantes. Par contre, les rendements excédentaires générés par ces ventes semblent être de courte durée, soit entre un à deux trimestres (tout dépendant du modèle utilisé). Contrairement aux acheteurs-leaders qui ont des rendements excédentaires au niveau de leurs ventes, les vendeurs-leaders n'ont pas de rendements supérieurs pour leurs achats. Ainsi, les transactions effectuées par ces gestionnaires ne génèrent pas de rendements excédentaires et présentent même des rendements négatifs au deuxième trimestre. Cependant, on remarque qu'ils génèrent des rendements significatifs et positifs pour l'ensemble de leur portefeuille de façon brute. On peut donc associer les transactions de ces gestionnaires à de l'information, même en ce qui concerne leur détention globale. Par contre, ceux-ci ne semblent pas être aussi bons pour détecter des occasions d'achat.

[Insérer le tableau 54]

Aucune des variables macroéconomiques ne semble en lien avec ce comportement, n'y les différentes structures de réseau (voir tableaux 30 et 65 (à l'annexe 6)). Puisque ce comportement est relié aux gestionnaires transigeant avant les autres et qu'ils réussissent à générer des rendements significatifs grâce à leurs ventes, relativement aux autres gestionnaires, nous attribuons ce comportement aux cascades d'informations. De plus, la centralité non significative des fonds indique que les problèmes d'agence peuvent être écartés. À noter que, contrairement aux acheteurs-leaders, les ventes des actions effectuées après celles des vendeurs-leaders ne peuvent pas causer une augmentation de la centralité des fonds vendeurs-leaders.

9.5.2 Conclusions des types de gestionnaires

Nos analyses effectuées nous ont permis de classifier chacun des différents types des gestionnaires afin d'identifier leurs sources de comportement grégaire. Comme discuté dans la section 4.1.3.7, les sources identifiées ne sont pas nécessairement exclusives, mais sont celles qui émergent le plus à partir de nos résultats.

Nos résultats supportent l'hypothèse H5. En effet, les gestionnaires contemporains sont reliés à des problèmes d'agence, malgré des petites différences concernant le comportement momentum. Par contre, les gestionnaires vendeurs-contemporains ne semblent pas négocier de façon à augmenter leur centralité, ce qui est contraire aux suggestions de Koch (2014), mais les acheteurs-contemporains demeurent cohérents avec cette étude. Cette différence pourrait uniquement provenir de la séparation des acheteurs et des vendeurs. Par exemple, le caractère acheteur-contemporain qui est dominant (voir section 9.2), pourrait indiquer qu'en général les gestionnaires contemporains augmentent leur centralité dans le temps.

En ce qui concerne H6, les résultats ne nous permettent pas de supporter sans équivoque l'hypothèse de recherche. En effet, les résultats diffèrent légèrement de ce que nous attendions. Nous remarquons une différence assez flagrante entre le comportement acheteur-suiveur et vendeur-suiveur. Bien qu'il y ait présence de problèmes d'agence chez les acheteurs-suiveurs, ce comportement informationnel indique que les cascades d'information peuvent également être une source. Les vendeurs-suiveurs eux ne présentent pas de problèmes d'agence et pourraient être reliés à de fausses cascades d'information ainsi qu'aux caractéristiques spécifiques. Les acheteurs-suiveurs sont compatibles en partie avec les résultats de l'étude de Koch (2014) en ce qui concerne l'augmentation de la centralité des fonds, mais les rendements ne le sont pas. Les vendeurs-suiveurs ne sont pas compatibles avec cette dernière étude, mais présentent des ressemblances avec les résultats trouvés par Hung et al. (2010), notamment sur la source identifiée. En ce qui concerne l'étude de Jiang et Verardo (2013), la relation négative entre les suiveurs et les rendements n'est observée que pour les vendeurs.

Relativement à l'hypothèse H7, nos résultats supportent l'hypothèse voulant que le comportement leader soit relié aux cascades d'information. De petites différences surviennent en ce qui a trait à la centralité des acheteurs-leaders, mais nous croyons quand même qu'il s'agit d'une conséquence du comportement. Ainsi, les résultats demeurent cohérents avec ceux

de l'étude de Koch (2014). Le tableau 55 présente une synthèse des résultats pour les hypothèses H5 à H7.

[Insérer le tableau 55]

Finalement, concernant H8, les résultats sont ambigus. Bien que les acheteurs-suiveurs et les acheteurs-contemporains semblent augmenter en contexte d'incertitude, les autres comportements ne sont pas affectés. De plus, le comportement vendeur-suiveur est inversement relié à l'incertitude.

Les différences obtenues entre les études ressemblant le plus à la nôtre, c'est-à-dire celle de Koch (2014) et celle de Jiang et Verardo (2013), proviennent probablement de notre modèle plus exhaustif. Ainsi, puisque ces dernières études ne différencient pas les achats et les ventes, nous croyons qu'ils analysent uniquement le caractère le plus dominant des deux. La majorité de nos résultats demeurent compatibles avec leurs résultats pour au moins les acheteurs ou les vendeurs et cela pour chacun des trois différents comportements.

9.6 Liens entre le comportement et les structures de réseau

Afin d'établir des liens directs entre les structures de réseaux et les types de gestionnaires, nous analysons les caractéristiques de chacun des types et nous les relions aux différentes structures. Il est important de noter qu'on ne sait pas si c'est les différentes structures des réseaux qui favorisent des comportements particuliers ou si c'est les comportements qui favorisent certaines structures. Une relation bilatérale pourrait également exister. Si on met comme hypothèse que les liens établis dans les réseaux sont en fonction de l'information échangée entre les fonds et les actions, on pourrait en déduire que ce sont les structures qui favorisent les différents comportements, ce qui serait notamment compatible avec l'étude de Rossi et al. (2015). À partir de cette hypothèse, on peut amener plusieurs déductions en ce qui concerne les structures de réseaux qui favorisent le mieux certains types de gestionnaires en fonction de leurs préférences. Il ne faut pas non plus oublier que les mesures de réseau sont comme une image dans le temps et que les types de comportement sont reliés aux demandes des fonds qui sont des flux dans le temps. Par conséquent, les régressions prennent en compte la position des fonds et des actions avant que le comportement ne survienne. Dire que les structures causent le comportement est donc plausible dans ce sens.

Puisqu'aucun des comportements des gestionnaires ne semble relié à un degré élevé, on ne peut attribuer la structure *Scale-Free* en fonction des degrés comme favorisant un certain type de gestionnaire. Par contre, puisque seulement les vendeurs-suiveurs et leaders n'ont pas une centralité élevée de la force, on peut déduire que les autres types de gestionnaires sont favorisés par les structures *Scale-Free* dans le réseau des fonds en fonction de la force. Il semble donc bel et bien y avoir un lien entre les réseaux *Scale-Free* et les comportements grégaires. De plus, ceux-ci semblent davantage reliés aux problèmes d'agence.

Du côté de la structure *Scale-Free* des actions en fonction des degrés, on peut l'associer comme favorisant les acheteurs-contemporains et vendeurs-contemporains puisque ceux-ci ont des préférences envers les actions ayant des degrés élevés. En fonction de la force, la structure favoriserait l'apparition des acheteurs et des vendeurs-contemporains et des vendeurs-suiveurs, mais défavoriserait les acheteurs-suiveurs.

Pour les réseaux *Small-World*, seulement les vendeurs-suiveurs ne semblent pas être favorisés par une telle structure au niveau des fonds. Au niveau des actions, seulement les vendeurs-suiveurs seraient favorisés. Pour les vendeurs-contemporains et leaders, ainsi que les acheteurs-suiveurs, ils seraient défavorisés. Le tableau 56 illustre les relations expliquées ci-haut en fonction des comportements et des structures de réseau.

[Insérer le tableau 56]

10. Conclusion

Dans ce mémoire, nous étudions le comportement grégaire en le décomposant en cinq sources principales suggérées par Sias (2004). En utilisant la définition de Bikhchandani et Sharma (2001), nous nous intéressons particulièrement aux sources dites volontaires de la part des gestionnaires. La présence de problèmes d'agence et les cascades d'information semblent être les deux sources les plus présentes au sein des FCP. C'est l'analyse des structures des réseaux et des caractéristiques des six différents types de gestionnaires qui ont permis d'en arriver à cette conclusion.

Tout d'abord, nous analysons le réseau des FCP en le décomposant en deux : les réseaux des fonds et des actions. L'étude des structures nous a renseignés sur la forme actuelle des réseaux et également sur les interactions qui ont mené à la formation de ceux-ci. En utilisant la suggestion de Dasgupta et Prat (2008) que les problèmes d'agence causent les gestionnaires à posséder des portefeuilles conformistes, nous avons relié les problèmes d'agence aux centralités élevées des fonds et des actions. Puisque la conformité est en réalité un attachement préférentiel exprimé par les gestionnaires et que l'attachement préférentiel est une condition nécessaire à l'existence d'une structure *Scale-Free*, l'identification d'une telle structure illustre les problèmes d'agence dans le réseau des FCP. Par conséquent, la présence de ces structures aux niveaux des réseaux des fonds et des actions dans nos résultats suggèrent que les problèmes d'agence semblent être une source dominante au sein des FCP. On définit cette source comme provenant davantage des préférences des fonds à détenir des groupes d'actions similaires et non pas d'avoir un portefeuille similaire aux autres gestionnaires. De plus, la formation clanique des actions et des fonds est également présente, mais les distances géodésiques trop élevées entre les clans réfutent l'hypothèse d'une structure *Small-World*. Cependant, il existe des endroits focalisés où une structure *Small-World* peut exister. En somme, les réseaux des actions et des fonds sont davantage efficents à comparer les réseaux aléatoires, l'information peut alors être diffusée plus rapidement et peut favoriser les cascades d'information, une autre source du comportement grégaire.

Par la suite, notre modèle exhaustif identifie six types de gestionnaires n'ayant pas encore été à ce jour entièrement étudié par la littérature. Ces types sont les leaders, les suiveurs et les contemporains, en fonction des achats et des ventes. Chacun d'entre eux réagit d'une façon

distinguée lors de leurs achats et de leurs ventes. Nos études démontrent l'évidence que certains fonds détiennent de l'information avant les autres et en tirent profit, ces gestionnaires sont des acheteurs-leaders et vendeurs. C'est eux qui démarrent les cascades d'information. Occupant une place peu centrale dans le réseau, la diffusion de leur information demeure ambiguë, mais une de nos hypothèses est qu'un réseau efficient favorise ce comportement. Ainsi, l'information détenue par les leaders peut être diffusée par l'entremise des autres gestionnaires plus centraux.

Quant à ceux qui transigent en retard, les suiveurs, ils ne semblent pas être reliés à une source d'information très fiable. Nous croyons que les acheteurs-suiveurs captent l'information trop tard et sont incapables de bénéficier des mêmes rendements que les leaders. Nous aurions donc un cas typique du modèle Avery et Zemsky (1998) où les précédents gestionnaires poussent le prix d'une action de façon à ce que les prochaines décisions ne soient plus rentables. Ces derniers semblent également reliés aux problèmes d'agence, ainsi nous croyons qu'une fois qu'ils sont bien établis dans le réseau et que leurs carrières sont sécurisées par leur emplacement central, puisqu'ils peuvent partager le blâme [Scharfstein et Stein (1990)], ils effectuent des achats risqués d'actions situées à l'extrémité du réseau. L'augmentation de ce risque pourrait être une conséquence d'un modèle de rémunération basé sur les rendements [Dasgupta et Prat (2008)]. En plus, ils prendront leurs décisions d'investir en ajustant leurs croyances de façon bayésienne en utilisant les signaux des autres gestionnaires. Les vendeurs-suiveurs quant à eux semblent être des fonds en difficulté, ils vendent des actions moins importantes de leur réseau sans parvenir à générer des rendements. Ainsi, nous croyons qu'ils se fient sur de faux signaux de vente et qu'ils démontrent un caractère pouvant provenir des caractéristiques spécifiques, une autre source du comportement grégaire.

Différemment des leaders et des suiveurs, les contemporains ne sont pas directement reliés à un échange d'information. Nous les identifions comme étant ceux transigeant en même temps dans un même trimestre. La centralité élevée de ces fonds ainsi que leurs piètres rendements futurs, autant pour les acheteurs que les vendeurs, nous poussent à conclure que les problèmes d'agence dominent ce comportement. Comment ces gestionnaires s'échangent de l'information est un peu évasif, mais l'effet « *word-of-mouth* » pourrait jouer un rôle [Koch (2014) et Hong et al. (2005)].

L'identification des différents types de gestionnaires pourrait être utile afin de déterminer des nouvelles pratiques de rémunération. D'une part, les gestionnaires se basant sur les transactions des autres afin d'investir, illustrant un comportement suiveur, devraient être rémunérés en conséquence. D'autre part, ceux qui transigent en avance sur les autres, les leaders, devraient être rémunérés davantage. Enfin, il serait également judicieux pour les investisseurs de choisir des gestionnaires qui ont des caractéristiques de leader.

Bibliographie

Articles scientifiques

AVERY, C. et P. ZEMSKY, 1998, « Multidimensional uncertainty and herd behavior in financial markets », *The American Economic Review*, Vol. 88, No. 4, 724-748.

BARABASI, A.-L. et R. ALBERT, 1999, « Emergence Of Scaling In Random Networks », *Science*, Vol. 286, 509-512

ALBERT, R. et A.-L. BARABASI, 2002, « Statistical Mechanics Of Complex Networks », *Reviews Of Modern Physics*, Vol. 74., 47-97.

BARABASI, A.-L. et E. BONABEAU, 2003, « Scale-Free Networks », *Scientific American*, 50-59.

BARBERIS, N., A. SHLEIFER et R. VISHNY, 1998, « A Model of Investor Sentiment », *Journal of Financial Economics*, Vol. 49, 307-343.

BARRAT, A., M. BARTHÉLEMY, R. PASTOR-SATORRAS et A. VESPIGNANI, 2004, « The Architecture Of Complex Weighted Networks », *Proceedings Of The National Academy Of Sciences Of The United States Of America*, Vol. 101, No. 11, 3747-3752.

BELLANDO, R., 2010, « Measuring Herding Intensity : a Hard Task », *HAL*, <halshs-00517610>

BENNETT, J. A., R. W. SIAS et L. T. STARKS, 2003, « Greener Pastures and the Impact of Dynamic Institutional Preferences », *The Review of Financial Studies*, Vol. 16, No. 4, 1203-1238.

BIKHCHANDANI, S., D. HIRSHLEIFER et I. WELCH, 1992, « A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades », *Journal of Political Economy*, Vol. 100, No. 5, 992-1026.

BIKHCHANDANI, S. et S. SHARMA, 2000, « Herd Behavior in Financial Markets », *International Monetary Fund*, Vol. 47, No. 3, 279-310.

BOLANOS, M., E. M. BERNAT, N. HE et S. AVIYENTE, 2013, « A Weighted Small World Network Measure for Assessing Functional Connectivity », *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 212, 133-142.

BONACHI, P., 1972, « Technique for Analyzing Overlapping Memberships », *Sociological Methodology*, Vol. 4, 176-185.

BONACHI, P., 1987, « Power And Centrality : A Family Of Measures », *American Journal Of Sociology*, Vol. 92, No. 5, 1170-1182.

BORGATTI, S. P. et D. S. HALGIN, 2011, « Analyzing Affiliation Networks », *LINKS Center For Socail Network Analysis*, University Of Kentucky.

BROWN, K. C., W. V. HARLOW et L. T. STATKS, 1996, « Of Tournaments and Temptations : An Analysis of Managerial Incentives in the Mutual Fund Industry », *The Journal of Finance*, Vol. 51, No. 1, 85-110.

CHAMPAGNE, C., 2014, « The International Syndicated Loan Market Network : An ‘Unholy Trinity’? », *Global Finance Journal*, Vol. 25, 148-168.

CAMPBELL, J.Y. et R. J. SHILLER, 1998, « Valuation Ratios and the Long-Run Stock Market Outlook », *The Journal of Portfolio Management*, 11-26.

CHANG, E. C., J. W. CHENG et A. KHORANA, 2000, « An Examination of Herd Behavior in Equity Markets : An International Perspective », *Journal of Banking & Finance*, Vol. 24, 1651-1679.

CAPARRELLI, F., A. M. D'ARCANGELIS et A. CASSUTO, 2004, « Herding in the Italian Stock Market : A Case of Behavioral Finance », *The Journal of Behavioral Finance*, Vol. 5, No. 4, 222-230.

CARHART, M. M., 1997, « On Persistence in Mutual Fund Performance », *The Journal of Finance*, Vol. 52, No. 1, 57-82.

CHEN, J., H. HONG et J. C. STEIN, 2002, « Breadth of Ownership and Stock Returns », *Journal of Financial Economics*, Vol. 66, 171-205.

CHEN, H.-L., N. JEGADEESH et R. WERMERS, 2000, « The Value of Active Mutual Fund Management : An Examination of the Stockholdings and Trades of Fund Managers », *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 35, No. 3, 343-368.

CHEVALIER, J. et G. ELLISON, 1997, « Risk Taking by Mutual Funds as a Response to Incentives », *Journal of Political Economy*, Vol. 105, No.6, 1167-1200.

CHOI, N. et R. W. SIAS, 2009, « Institutional Industry Herding », *Journal of Financial Economics*, Vol. 94, 469-491.

CHRISTIE, W. G. et R. D. HUANG, 1995, « Following the Pied Piper : Do Individual returns Herd around the Market », *Financial Analysts Journal*, Vol. 51, No. 4, 31-37.

CLAUSSET, A., C. R. SHALIZI et M. E. J. NEWMAN, 2009, « Power-Law Distribution in Empirical Data », *Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 51, No. 4, 661-703.

COHEN, L., C. MALLOY et L. POMORSKY, 2012, « Decoding Inside Information », *The Journal of Finance*, Vol. 67, No. 3, 1009-1043.

GILLESPIE, C. S., 2015, « The PoweRlaw Package : A General Overview », *Cran*, <https://cran.r-project.org/web/packages/poweRlaw/vignettes/a_introduction.pdf>.

D'ARCANGELIS, A.M. et G. ROTUNDO, 2014, « Mutual Funds Relationships and Performance Analysis », *Quality and Quantity*, Volume 49, Issue 4, 1573-1584.

DASGUPTA, A. et A. PRAT, 2008, « Information Aggregation in Financial Markets with Carrer Concerns », *Journal of Economic Theory*, Vol. 143, 83-113.

DIAMOND, D. et P. DYBVIG, 1983, « Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity », *Journal of Political Economy*, Vol. 91, No. 3, 401-419.

DIJKSTRA, E. W., 1959, « A Note on two Problems in Connexion with Graphs », *Numerische Mathematik*, Vol. 1, 269-271.

DOUKAS, J. A. et P. J. MCKNIGHT, 2005, « European Momentum Strategies, Information Diffusion, and Investor Conservatism », *European Financial Management*, Vol. 11, No. 3, 313-338.

ERDOS, P. et A. RÉNYI, 1959, « On Random Graphs. I », *Publicationes Mathematicae*, Vol. 6, 290-297.

FAMA, E. F. et K. R. FRENCH, 1993, « Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds », *Journal of Financial Economics*, Vol. 33, 3-56.

FAMA, E. F. et K. R. FRENCH, 2015, « A Five-Factor Asset Pricing Model », *Journal of Financial Economics*, Vol. 116, 1-22.

FLOYD R. W., 1962, « Algorithm 97 : Shortest Parth », *Communication of the AMC*, Vol. 5, No. 6, 344-348.

FRAZZINI, A. et O. A. LAMONT, 2008, « Dumb Money : Mutual Fund Flows and the Cross-Section of Stock Returns », *Journal of Finance Economics*, Vol. 88, 299-322.

FREEMAN, L. C., 1979, « Centrality in Social Networks : Conceptual Clarification », *Social Netowks*, Vol. 1, 215-239.

GAI, P. et S. KAPADIA, 2010, « Contagion in Financial Networks », Proceedings : Mathematical, *Physical and Engineering Sciences*, Vol. 466, No. 2120, 2401-2423.

GLASSERMAN, P. et H. P. YOUNG, 2015, « How Likely is Contagion in Financial Networks », *Journal of Banking & Finance*, Vol. 50, 383-399.

GRINBLATT, M., S. TITMAN et R. WERMERS, 1995, « Momentum Investment Strategies, Portfolio Performance, and Herding : A Study of Mutual Fund Behavior », *The American Economic Review*, Vol. 85, No. 5, 1088-1105.

GUTIERREZ, R. C. Jr. et C. A. PRINSKY, 2007, « Momentum, Reversal, and the Trading Behaviors of Institutions », *Journal of Financial Markets*, Vol. 10, 48-75.

HAGOUAGN'RIN, N. K., 2012, « Structure et Dynamique du Marché des Prêts Syndiqués : Utilisation de la Théorie des Graphes », *Université de Sherbrooke*.

HIRSHLEIFER, D., A. SUBRAHMANYAM et S. TITMAN, 1994, « Security Analysis and Trading Patterns when Some Investors Receive Information Before Others », *American Finance Association*, Vol. 49, No. 5, 1665-1698.

HIRSHLEIFER, D. et S. H. TEOH, 2003, « Herd Behavior and Cascading in Capital Markets : A Review and Synthesis », *European Financial Management*, Vol. 9, No. 1, 25-66.

HONG, H., D. KUBIK et J.C. STEIN, 2005, « Thy Neighbor's Portfolio: Word-of-Mouth Effects in the Holdings and Trades of Money Managers », *The Journal of Finance*, Vol. 60, No. 6, 2801-2824.

HONG, H. et J. C. STEIN, 1999, « A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets », *The Journal of Finance*, Vol. 54, No. 6, 2143-2184.

HUNG, W., C.-C. LU et C. F. LEE, 2010, « Mutual Fund Herding its Impact on Stock Returns : Evidence from the Taiwan Stock Market », *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 18, 477-493.

HWANG, S. et M. SALMON, 2001, « A New Measure of Herding and Empirical Evidence », *City University Business School*.

JIANG, H. et M. VERARDO, 2013, « Does Herding Behavior Reveal Skill? An Analysis of Mutual Fund Performance », *Working Paper*.

KLEMM, K. et V. M. EGUILUZ, 2002, « Growing Scale-Free With Small-Wolrd Behavior », *Physical Review E*, Vol. 65

KOCH, A., 2015, « Herd Behavior and Mutual Fund Performance », *University of Pittsburgh*.

KOSOWSKI, R., A. TIMMERMANN et R. WERMERS, 2006, « Can Mutual Fund ‘Stars’ Really Pick Stocks? New Evidence from a Bootstrap Analysis », *The Journal of Finance*, Vol. 61, No. 6, 2551-2595.

LAKONISHOK, J., A. SHLEIFER et R. W. VISHNY, 1992, « The Impact of Institutional Trading on Stock Prices », *Journal of Financial Economics*, Vol. 32, 23-43.

LATORA, V. et M. MARCHIORI, 2001, « Efficient Behavior Of Small-World Networks », *Physical Review Letters*, Vol. 87, No. 19.

LEE, S., 2004, « Regulation, Credit Rationing, and Herding in the Household Loans Market », *FSS Research Forum*, Octobre 2004.

Le Monde, 2015, « Le pouvoir chinois accuse un Journaliste d'avoir causé le chaos sur les marchés boursiers », 31 août 2015.

LI, C. A. et J. C. WANG, 2013, « The Influence of Greed and Fear on Fund Performance », *The International Journal of Business and Finance Research*, Vol. 7, No. 5, 47-59.

MCQUEEN, G., M.A. PINEGAR et S. THORLEY, 1996, « Delayed Reaction to Good News and the Cross-autocorrelation of Portfolio Returns », *The Journal of Finance*, Vol. 51, 889-919.

MILGRAM, S., 1967, « The Small-World Problem », *Psychology Today*, Vol. 1, No. 1, 61-67.

MILLER, E. M., 1977, « Risk, Uncertainty, and Divergence of Opinion », *The Journal of Finance*, Vol. 32, No. 4, 1151-68.

NEWHEY, W. K. et K. D. WEST, 1987, « A Simple, Positive Semi-Definitive, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix », *Econometrica*, Vol. 55, No. 3, 703-708

NEWMAN, M. E. J., 2000, « Models Of The Small World », *Journal Of Statistical Physics*, Vol. 101, No. 3/4, 819-841.

NEWMAN, M. E. J., 2001, « Scientific Collaboration Networks. II. Shortest Paths, Weighted Networks, And Centrality », *The American Physical Society*, Vol. 64.

NOFSINGER, J. R. et R. W. SIAS, 1999, « Herding and Feedback Trading by Institutional and Individual Investors », *The Journal of Finance*, Vol. 54, No. 6, 2263-2295.

OPSAHL, T., F. AGNEESSENS et J. SKVORETZ, 2010, « Node Centrality in Weighted Networks : Generalizing Degree and Shortest Paths », *Social Networks*, Vol. 32, 245-251.

OPSAHL, T. et P. PANZARASA, 2009, « Clustering in Weighted Networks », *Social Networks*, Vol. 31, 155-163.

PASTOR, L. et R. F. STAMBAUGH, 2003, « Liquidity Risk and Expected Stock Returns », *Journal of Political Economy*, Vol. 111, No. 3, 642-685.

ROSSI, A. G., D. BLAKE, A. TIMMERMANN, I. TONKS et R. WERMERS, 2015, « Network Centrality and Pension Fund Performance », *CFR Working Paper*, No. 15-16

ROUWENHORST, K. G., 2004, « The Origins of Mutual Funds », *Yale University*.

SCHARFSTEIN, D. S. et J. C. STEIN, 1990, « Herd Behavior and Investment », *The American Economic Review*, Vol. 80, No. 3, 465-479.

SHILLER, R. J., S. FISCHER et B. M. FRIEDMAN, 1984, « Stock Prices and Social Dynamics », *Brookings Papers on Economic Activity*, Vol. 1984, No. 2, 457-510.

SIAS, R. W., 2004, « Institutional Herding », *The Review of Financial Studies*, Vol. 17, No. 1, 165-206.

SOLIS, R., 2009, « Visualizing Stock-Mutual Fund Relationships through Social Network Analysis », *Global Journal of Finance and Banking Issues*, Vol. 3, No. 3.

The Telegraph, 2002, « Billionaire who Broke the Bank of England », 13 septembre 2002.

The Telegraph, 2011, « Facebook Cuts Six Degrees of Separation to Four », 22 novembre 2011.

OPSAHL, T., 2013, « Triadic Closure in Two-Mode Networks : Redefining the Global and Local Clustering Coefficients », *Social Networks*, Vol. 35, 159-167.

TRAVERS, J. et S. MILGRAM, 1969, « An Experimental Study Of The Small World Problem », *Sociometry*, Vol.32, No.4, 425-443.

UZZI, B. et J. SPIRO, 2005, « Collaboration and Creativity : The Small World Problem », *American Journal of Sociology*, Vol. 111, No. 2, 447-504.

LIN, W. T., S.-C. TSAI et P.-Y. LUNG, 2013, « Investors' Herd Behavior : Rational or Irrational? », *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, Vol. 42, 755-776.

WATTS, D. J., S. H. STROGATZ, 1998, « Collective Dynamics Of 'Small-World' Networks », *Nature*, Vol. 393, 440-442.

WATTS, D. J., 1999, « Networks, Dynamics, And The Small-World Phenomenon », *American Journal Of Sociology*, Vol. 105, No. 2, 493-527.

WERMERS, R., 1995 « Herding, Trade Reversals, and Cascading by Institutional Investors », non publié, *University of Colorado*.

WERMERS, R., 1999, « Mutual Fund Herding and the Impact on Stock Prices », *The Journal of Finance*, Vol. 54, No. 2, 581-622.

WERMERS, R., 2000, « Mutual Fund Performance : An Empirical Decomposition into Stock-Picking Talent, Style, Transactions Costs, and Expenses », *The Journal of Finance*, Vol. 55, No. 4, 1655-1695.

WOOL, P. S., 2013, « Essays Concerning the Network Structure of Mutual Fund Holdings and the Behavior of Institutional Investors », *University of California*.

YOOK, S. H., H. JEONG et A.-L. BARABASI, 2001, « Weighted Evolving Networks », *Physical Review Letters*, Vol. 86, No.25, 5835-5838.

ZHANG, B. et S. HORVATH, 2005, « A general framework for weighted gene co-expression network analysis », *Stat Appl Genet Mol Biol*, Vol. 4, No. 17.

Livres

EASLEY, D. et J. KLEINBERG, 2010, « Networks, Crowds, and Markets : Reasoning About a Highly Connected World », *Cambridge University Press*.

NEWMAN, M. E. J., 2010, « Networks : An Introduction », *Oxford University Press*.

Annexe 1 : Notations des mesures de réseaux

k_i^w : Force d'un nœud i (équation 25)

k_i^u : Degré d'un nœud i (équation 25)

$L_i'^w$: Distance géodésique pondérée moyenne du nœud i (équation 29)

RLZ_i^w : Coefficient de rapprochement pondéré de Zhang et Horvath (2005) du nœud i (équation 39)

$CB_i'^w$: Closeness pondérée du nœud i (équation 33)

E_i^w : EigenVector pondéré du nœud i (équation 42)

ρ_R^u : Densité non pondérée du réseau R (équation 43)

ρ_R^w : Densité pondérée du réseau R (équation 44)

$LR.LA_i^w$: Le ratio de la distance géodésique aléatoire pondérée moyenne divisé par la distance géodésique pondérée moyenne du nœud i (équation 52)

$CA.CR_i^w$: Le ratio du coefficient de rapprochement pondéré moyen divisé par son équivalent aléatoire du nœud i (équation 53)

SWZ_i^w : Indice focale du *Small-World* pondéré du nœud i (équation 54)

RLZ_R^w : Coefficient de rapprochement globale du réseau R (section 7.4.2)

RG_R^{sw} : Ratio du coefficient de rapprochement globale du réseau R (équation 72)

$L_R'^w$: Distance géodésique globale du réseau R (section 7.4.2)

LG_R^{sw} : Ratio de la distance géodésique globale du réseau R (équation 73)

SWZ_R^w : Indice *Small-World* globale du réseau R (équation 74)

$\#Edges_R$: Nombre de connexions dans le réseau R

$NMAC$: Nombre moyen d'actions en commun

$NMFC$: Nombre moyen de fonds en commun

$\#R$: Nombre de nœuds du réseau R

S : Réseau des actions

F : Réseau des fonds

Annexe 2 : Notations spécifiques aux actions

$\Delta_{i,t}$: La proportion de gestionnaires acheteurs normalisée pour l'action i au trimestre t (équation 16).

$QRet_{i,t1,t2}$: Le rendement de l'action i entre les trimestres $t1$ et $t2$

$MC_{i,t-1}$: Le logarithme naturel de la capitalisation boursière de l'action i au trimestre $t - 1$

$BM_{i,t-1}$: Le logarithme naturel du ratio de la valeur comptable par rapport à la valeur marchande de l'action i au trimestre $t - 1$

Annexe 3 : Notations spécifiques aux fonds

$\overline{Measure}_{j,t}^O$: La mesure moyenne des opérations O (des achats ou des ventes) effectuées par le fonds j au temps t (équation 78)

$\overline{QRet}_{j,t1,t2}^O$: Le rendement moyen du fonds j entre les trimestres $t1$ et $t2$ pour les opérations O (achats ou ventes) (équations 78 et 80)

$Transaction_{i,j,t-1}$: Variable catégorique pouvant représenter un achat, une vente ou aucune transaction d'une action i au temps $t - 1$ du fonds j (équations 75 et 76)

$\beta_{j,t}^{i,O}$: La mesure du type i (leader, contemporain ou suiveur) du gestionnaire j en fonction des opérations O (achats ou ventes) au trimestre t (équations 75 et 76)

Annexe 4 : Notations des variables macroéconomiques

Rm_t : le rendement du marché à t des firmes inscrites sur les plateformes : NYSE, AMEX et NASDAQ

$spread_{t-1}$: l'écart de rendement moyen entre des obligations Baa et Aaa à $t - 1$

$slope_{t-1}$: l'écart de rendement entre une obligation 5 ans et un Bon du Trésor 90 jours américain à $t - 1$

Rf_{t-1} : rendement d'un Bon du Trésor 90 jours américain à $t - 1$

PIB_{t-1} : croissance du PIB réel américain à $t - 1$

$Yield_{t-1}$: dividende de l'indice S&P500 (%) à $t - 1$

Annexe 5 : Tableaux de la section 9

Tableau 10 : Distribution des fonds et des actions

Ce tableau présente le nombre de fonds et le nombre d'actions de notre échantillon entre le 3^e trimestre 2004 et le 3^e trimestre 2012. La description de l'échantillon et des filtres effectués sont disponibles à la section 8 du mémoire. Le nombre de fonds ou d'actions pour un trimestre t représente les fonds (ou les actions) présents à la fois au trimestre $t - 1$ et au trimestre t .

Trimestre	Nombre de fonds	Nombre d'actions
2004 T3	106	572
2004 T4	111	567
2005 T1	137	579
2005 T2	137	602
2005 T3	129	621
2005 T4	130	638
2006 T1	127	662
2006 T2	154	685
2006 T3	171	692
2006 T4	151	667
2007 T1	131	682
2007 T2	126	688
2007 T3	141	720
2007 T4	129	738
2008 T1	164	754
2008 T2	227	777
2008 T3	292	792
2008 T4	245	781
2009 T1	265	637
2009 T2	267	558
2009 T3	259	580
2009 T4	259	660
2010 T1	257	741
2010 T2	227	732
2010 T3	108	716
2010 T4	134	754
2011 T1	261	879
2011 T2	508	975
2011 T3	450	997
2011 T4	501	879
2012 T1	474	878
2012 T2	477	937
2012 T3	503	948
Nombre unique	1388	1463

Tableau 11 : Statistiques de base du réseau des fonds

Ce tableau présente des statistiques de base du réseau des fonds entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les différentes mesures sont définies à la section 5.2 et à l'annexe 1.

Trimestre	Nombre de fonds	Densité non-pondérée (ρ_F^u)	Densité pondérée (ρ_F^w)	Nombre moyen d'actions en commun (NMAC)	Nombre de liens (#Edges _F)	Degré moyen (\bar{k}_F^u)	Force moyenne (\bar{k}_F^w)	Indice Small-World focal moyen (SWZ _F ^w)	Closeness pondérée moyenne (\bar{CB}_F^w)	Coefficient de rapprochement (\bar{RLZ}_F^w)	Distance géodésique globale (\bar{L}_F^w)	Eigen Vecteur pondéré moyen (\bar{E}_F^w)
2004 T2	106	0.987	0.671	32.442	5494	103.660	48.837	1.003	0.469	0.465	2.199	0.909
2004 T3	161	0.984	0.659	26.510	12669	157.379	73.041	1.002	0.462	0.459	2.245	0.891
2004 T4	174	0.974	0.650	26.800	14658	168.483	77.849	0.994	0.459	0.455	2.278	0.876
2005 T1	190	0.970	0.659	26.032	17408	183.242	86.125	0.995	0.466	0.462	2.243	0.878
2005 T2	179	0.977	0.656	24.514	15569	173.955	80.845	0.999	0.462	0.458	2.257	0.890
2005 T3	173	0.968	0.646	23.177	14398	166.451	76.893	0.994	0.457	0.452	2.287	0.878
2005 T4	172	0.968	0.646	23.955	14237	165.547	76.411	0.993	0.457	0.452	2.288	0.881
2006 T1	194	0.974	0.655	29.866	18234	187.979	87.447	0.993	0.462	0.458	2.253	0.876
2006 T2	217	0.975	0.651	27.798	22853	210.627	97.384	0.992	0.460	0.456	2.266	0.872
2006 T3	223	0.971	0.649	24.634	24032	215.534	99.661	0.992	0.459	0.454	2.272	0.867
2006 T4	195	0.962	0.639	19.922	18199	186.656	85.769	0.985	0.453	0.448	2.324	0.864
2007 T1	170	0.964	0.639	18.605	13854	162.988	74.727	0.990	0.453	0.448	2.321	0.863
2007 T2	181	0.968	0.647	23.686	15770	174.254	80.634	0.988	0.458	0.454	2.291	0.864
2007 T3	191	0.974	0.662	24.887	17671	185.037	87.088	0.992	0.467	0.463	2.234	0.871
2007 T4	206	0.973	0.665	24.729	20554	199.553	94.323	0.996	0.469	0.465	2.216	0.875
2008 T1	262	0.981	0.668	29.510	33548	256.092	120.628	1.000	0.470	0.466	2.199	0.882
2008 T2	358	0.979	0.668	31.389	62550	349.441	165.063	0.995	0.471	0.467	2.195	0.881
2008 T3	390	0.972	0.654	31.385	73716	378.031	176.190	0.991	0.464	0.459	2.236	0.850
2008 T4	347	0.974	0.659	29.962	58484	337.084	157.783	0.993	0.465	0.462	2.232	0.856
2009 T1	360	0.979	0.657	30.787	63245	351.361	163.346	0.998	0.464	0.460	2.229	0.849
2009 T2	349	0.979	0.652	29.286	59446	340.665	157.168	0.998	0.460	0.457	2.248	0.868
2009 T3	340	0.984	0.661	33.628	56691	333.476	155.109	0.997	0.464	0.462	2.226	0.879
2009 T4	348	0.986	0.668	36.335	59560	342.299	160.555	0.999	0.469	0.467	2.202	0.868
2010 T1	317	0.987	0.661	31.930	49423	311.817	144.606	1.000	0.463	0.461	2.229	0.876
2010 T2	253	0.984	0.658	31.521	31365	247.945	114.897	1.002	0.463	0.459	2.235	0.862
2010 T3	159	0.983	0.646	27.578	12342	155.245	70.632	1.006	0.453	0.449	2.280	0.862
2010 T4	320	0.976	0.645	32.675	49825	311.406	142.437	0.994	0.456	0.451	2.269	0.835
2011 T1	592	0.971	0.656	34.215	169877	573.909	268.061	0.988	0.466	0.461	2.223	0.853
2011 T2	614	0.967	0.654	32.200	181911	592.544	277.273	0.985	0.465	0.460	2.230	0.861
2011 T3	609	0.966	0.652	32.640	178824	587.271	273.971	0.983	0.465	0.459	2.236	0.853
2011 T4	630	0.971	0.648	31.326	192339	610.600	282.136	0.984	0.461	0.455	2.252	0.844
2012 T1	628	0.973	0.656	32.621	191527	609.959	284.834	0.987	0.465	0.461	2.228	0.852
2012 T2	619	0.966	0.652	32.375	184683	596.714	278.691	0.986	0.465	0.459	2.235	0.851
2012 T3	503	0.971	0.652	35.250	122555	487.296	226.366	0.988	0.463	0.458	2.241	0.851

Tableau 12 : Statistiques du réseau des actions

Ce tableau présente des statistiques de base du réseau des actions entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les différentes mesures sont définies à la section 5.2 et à l'annexe 1.

Trimestre	Nombre d'actions	Densité non-pondérée (ρ_S^u)	Densité pondérée (ρ_S^w)	Nombre moyen de fonds en commun (NMFC)	Nombre de liens (#Edges _S)	Degré moyen (\bar{k}_S^u)	Force moyenne (\bar{k}_S^w)	Indice Small-World focal moyen (SWZ _S ^w)	Closeness pondérée moyenne (CB _S ^w)	Coefficient de rapprochement (RLZ _S ^w)	Distance géodésique globale (L_S^w)	Eigen Vecteur pondéré moyen (E_S^w)
2004 T2	667	0.948	0.738	7.905	210461	631.067	339.732	0.997	0.530	0.523	1.937	0.865
2004 T3	700	0.937	0.681	7.802	229296	655.131	329.290	0.997	0.494	0.482	2.081	0.846
2004 T4	682	0.957	0.703	8.993	222181	651.557	331.437	0.999	0.502	0.495	2.042	0.843
2005 T1	738	0.958	0.707	8.512	260454	705.837	361.120	0.998	0.506	0.498	2.027	0.846
2005 T2	738	0.931	0.686	7.949	253127	685.981	350.082	0.995	0.500	0.488	2.058	0.835
2005 T3	755	0.925	0.686	7.442	263222	697.277	357.852	0.993	0.502	0.489	2.053	0.834
2005 T4	780	0.922	0.681	7.160	280037	718.044	367.121	0.994	0.500	0.486	2.062	0.837
2006 T1	796	0.922	0.669	9.449	291606	732.678	367.856	0.993	0.491	0.478	2.098	0.842
2006 T2	840	0.918	0.658	9.260	323339	769.855	381.972	0.991	0.485	0.470	2.127	0.827
2006 T3	847	0.901	0.634	7.950	322767	762.142	371.947	0.987	0.476	0.454	2.175	0.818
2006 T4	838	0.776	0.532	5.794	271984	649.126	310.614	0.972	0.448	0.394	2.333	0.755
2007 T1	869	0.819	0.572	4.689	308955	711.059	346.308	0.975	0.462	0.421	2.253	0.808
2007 T2	894	0.859	0.610	5.915	342967	767.264	377.760	0.980	0.474	0.446	2.193	0.798
2007 T3	909	0.860	0.612	5.819	354716	780.453	385.238	0.987	0.475	0.447	2.182	0.796
2007 T4	912	0.871	0.635	6.464	361687	793.173	400.227	0.991	0.486	0.462	2.125	0.798
2008 T1	910	0.906	0.672	11.744	374704	823.525	422.201	0.994	0.499	0.482	2.063	0.829
2008 T2	886	0.905	0.664	17.317	354932	801.201	406.118	0.993	0.494	0.477	2.090	0.836
2008 T3	896	0.909	0.660	18.458	364580	813.795	408.031	0.996	0.489	0.472	2.105	0.832
2008 T4	835	0.911	0.650	15.542	317255	759.892	375.148	0.999	0.482	0.464	2.135	0.850
2009 T1	672	0.922	0.656	20.877	207982	618.994	304.405	1.000	0.482	0.466	2.137	0.837
2009 T2	623	0.922	0.648	20.241	178680	573.612	279.115	1.001	0.476	0.461	2.165	0.840
2009 T3	714	0.923	0.660	20.349	234883	657.936	325.404	0.998	0.484	0.470	2.131	0.851
2009 T4	815	0.910	0.659	20.493	301899	740.856	370.966	0.996	0.488	0.473	2.113	0.848
2010 T1	846	0.906	0.655	15.978	323678	765.196	382.912	0.997	0.487	0.470	2.116	0.843
2010 T2	875	0.904	0.667	12.783	345505	789.726	402.787	0.995	0.496	0.480	2.077	0.846
2010 T3	850	0.908	0.671	7.342	327693	771.042	394.557	0.998	0.497	0.482	2.065	0.835
2010 T4	933	0.901	0.659	15.976	391848	839.974	424.576	0.994	0.491	0.474	2.098	0.838
2011 T1	1038	0.902	0.649	25.003	485398	935.256	464.984	0.993	0.485	0.467	2.130	0.829
2011 T2	1077	0.900	0.652	23.340	521207	967.887	484.759	0.993	0.489	0.470	2.112	0.799
2011 T3	1078	0.890	0.639	23.464	516673	958.577	475.880	0.993	0.483	0.462	2.138	0.795
2011 T4	938	0.905	0.636	26.572	397803	848.194	412.045	0.996	0.476	0.456	2.172	0.831
2012 T1	1005	0.910	0.656	26.429	458873	913.180	454.971	0.997	0.488	0.470	2.112	0.813
2012 T2	1046	0.915	0.663	25.185	500224	956.451	479.019	0.998	0.491	0.475	2.097	0.832
2012 T3	988	0.913	0.660	23.756	445385	901.589	450.315	0.996	0.489	0.473	2.107	0.800

Tableau 13 : Statistiques descriptives des mesures de réseau pour le réseau des fonds

Ce tableau présente les statistiques descriptives de plusieurs mesures de réseau pour le réseau des fonds, estimées en panel. Les mesures de réseau sont définies à la section 5.2 et à l'annexe 1. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures de réseau	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Ratio du coefficient de rapprochement ($CA.CR_{j,t}^w$)	1.008	0.642	0.971	1.034	1.069	1.179	0.091	-1.055	3.706	6213
Variation du ratio du coefficient de rapprochement ($\Delta CA.CR_{j,t}^w$)	0.000	-0.310	-0.008	0.000	0.009	0.217	0.017	-1.150	35.165	6213
Coefficient de rapprochement ($RLZ_{j,t}^w$)	0.460	0.195	0.445	0.475	0.491	0.540	0.049	-1.437	5.252	6213
Variation du coefficient de rapprochement ($\Delta RLZ_{j,t}^w$)	0.000	-0.179	-0.005	0.000	0.004	0.245	0.010	3.739	153.827	6213
Closeness ($CB_{j,t}^w$)	0.463	0.314	0.447	0.474	0.489	0.539	0.039	-0.883	3.179	6213
Variation de la closeness ($\Delta CB_{j,t}^w$)	0.000	-0.122	-0.004	0.000	0.004	0.120	0.008	-0.252	39.339	6213
Degré ($k_{j,t}^u$)	389.981	97.000	214.000	347.000	593.000	629.000	176.407	0.129	1.459	6213
Variation du degré ($\Delta k_{j,t}^u$)	7.067	-163.000	-12.000	3.000	21.000	316.000	66.444	1.797	9.156	6213
Eigen Vector ($E_{j,t}^w$)	0.865	0.353	0.836	0.892	0.926	1.000	0.095	-1.434	5.322	6213
Variation de l'Eigen Vector ($\Delta E_{j,t}^w$)	-0.001	-0.334	-0.011	0.000	0.010	0.462	0.020	2.770	105.531	6213
Distance géodésique ($L_{j,t}^w$)	2.237	1.882	2.099	2.166	2.309	3.460	0.215	1.307	4.517	6213
Variation de la distance géodésique ($\Delta L_{j,t}^w$)	0.001	-0.800	-0.020	0.001	0.021	0.715	0.044	-0.682	55.270	6213
Ratio de la distance géodésique ($LR.LA_{j,t}^w$)	0.974	0.658	0.937	0.994	1.028	1.160	0.080	-0.796	2.987	6213
Variation du ratio de la distance géodésique ($\Delta LR.LA_{j,t}^w$)	0.000	-0.223	-0.008	0.000	0.008	0.202	0.016	-0.578	21.426	6213
Force ($k_{j,t}^w$)	181.550	37.191	99.808	165.032	278.109	338.510	84.478	0.210	1.596	6213
Variation de la force ($\Delta k_{j,t}^w$)	3.262	-131.578	-6.516	2.365	8.855	150.589	31.342	1.805	9.604	6213
Small-World focal ($SWZ_{j,t}^w$)	0.989	0.449	0.911	1.028	1.097	1.368	0.162	-0.751	2.932	6213
Variation du Small-World focal ($\Delta SWZ_{j,t}^w$)	0.000	-0.490	-0.015	0.001	0.016	0.380	0.031	-0.997	27.209	6213

Tableau 14 : Statistiques descriptives des mesures de réseau pour le réseau des actions

Ce tableau présente les statistiques descriptives de plusieurs mesures de réseau pour le réseau des actions, estimées en panel. Les mesures de réseau sont définies à la section 5.2 et à l'annexe 1. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures de réseau	\bar{x}	Min	25%	Med	75%	Max	σ	Skew	Kurt	N
Ratio du coefficient de rapprochement ($CA.CR_{j,t}^w$)	1.002	0.656	0.968	1.010	1.046	1.335	0.069	-0.990	5.021	24088
Variation du ratio du coefficient de rapprochement ($\Delta CA.CR_{j,t}^w$)	0.000	-0.292	-0.015	0.000	0.015	0.300	0.029	0.106	10.488	24088
Coefficient de rapprochement ($RLZ_{j,t}^w$)	0.479	0.047	0.473	0.495	0.512	0.600	0.065	-2.827	12.164	24088
Variation du coefficient de rapprochement ($\Delta RLZ_{j,t}^w$)	0.000	-0.365	-0.010	0.000	0.009	0.463	0.027	0.692	27.947	24088
Closeness ($CB_{j,t}^w$)	0.489	0.318	0.474	0.494	0.511	0.598	0.036	-1.137	4.944	24088
Variation de la closeness ($\Delta CB_{j,t}^w$)	-0.001	-0.146	-0.009	-0.001	0.008	0.187	0.016	-0.088	8.043	24088
Degré ($k_{j,t}^u$)	803.227	67.000	723.000	810.000	879.000	1072.000	135.715	-0.630	4.459	24088
Variation du degré ($\Delta k_{j,t}^u$)	9.600	-584.000	-19.000	17.000	46.000	758.000	69.430	-0.315	7.876	24088
Eigen Vector ($E_{j,t}^w$)	0.845	0.072	0.837	0.873	0.902	1.000	0.115	-3.050	13.368	24088
Variation de l' Eigen Vector ($\Delta E_{j,t}^w$)	-0.001	-0.727	-0.021	-0.001	0.017	0.843	0.047	1.050	31.379	24088
Distance géodésique ($L_{j,t}^w$)	2.109	1.705	2.000	2.068	2.162	3.226	0.179	1.746	6.810	24088
Variation de la distance géodésique ($\Delta L_{j,t}^w$)	0.003	-1.212	-0.036	0.003	0.040	0.846	0.078	-0.140	11.241	24088
Ratio de la distance géodésique ($LR.LA_{j,t}^w$)	0.977	0.687	0.946	0.985	1.017	1.198	0.060	-0.813	4.244	24088
Variation du ratio de la distance géodésique ($\Delta LR.LA_{j,t}^w$)	0.000	-0.194	-0.014	0.000	0.014	0.248	0.026	0.112	6.527	24088
Force ($k_{j,t}^w$)	400.580	33.665	359.145	403.917	445.311	593.339	74.673	-0.707	4.315	24088
Variation de la force ($\Delta k_{j,t}^w$)	4.221	-293.911	-14.620	7.766	26.846	386.320	36.627	-0.293	6.181	24088
Small-World focal ($SWZ_{j,t}^w$)	0.983	0.450	0.917	0.994	1.064	1.494	0.123	-0.653	4.018	24088
Variation du Small-World focal ($\Delta SWZ_{j,t}^w$)	0.001	-0.414	-0.028	0.000	0.029	0.517	0.052	0.077	7.266	24088

Tableau 15 : La mesure de grégarité moyenne de LSV (1992)

Ce tableau présente les mesures de grégarité moyenne de LSV (1992) pour différentes sous-périodes. La mesure est donnée en pourcentage et le nombre d'actions-trimestre utilisé pour son estimation est fourni entre parenthèses. Les mesures de LSV sont présentées pour les actions ayant au moins 10, 20 et 30 gestionnaires actifs. Un gestionnaire est considéré actif sur une action s'il effectue un achat ou une vente sur l'action en question.

	Nombre de gestionnaires actifs		
	≥10	≥20	≥30
2004 T3 - 2012 T3	3.65 (25 530)	3.62 (22 464)	3.45 (19 995)
2004 T3 - 2006 T3	2.84 (5 960)	2.79 (4 874)	2.46 (3 951)
2006 T4 - 2008 T3	3.02 (6 246)	2.98 (5 039)	2.87 (4 193)
2008 T4 - 2010 T3	3.81 (5 707)	3.80 (5 243)	3.61 (4 829)
2010 T4 - 2012 T3	5.05 (7 617)	5.03 (7 308)	4.98 (7 022)

Tableau 16 : La structure Scale-Free du réseau des fonds

Ce tableau présente les résultats provenant de la distribution de la force et du degré de chaque nœud du réseau des fonds à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les résultats présentés sont : la valeur minimale où la distribution en loi de puissance débute (*Kmin*), l'alpha de la distribution (*Alpha*), le nombre de nœuds inclus dans la queue de la distribution (*Ntail*), la valeur *p* de la loi de puissance obtenue à l'aide de 100 simulations (*Valeur p*) et le nombre de fonds (*Taille*). Les lignes en bleu ne rejettent pas l'hypothèse d'une loi de distribution de puissance au seuil de 10%.

Trimestre	Force				Degré				Taille
	<i>Kmin</i>	<i>Alpha</i>	<i>Ntail</i>	<i>Valeur p</i>	<i>Kmin</i>	<i>Alpha</i>	<i>Ntail</i>	<i>Valeur p</i>	
2004 T2	51.80	62.89	29	0.05	94.00	10.51	106	0.67	106
2004 T3	78.26	77.79	42	0.38	137.00	8.04	161	0.00	161
2004 T4	84.16	52.10	43	0.08	149.00	7.75	169	0.94	174
2005 T1	93.62	59.94	42	0.05	181.00	7.40	148	0.19	190
2005 T2	87.16	71.93	43	0.06	145.00	6.27	178	0.00	179
2005 T3	82.84	51.32	45	0.30	150.00	7.04	167	0.00	173
2005 T4	81.35	45.09	59	0.19	147.00	7.17	168	0.03	172
2006 T1	91.72	30.67	79	0.00	164.00	6.50	192	0.02	194
2006 T2	102.33	30.06	87	0.00	176.00	6.00	216	0.00	217
2006 T3	106.27	43.12	76	0.11	215.00	7.13	160	0.89	223
2006 T4	93.18	50.15	45	0.21	171.00	7.58	181	0.10	195
2007 T1	78.17	29.08	76	0.00	144.00	6.95	164	0.00	170
2007 T2	85.49	30.94	64	0.19	167.00	7.56	159	0.63	181
2007 T3	90.79	28.93	90	0.00	163.00	7.10	187	0.08	191
2007 T4	99.12	35.19	90	0.00	174.00	6.92	204	0.10	206
2008 T1	128.66	44.93	70	0.01	245.00	7.10	240	0.33	262
2008 T2	174.33	36.47	123	0.00	291.00	5.64	356	0.00	358
2008 T3	184.50	28.11	165	0.00	376.00	6.54	291	0.97	390
2008 T4	166.87	32.50	120	0.01	285.00	5.52	341	0.00	347
2009 T1	170.24	32.37	158	0.02	299.00	5.83	354	0.00	360
2009 T2	163.95	35.03	149	0.01	325.00	6.69	323	0.30	349
2009 T3	162.87	35.47	110	0.00	281.00	5.89	338	0.00	340
2009 T4	166.76	32.16	147	0.00	275.00	5.49	348	0.00	348
2010 T1	150.81	37.26	126	0.05	314.00	7.53	197	0.00	317
2010 T2	119.81	34.77	107	0.12	237.00	7.12	240	0.83	253
2010 T3	74.15	46.49	63	0.07	143.00	7.40	156	0.37	159
2010 T4	148.44	30.21	137	0.00	286.00	6.75	310	0.11	320
2011 T1	277.81	26.50	288	0.00	555.00	6.28	524	0.16	592
2011 T2	287.04	24.74	302	0.01	569.00	6.19	547	0.03	614
2011 T3	285.23	24.66	280	0.00	488.00	5.49	600	0.00	609
2011 T4	293.70	26.94	277	0.00	566.00	6.14	593	0.00	630
2012 T1	295.71	25.59	273	0.00	512.00	5.58	625	0.00	628
2012 T2	291.27	27.28	276	0.00	588.00	6.19	486	0.74	619
2012 T3	235.87	26.78	220	0.00	481.00	6.38	403	0.27	503

Tableau 17 : La structure Scale-Free pour le réseau des actions

Le tableau 17 présente les résultats provenant de la distribution de la force et du degré de chaque nœud du réseau des actions à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les résultats présentés sont : la valeur minimale où la distribution en loi de puissance débute (K_{min}), l'alpha de la distribution (Alpha), le nombre de nœuds inclus dans la queue de la distribution (N_{tail}), la valeur p de la loi de puissance obtenue à l'aide de 100 simulations ($\text{Valeur } p$) et le nombre de fonds (taille). Les lignes en bleu ne rejettent pas l'hypothèse d'une loi de distribution de puissance au seuil de 10%.

Trimestre	Force				Degré				Taille
	Xmin	Alpha	ntail	Valeur p	Xmin	Alpha	ntail	Valeur p	
2004 T2	353.15	27.56	310	0.00	536.00	5.40	636	0.00	667
2004 T3	355.57	49.34	132	0.12	646.00	6.20	630	0.01	700
2004 T4	351.45	38.17	164	0.09	588.00	6.02	651	0.00	682
2005 T1	384.50	38.04	153	0.01	706.00	6.02	646	0.71	738
2005 T2	382.69	48.01	110	0.04	599.00	5.27	686	0.00	738
2005 T3	391.97	48.11	121	0.02	711.00	6.07	556	0.06	755
2005 T4	408.25	57.91	88	0.01	739.00	6.01	487	0.21	780
2006 T1	400.86	52.70	134	0.66	754.00	6.01	526	0.19	796
2006 T2	411.17	46.62	226	0.78	769.00	6.04	731	0.17	840
2006 T3	412.09	50.73	99	0.17	775.00	6.01	662	0.41	847
2006 T4	360.26	37.89	150	0.10	743.00	6.06	254	0.43	838
2007 T1	402.94	60.55	61	0.46	777.00	5.94	395	0.28	869
2007 T2	426.18	54.33	128	0.14	781.00	5.96	735	0.15	894
2007 T3	434.48	48.05	135	0.14	825.00	5.96	557	0.46	909
2007 T4	443.34	43.76	212	0.53	828.00	5.95	595	0.54	912
2008 T1	461.66	58.53	177	0.28	847.00	5.90	607	0.37	910
2008 T2	443.77	67.16	194	0.03	829.00	5.96	552	0.38	886
2008 T3	445.66	69.33	165	0.17	804.00	5.95	747	0.00	896
2008 T4	407.21	61.86	180	0.34	777.00	6.02	599	0.03	835
2009 T1	335.10	80.38	76	0.11	616.00	6.19	539	0.24	672
2009 T2	307.84	84.34	81	0.11	552.00	6.16	539	0.01	623
2009 T3	358.09	77.74	88	0.17	647.00	6.20	618	0.05	714
2009 T4	408.64	79.58	121	0.30	702.00	6.01	734	0.00	815
2010 T1	418.72	63.73	170	0.01	780.00	6.03	631	0.00	846
2010 T2	437.77	50.82	228	0.00	797.00	6.01	728	0.15	875
2010 T3	426.44	40.57	219	0.07	778.00	5.95	747	0.00	850
2010 T4	473.51	70.03	91	0.04	815.00	5.95	837	0.03	933
2011 T1	514.23	71.40	123	0.12	855.00	5.65	934	0.00	1038
2011 T2	532.31	54.39	198	0.79	958.00	5.93	923	0.12	1077
2011 T3	529.16	68.21	133	0.62	848.00	5.36	962	0.00	1078
2011 T4	467.09	107.14	40	0.69	742.00	5.48	850	0.00	938
2012 T1	507.63	72.36	81	0.91	892.00	5.97	870	0.20	1005
2012 T2	523.99	59.82	174	0.81	973.00	5.85	779	0.50	1046
2012 T3	487.91	54.79	265	0.68	882.00	5.86	875	0.19	988

Tableau 18 : La structure Small-World du réseau des fonds

Le tableau 18 présente les résultats de l'indice Small-World et de ses composantes provenant du réseau des fonds à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les variables sont : le coefficient de rapprochement pondéré global (RLZ_F^W), le coefficient de rapprochement moyen pondéré aléatoire global provenant de 20 simulations ($\langle RLZ_F^W \rangle$), le ratio du coefficient de rapprochement pondéré global (RG_F^{SW}), la distance géodésique pondérée globale (L_F^W), la distance géodésique moyenne aléatoire globale provenant de 20 simulations ($\langle L_F^W \rangle$), le ratio de la distance géodésique pondérée global (LG_F^{SW}) et l'indice Small-World pondéré global (SWZ_F^W). Voir la section 7.4.2 pour le calcul des variables.

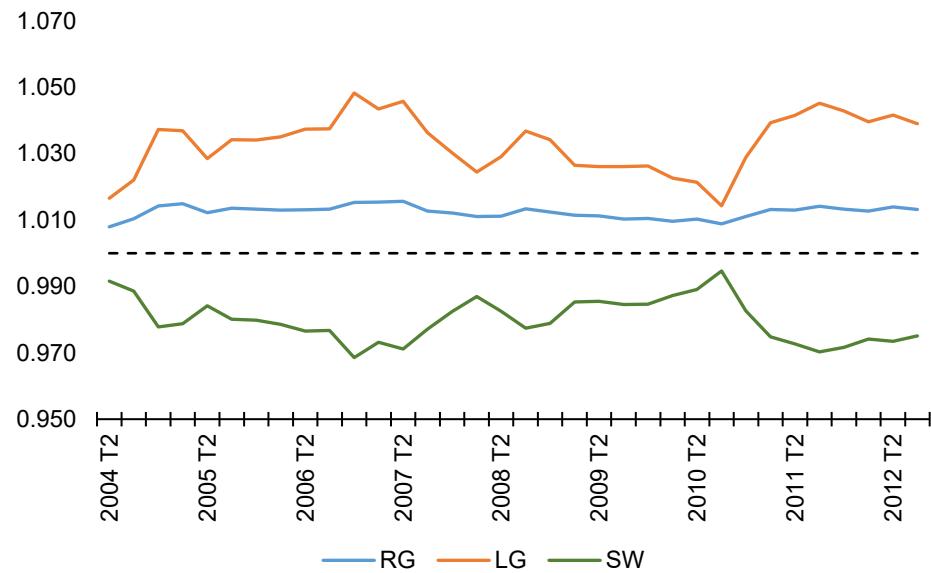
Trimestre	Coefficient de rapprochement global (RLZ_F^W)	Coefficient de rapprochement global aléatoire ($\langle RLZ_F^W \rangle$)	Le ratio du coefficient de rapprochement (RG_F^{SW})	La distance géodésique (L_F^W)	La distance géodésique aléatoire ($\langle L_F^W \rangle$)	Le ratio de la distance géodésique (LG_F^{SW})	Small-World global (SWZ_F^W)
2004 T2	0.465	0.461	1.008	2.199	2.163	1.017	0.992
2004 T3	0.459	0.454	1.010	2.245	2.196	1.022	0.989
2004 T4	0.455	0.448	1.014	2.278	2.196	1.037	0.978
2005 T1	0.462	0.455	1.015	2.243	2.163	1.037	0.979
2005 T2	0.458	0.453	1.012	2.257	2.194	1.029	0.984
2005 T3	0.452	0.446	1.014	2.287	2.211	1.034	0.980
2005 T4	0.452	0.446	1.013	2.288	2.212	1.034	0.980
2006 T1	0.458	0.452	1.013	2.253	2.177	1.035	0.979
2006 T2	0.456	0.450	1.013	2.266	2.184	1.037	0.977
2006 T3	0.454	0.448	1.013	2.272	2.190	1.037	0.977
2006 T4	0.448	0.441	1.015	2.324	2.217	1.048	0.969
2007 T1	0.448	0.441	1.015	2.321	2.225	1.043	0.973
2007 T2	0.454	0.447	1.016	2.291	2.190	1.046	0.971
2007 T3	0.463	0.457	1.013	2.234	2.156	1.036	0.977
2007 T4	0.465	0.459	1.012	2.216	2.151	1.030	0.982
2008 T1	0.466	0.461	1.011	2.199	2.146	1.024	0.987
2008 T2	0.467	0.462	1.011	2.195	2.133	1.029	0.983
2008 T3	0.459	0.453	1.013	2.236	2.157	1.037	0.977
2008 T4	0.462	0.456	1.012	2.232	2.158	1.034	0.979
2009 T1	0.460	0.455	1.011	2.229	2.172	1.026	0.985
2009 T2	0.457	0.451	1.011	2.248	2.190	1.026	0.986
2009 T3	0.462	0.457	1.010	2.226	2.169	1.026	0.985
2009 T4	0.467	0.462	1.011	2.202	2.145	1.026	0.985
2010 T1	0.461	0.457	1.010	2.229	2.179	1.023	0.987
2010 T2	0.459	0.455	1.010	2.235	2.188	1.021	0.989
2010 T3	0.449	0.445	1.009	2.280	2.248	1.014	0.995
2010 T4	0.451	0.446	1.011	2.269	2.205	1.029	0.983
2011 T1	0.461	0.455	1.013	2.223	2.139	1.039	0.975
2011 T2	0.460	0.454	1.013	2.230	2.141	1.041	0.973
2011 T3	0.459	0.452	1.014	2.236	2.139	1.045	0.970
2011 T4	0.455	0.450	1.013	2.252	2.159	1.043	0.972
2012 T1	0.461	0.455	1.013	2.228	2.143	1.040	0.974
2012 T2	0.459	0.452	1.014	2.235	2.146	1.042	0.973
2012 T3	0.458	0.452	1.013	2.241	2.157	1.039	0.975

Tableau 19 : Indice Small-World pondéré et ses composantes provenant du réseau des actions

Le tableau 19 présente les résultats de l'indice Small-World et de ses composantes provenant du réseau des actions à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les variables sont : le coefficient de rapprochement pondéré global (RLZ_F^W), le coefficient de rapprochement moyen pondéré aléatoire global provenant de 20 simulations ($\langle RLZ_F^W \rangle$), le ratio du coefficient de rapprochement pondéré global (RG_F^{SW}), la distance géodésique pondérée globale (L_F^W), la distance géodésique moyenne aléatoire globale provenant de 20 simulations ($\langle L_F^W \rangle$), le ratio de la distance géodésique pondérée global (LG_F^{SW}) et l'indice Small-World pondéré global (SWZ_F^W). Voir la section 7.4.2 pour le calcul des variables.

Trimestre	Coefficient de rapprochement global (RLZ_F^W)	Coefficient de rapprochement global aléatoire ($\langle RLZ_F^W \rangle$)	Le ratio du coefficient de rapprochement (RG_F^{SW})	La distance géodésique (L_F^W)	La distance géodésique aléatoire ($\langle L_F^W \rangle$)	Le ratio de la distance géodésique (LG_F^{SW})	Small-World global (SWZ_F^W)
2004 T2	0.523	0.518	1.009	1.937	1.897	1.021	0.988
2004 T3	0.482	0.479	1.007	2.081	2.046	1.017	0.990
2004 T4	0.495	0.492	1.006	2.042	2.011	1.015	0.991
2005 T1	0.498	0.495	1.006	2.027	1.997	1.015	0.991
2005 T2	0.488	0.484	1.008	2.058	2.015	1.021	0.987
2005 T3	0.489	0.485	1.008	2.053	2.004	1.024	0.985
2005 T4	0.486	0.482	1.009	2.062	2.012	1.025	0.985
2006 T1	0.478	0.474	1.008	2.098	2.054	1.022	0.987
2006 T2	0.470	0.466	1.009	2.127	2.076	1.025	0.984
2006 T3	0.454	0.451	1.008	2.175	2.114	1.029	0.980
2006 T4	0.394	0.388	1.015	2.333	2.209	1.057	0.960
2007 T1	0.421	0.417	1.010	2.253	2.148	1.049	0.963
2007 T2	0.446	0.442	1.010	2.193	2.110	1.039	0.972
2007 T3	0.447	0.443	1.010	2.182	2.116	1.031	0.980
2007 T4	0.462	0.458	1.010	2.125	2.070	1.027	0.983
2008 T1	0.482	0.477	1.010	2.063	2.017	1.022	0.988
2008 T2	0.477	0.472	1.011	2.090	2.039	1.025	0.987
2008 T3	0.472	0.467	1.010	2.105	2.065	1.020	0.990
2008 T4	0.464	0.460	1.008	2.135	2.105	1.014	0.993
2009 T1	0.466	0.462	1.010	2.137	2.103	1.016	0.994
2009 T2	0.461	0.457	1.009	2.165	2.130	1.016	0.993
2009 T3	0.470	0.465	1.010	2.131	2.089	1.020	0.990
2009 T4	0.473	0.468	1.010	2.113	2.070	1.020	0.990
2010 T1	0.470	0.465	1.010	2.116	2.076	1.019	0.991
2010 T2	0.480	0.475	1.010	2.077	2.034	1.021	0.989
2010 T3	0.482	0.478	1.007	2.065	2.032	1.016	0.991
2010 T4	0.474	0.470	1.009	2.098	2.051	1.023	0.987
2011 T1	0.467	0.462	1.011	2.130	2.077	1.025	0.986
2011 T2	0.470	0.465	1.012	2.112	2.060	1.025	0.987
2011 T3	0.462	0.457	1.012	2.138	2.084	1.026	0.986
2011 T4	0.456	0.451	1.011	2.172	2.125	1.022	0.989
2012 T1	0.470	0.465	1.011	2.112	2.070	1.020	0.991
2012 T2	0.475	0.469	1.011	2.097	2.057	1.020	0.991
2012 T3	0.473	0.468	1.010	2.107	2.064	1.021	0.990

Figure 11 : Indice Small-World décomposé du réseau des fonds



La figure 11 illustre la décomposition de l'indice Small-World pondéré global (SW ou SWZ_R^W) en deux mesures : le ratio du coefficient de rapprochement (RG ou RG_R^{SW}) et le ratio de la distance géodésique (LG ou LG_R^{SW}). La ligne pointillée est fixée à 1 et représente le seuil de l'acceptation ou le rejet d'un réseau Small-World. Les ratios RG et LG sont obtenus à l'aide de 20 simulations en permutant les liens des réseaux.

Figure 12 : Indice Small-World décomposé du réseau des actions



La figure 12 illustre la décomposition de l'indice Small-World pondéré global (SW ou SWZ_R^W) en deux mesures : le ratio du coefficient de rapprochement (RG ou RG_R^{SW}) et le ratio de la distance géodésique (LG ou LG_R^{SW}). La ligne pointillée est fixée à 1 et représente le seuil de l'acceptation ou le rejet d'un réseau Small-World. Les ratios RG et LG sont obtenus à l'aide de 20 simulations en permutant les liens des réseaux.

Tableau 20 : Indice Small-World focal pondéré provenant du réseau des fonds

Le tableau 20 présente les résultats de l'indice Small-World focal du réseau des fonds à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), le nombre de nœuds ayant un indice focal supérieur à un (N Sup.), le nombre de nœuds (N) et le pourcentage du nombre de nœuds ayant un indice focal supérieur à un (N Sup. (%)).

Trimestre	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N Sup.	N	N Sup. (%)
2004 T2	1.003	0.622	0.928	1.042	1.108	1.205	0.142	-0.910	2.895	66	106	62.26%
2004 T3	1.002	0.536	0.946	1.037	1.126	1.234	0.159	-1.034	3.181	104	161	64.60%
2004 T4	0.994	0.548	0.912	1.045	1.121	1.253	0.174	-0.866	2.738	104	174	59.77%
2005 T1	0.995	0.534	0.895	1.051	1.128	1.222	0.175	-0.912	2.721	116	190	61.05%
2005 T2	0.999	0.507	0.912	1.051	1.126	1.215	0.165	-0.953	3.024	111	179	62.01%
2005 T3	0.994	0.534	0.904	1.043	1.115	1.230	0.164	-0.891	2.741	107	173	61.85%
2005 T4	0.993	0.522	0.910	1.050	1.109	1.229	0.159	-0.894	2.821	103	172	59.88%
2006 T1	0.993	0.507	0.917	1.035	1.101	1.239	0.167	-0.852	2.991	117	194	60.31%
2006 T2	0.992	0.491	0.917	1.039	1.101	1.251	0.170	-0.798	2.958	131	217	60.37%
2006 T3	0.992	0.506	0.928	1.033	1.107	1.292	0.168	-0.898	3.366	130	223	58.30%
2006 T4	0.985	0.449	0.924	1.034	1.108	1.253	0.173	-1.102	3.798	117	195	60.00%
2007 T1	0.990	0.447	0.939	1.033	1.108	1.261	0.173	-1.104	3.791	105	170	61.76%
2007 T2	0.988	0.471	0.928	1.029	1.107	1.300	0.180	-0.783	3.207	106	181	58.56%
2007 T3	0.992	0.492	0.918	1.036	1.109	1.261	0.169	-0.806	2.968	112	191	58.64%
2007 T4	0.996	0.477	0.894	1.042	1.114	1.254	0.161	-0.870	3.112	123	206	59.71%
2008 T1	1.000	0.510	0.915	1.045	1.113	1.237	0.159	-0.930	3.242	164	262	62.60%
2008 T2	0.995	0.519	0.920	1.037	1.105	1.247	0.158	-0.807	3.169	203	358	56.70%
2008 T3	0.991	0.529	0.892	1.035	1.107	1.320	0.167	-0.632	2.653	229	390	58.72%
2008 T4	0.993	0.492	0.896	1.045	1.107	1.316	0.168	-0.708	2.663	212	347	61.10%
2009 T1	0.998	0.541	0.913	1.039	1.095	1.334	0.160	-0.734	2.937	222	360	61.67%
2009 T2	0.998	0.546	0.931	1.040	1.101	1.290	0.157	-0.848	3.175	209	349	59.89%
2009 T3	0.997	0.526	0.935	1.041	1.099	1.304	0.158	-0.882	3.193	210	340	61.76%
2009 T4	0.999	0.497	0.941	1.044	1.101	1.297	0.164	-0.888	3.188	217	348	62.36%
2010 T1	1.000	0.508	0.936	1.044	1.096	1.281	0.157	-0.883	3.134	206	317	64.98%
2010 T2	1.002	0.534	0.931	1.052	1.110	1.302	0.159	-0.749	2.844	157	253	62.06%
2010 T3	1.006	0.629	0.951	1.055	1.110	1.324	0.148	-0.750	2.742	100	159	62.89%
2010 T4	0.994	0.555	0.895	1.029	1.097	1.376	0.154	-0.416	2.828	191	320	59.69%
2011 T1	0.988	0.520	0.906	1.024	1.090	1.310	0.166	-0.652	3.024	346	592	58.45%
2011 T2	0.985	0.542	0.911	1.018	1.085	1.274	0.162	-0.604	2.947	341	614	55.54%
2011 T3	0.983	0.543	0.894	1.012	1.088	1.286	0.167	-0.508	2.767	336	609	55.17%
2011 T4	0.984	0.584	0.907	1.013	1.085	1.326	0.162	-0.520	2.830	343	630	54.44%
2012 T1	0.987	0.533	0.929	1.017	1.085	1.310	0.162	-0.609	2.874	357	628	56.85%
2012 T2	0.986	0.562	0.913	1.025	1.085	1.302	0.165	-0.625	2.771	362	619	58.48%
2012 T3	0.988	0.571	0.917	1.022	1.088	1.308	0.163	-0.588	2.819	293	503	58.25%

Tableau 21: Indice Small-World focal pondéré provenant du réseau des actions

Le tableau 21 présente les résultats de l'indice Small-World focal du réseau des actions à chaque trimestre entre le 2^e trimestre de 2004 et le 3^e trimestre de 2012. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), le nombre de nœuds ayant un indice focal supérieur à un ($N_{Sup.}$), le nombre de nœuds (N) et le pourcentage du nombre de nœuds ayant un indice focal supérieur à un ($N_{Sup.} (%)$).

Trimestre	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	$N_{Sup.}$	N	$N_{Sup.} (%)$
2004 T2	0.997	0.478	0.912	0.999	1.093	1.282	0.148	-0.542	3.835	331	667	49.63%
2004 T3	0.997	0.518	0.921	0.998	1.075	1.339	0.129	-0.205	3.488	346	700	49.43%
2004 T4	0.999	0.597	0.922	0.996	1.075	1.369	0.126	0.005	3.518	328	682	48.09%
2005 T1	0.998	0.638	0.921	0.995	1.077	1.369	0.126	0.060	3.385	351	738	47.56%
2005 T2	0.995	0.516	0.913	0.997	1.086	1.377	0.138	-0.200	3.353	364	738	49.32%
2005 T3	0.993	0.550	0.910	0.997	1.083	1.363	0.139	-0.172	3.319	369	755	48.87%
2005 T4	0.994	0.507	0.900	0.995	1.091	1.343	0.144	-0.163	3.130	381	780	48.85%
2006 T1	0.993	0.487	0.926	1.006	1.071	1.349	0.123	-0.425	3.990	410	796	51.51%
2006 T2	0.991	0.510	0.924	0.996	1.060	1.382	0.121	-0.205	4.266	405	840	48.21%
2006 T3	0.987	0.558	0.922	0.985	1.056	1.403	0.117	0.131	4.176	378	847	44.63%
2006 T4	0.972	0.629	0.899	0.961	1.037	1.457	0.115	0.487	3.529	295	838	35.20%
2007 T1	0.975	0.628	0.899	0.971	1.044	1.498	0.122	0.334	3.813	346	869	39.82%
2007 T2	0.980	0.557	0.900	0.982	1.059	1.383	0.126	0.058	3.484	379	894	42.39%
2007 T3	0.987	0.546	0.906	0.983	1.064	1.375	0.128	0.133	3.249	407	909	44.77%
2007 T4	0.991	0.521	0.902	0.988	1.078	1.393	0.135	0.026	3.332	423	912	46.38%
2008 T1	0.994	0.450	0.930	1.004	1.081	1.358	0.131	-0.731	4.076	471	910	51.76%
2008 T2	0.993	0.468	0.927	1.010	1.083	1.351	0.135	-0.886	4.214	472	886	53.27%
2008 T3	0.996	0.558	0.931	1.011	1.074	1.436	0.125	-0.670	4.191	483	896	53.91%
2008 T4	0.999	0.590	0.928	1.006	1.077	1.334	0.113	-0.513	3.585	441	835	52.81%
2009 T1	1.000	0.550	0.938	1.015	1.086	1.447	0.130	-0.695	3.990	370	672	55.06%
2009 T2	1.001	0.553	0.931	1.016	1.085	1.403	0.130	-0.524	3.863	340	623	54.57%
2009 T3	0.998	0.519	0.930	1.015	1.080	1.370	0.136	-0.616	3.960	398	714	55.74%
2009 T4	0.996	0.530	0.940	1.016	1.075	1.372	0.129	-0.968	4.417	446	815	54.72%
2010 T1	0.997	0.512	0.936	1.014	1.078	1.385	0.130	-0.789	4.181	473	846	55.91%
2010 T2	0.995	0.535	0.928	1.006	1.076	1.303	0.132	-0.533	3.650	458	875	52.34%
2010 T3	0.998	0.591	0.919	0.993	1.078	1.340	0.125	-0.013	3.138	404	850	47.53%
2010 T4	0.994	0.537	0.926	1.001	1.076	1.327	0.127	-0.639	3.819	472	933	50.59%
2011 T1	0.993	0.523	0.935	1.009	1.073	1.399	0.131	-0.895	4.544	553	1038	53.28%
2011 T2	0.993	0.501	0.926	1.006	1.077	1.494	0.139	-0.595	4.333	561	1077	52.09%
2011 T3	0.993	0.517	0.929	1.012	1.077	1.491	0.133	-0.682	4.284	579	1078	53.71%
2011 T4	0.996	0.566	0.928	1.009	1.079	1.477	0.127	-0.578	4.106	501	938	53.41%
2012 T1	0.997	0.543	0.935	1.014	1.081	1.505	0.134	-0.699	4.485	552	1005	54.93%
2012 T2	0.998	0.526	0.941	1.018	1.076	1.423	0.134	-0.738	4.400	599	1046	57.27%
2012 T3	0.996	0.542	0.939	1.017	1.073	1.482	0.131	-0.710	4.649	569	988	57.59%

Tableau 22: Statistiques descriptives des mesures spécifiques aux firmes

Ce tableau présente les statistiques descriptives de plusieurs mesures spécifiques aux firmes, estimées en panel. Les mesures des firmes sont définies aux sections à l'annexe 2. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures des firmes	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Rendement du trimestre futur ($QRet_{i,t+1,t+2}$)	0.037	-0.961	-0.104	0.039	0.171	3.968	0.258	0.670	9.832	24088
Rendement cumulatif de deux trimestres futurs ($QRet_{i,t+1,t+3}$)	0.060	-0.971	-0.119	0.056	0.221	5.301	0.314	0.946	11.184	24088
Rendement cumulatif de trois trimestres futurs ($QRet_{i,t+1,t+4}$)	0.086	-0.980	-0.122	0.079	0.267	6.849	0.362	1.279	15.048	24088
Rendement cumulatif de quatre trimestres futurs ($QRet_{i,t+1,t+5}$)	0.114	-0.987	-0.122	0.107	0.316	7.854	0.402	1.269	14.071	24088
Log de la capitalisation boursière ($MC_{i,t-1}$)	15.896	14.509	15.066	15.664	16.528	20.144	1.033	0.975	3.610	24088
Book-to-Market ($BM_{i,t-1}$)	4.045	0.102	1.688	2.652	4.168	894.691	12.658	41.698	2305.632	24088
Rendement du trimestre passé ($QRet_{i,t-2,t-1}$)	0.029	-0.836	-0.064	0.031	0.121	1.872	0.170	0.356	6.789	24088
Rendement du trimestre actuel ($QRet_{i,t-1,t}$)	0.017	-0.921	-0.075	0.025	0.116	1.872	0.177	0.031	6.322	24088
Demande passée ($\Delta_{i,t-1}$)	0.526	0.000	0.432	0.500	0.585	1.000	0.155	1.256	5.307	24088
Demande contemporaine ($\Delta_{i,t}$)	0.500	0.000	0.426	0.495	0.567	1.000	0.115	0.280	3.797	24088
Demande future ($\Delta_{i,t+1}$)	0.474	0.000	0.413	0.485	0.556	1.000	0.147	-1.080	5.794	24088

Tableau 23 : Identification des comportements des gestionnaires

Ce tableau présente la moyenne suivie de la statistique t entre parenthèses qui sont obtenus des coefficients provenant des régressions multinomiales des équations (75) et (76) effectuées sur chacun des FCP dans notre échantillon entre le 3^e trimestre de 2004 et le 2^e trimestre de 2012. La variable dépendante est la demande d'un fonds sur une action particulière. Les régressions sont effectuées pour 12 spécifications du modèle. Chaque spécification est effectuée en modifiant une des sept variables indépendantes du modèle. Les variables concernant les types des gestionnaires et les caractéristiques des transactions sont présentées à la section 7.4.4.1. Les statistiques des régressions proviennent de chacun des fonds régressés, leurs moyennes et leurs écarts types sont ainsi présentés pour le nombre d'achats, de ventes et de maintiens effectué par chacun des fonds. Le R^2 ajusté est également la moyenne de chacune des régressions et le nombre de fonds est le nombre de régressions effectuées. Le nombre de fonds varie entre les différents modèles puisque les données sont nettoyées en enlevant 2.5% des valeurs situées aux extrémités des distributions (soit au début et à la fin de la distribution) des coefficients se rapportant aux types de gestionnaires ou aux caractéristiques spécifiques si les types de gestionnaires ne sont pas régressés.

	[1]		[2]		[3]		[4]		[5]		[6]	
	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente
Intercepte α	0.133*** (9.59)	0.235*** (17.17)	0.106*** (7.14)	0.226*** (15.16)	0.118*** (8.02)	0.258*** (17.33)	0.13*** (9.23)	0.223*** (16.22)	0.107*** (7.18)	0.229*** (15.37)	0.145*** (10.37)	0.243*** (17.71)
Type de gestionnaire												
Leader Δ_{t+1}	0.093*** (19.66)	-0.058*** (-13.01)	0.001 (0.11)	0.011** (2.27)	0.081*** (16.48)	-0.05*** (-10.76)			0.33*** (61.25)	-0.267*** (-51.91)	0.336*** (57.77)	-0.281*** (-50.93)
Contemporain Δ_t			0.341*** (58.5)	-0.279*** (-50.15)						0.011** (2.16)	0.019*** (3.58)	
Suiveur Δ_{t-1}					0.105*** (20.95)	-0.064*** (-12.28)				0.114*** (23.56)	-0.063*** (-12.67)	
Caractéristiques des transactions												
Demande passée $Transaction_{i,j,t-1}$												
Momentum $QRet_{i,t-2,t-1}$												
Taille $MC_{i,t-1}$												
Book-to-Market $BM_{i,t-1}$												
Statistiques des régressions												
$\bar{x}(\text{Achats})$	42.5		43.9		44.2		42.0		43.7		42.4	
$\sigma(\text{Achats})$	36.2		37.2		37.5		35.5		36.9		35.8	
$\bar{x}(\text{Ventes})$	47.5		52.4		55.9		46.5		52.5		47.6	
$\sigma(\text{Ventes})$	42.6		55.7		70.1		40.9		55.7		42.6	
$\bar{x}(\text{Maintiens})$	46.8		47.4		49.4		44.3		47.4		46.3	
$\sigma(\text{Maintiens})$	71.1		71.4		73.7		67.2		71.2		70.2	
$\bar{x}(\text{Total})$	136.9		143.7		149.5		132.8		143.6		136.2	
$\sigma(\text{Total})$	111.2		118.9		129.6		106.8		118.9		110.3	
$\bar{x}(R^2 \text{ ajusté})$	0.001		0.018		0.005		0.017		0.019		0.003	
$\sigma(R^2 \text{ ajusté})$	0.012		0.032		0.020		0.027		0.032		0.014	
Nombre de fonds	6435		6172		6222		6434		6184		6423	

Tableau 23 : Identification des comportements des gestionnaires (suite)

	[7]		[8]		[9]		[10]		[11]		[12]	
	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente	Achat	Vente
Intercepte α	0.112*** (6.95)	0.212*** (13.31)	0.133*** (9.47)	0.251*** (18.18)	0.115*** (6.92)	0.223*** (13.55)	0.095*** (5.72)	0.217*** (13.17)	0.067*** (3.33)	0.232*** (11.95)	0.157*** (6.36)	0.262*** (10.25)
Type de gestionnaire												
Leader Δ_{t+1}	0 (0.08)	0.01** (2.11)					-0.003 (-0.5)	0.011** (2.13)	-0.008 (-1.43)	0.011* (1.89)	-0.007 (-1.09)	0.01* (1.71)
Contemporain Δ_t	0.343*** (54.79)	-0.295*** (-50.33)					0.349*** (53.74)	-0.303*** (-49.42)	0.394*** (56.58)	-0.299*** (-45.74)	0.411*** (55.58)	-0.319*** (-46)
Suiveur Δ_{t-1}	0.009 (1.59)	0.016*** (2.93)					0.015*** (2.62)	0.015*** (2.62)	0.051*** (8.43)	0.05*** (8.21)	0.032*** (4.89)	0.094*** (14.09)
Demande passée <i>Transaction</i> _{i,j,t-1}			-0.015*** (-2.71)	0.001 (0.27)	-0.027*** (-4.69)	-0.031*** (-5.57)	-0.032*** (-4.56)	0.018*** (2.65)	-0.064*** (-8.48)	-0.013* (-1.8)	-0.056*** (-7.07)	-0.024*** (-3.04)
Momentum <i>QRet</i> _{i,t-2,t-1}					0.14*** (20.57)	0.233*** (33.8)			0.233*** (23.21)	0.246*** (24.54)	0.245*** (23.01)	0.245*** (23.28)
Taille <i>MC</i> _{i,t-1}					0.174*** (6.65)	0.324*** (12.91)			0.317*** (7.15)	0.426*** (10.41)	0.312*** (7.03)	0.374*** (8.77)
Statistiques des régressions												
\bar{x} (Achats)	50.7	51.6		42.6		48.8		50.8		51.5		
σ (Achats)	55.1	58.3		36.1		52.0		55.2		56.6		
\bar{x} (Ventes)	55.5	57.4		47.7		54.4		55.8		56.2		
σ (Ventes)	58.9	76.0		42.5		57.5		59.2		59.8		
\bar{x} (Mantiens)	50.9	51.2		46.2		49.1		50.9		50.6		
σ (Mantiens)	75.6	79.4		71.0		75.0		75.7		74.6		
\bar{x} (Total)	157.0	160.1		136.5		152.3		157.6		158.3		
σ (Total)	134.2	157.9		110.7		132.0		134.4		134.4		
\bar{x} (R^2 ajusté)	0.021	0.083		0.007		0.027		0.033		0.059		
σ (R^2 ajusté)	0.037	0.080		0.019		0.043		0.044		0.071		
Nombre de fonds	6063	6275		6385		6024		6102		6193		

Tableau 24 : Tests de Wald en lien avec le tableau 23

Ce tableau présente les résultats provenant des tests de Wald des coefficients moyens issus des équations (75) et (76). Les tests représentent le coefficient des achats moins le coefficient des ventes, les deux en valeurs absolues. Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les descriptions des variables et la méthodologie sont présentées dans la section 7.4.4.1.

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]
Intercepte α	-0.102*** (-12.81)	-0.120*** (-12.60)	-0.140*** (-14.73)	-0.093*** (-11.24)	-0.122*** (-12.62)	-0.098*** (-12.29)	-0.100*** (-9.07)	-0.118*** (-14.53)	-0.107*** (-10.11)	-0.121*** (-10.47)	-0.165*** (-12.09)	-0.105*** (-6.10)
Type de gestionnaire												
Leader Δ_{t+1}	0.035*** (7.09)	-0.010** (-2.02)	0.031*** (6.06)				-0.010* (-1.92)			-0.008 (-1.53)	-0.002 (-0.38)	-0.003 (-0.55)
Contemporain Δ_t		0.062*** (9.09)		0.062*** (9.97)	0.055*** (8.11)		0.048*** (6.54)			0.046*** (6.09)	0.095*** (11.50)	0.092*** (10.31)
Suiveur Δ_{t-1}			0.042*** (7.41)		-0.008 (-1.34)	0.051*** (9.35)	-0.007 (-1.25)			0.000 (-0.02)	0.001 (0.18)	-0.062*** (-8.51)
Caractéristiques des transactions												
Demande passée $Transaction_{i,j,t-1}$												-0.293*** (-17.70)
Momentum $QRet_{i,t-2,t-1}$								0.013* (1.96)	-0.004 (-0.56)	0.013 (1.53)	0.051*** (5.35)	0.032*** (3.36)
Taille $MC_{i,t-1}$									-0.093*** (-16.06)		-0.013* (-1.67)	0.00 (-0.04)
Book-to-Market $BM_{i,t-1}$									-0.150*** (-5.75)		-0.109*** (-3.07)	-0.062* (-1.75)

Tableau 25 : Statistiques descriptives des mesures moyennes en fonction des achats des fonds

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures moyennes en fonction des achats des fonds, estimées en panel. Les variables sont estimées à l'aide des équations (78) et (80) et sont définies aux annexes 1 à 3. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures moyennes en fonction des achats	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Ratio du coefficient de rapprochement $(CA.CR_{j,t}^{A,w})$	0.982	0.875	0.965	0.982	1.000	1.068	0.026	- 0.114	2.890	6213
Variation du ratio du coefficient de rapprochement $(ACA.CR_{j,t}^{A,w})$	-0.001	-0.049	-0.007	-0.002	0.004	0.075	0.009	0.112	5.179	6213
Coefficient de rapprochement $(RLZ_{j,t}^{A,w})$	0.479	0.356	0.470	0.481	0.491	0.542	0.018	- 1.048	5.597	6213
Variation du coefficient de rapprochement $(\Delta RLZ_{j,t}^{A,w})$	-0.001	-0.084	-0.005	-0.001	0.004	0.085	0.010	- 1.080	10.407	6213
Closeness $(CB_{j,t}^{A,w})$	0.481	0.420	0.473	0.482	0.490	0.539	0.014	- 0.265	3.948	6213
Variation de la closeness $(\Delta CB_{j,t}^{A,w})$	-0.001	-0.044	-0.005	-0.001	0.003	0.036	0.008	- 1.029	7.175	6213
Degré $(k_{j,t}^{A,u})$	853.923	578.875	768.447	851.290	979.786	1056.867	125.491	- 0.158	2.005	6213
Variation du degré $(\Delta k_{j,t}^{A,u})$	5.385	- 161.556	-28.857	18.682	44.171	140.182	65.371	- 0.775	3.032	6213
Eigen Vector $(E_{j,t}^{A,w})$	0.845	0.602	0.826	0.848	0.868	0.925	0.031	- 0.700	4.280	6213
Variation de l'Eigen Vector $(\Delta E_{j,t}^{A,w})$	-0.002	-0.113	-0.016	-0.002	0.010	0.165	0.021	0.388	3.807	6213
Distance géodésique $(L_{j,t}^{A,w})$	2.134	1.894	2.090	2.128	2.169	2.477	0.068	0.736	4.597	6213
Variation de la distance géodésique $(\Delta L_{j,t}^{A,w})$	0.004	-0.182	-0.016	0.004	0.022	0.214	0.039	0.956	6.635	6213
Ratio de la distance géodésique $(LR.LA_{j,t}^{A,w})$	0.960	0.861	0.945	0.961	0.977	1.032	0.024	- 0.226	2.873	6213
Variation du ratio de la distance géodésique $(\Delta LR.LA_{j,t}^{A,w})$	-0.001	-0.049	-0.006	-0.001	0.004	0.037	0.009	- 0.053	4.286	6213
Force $(k_{j,t}^{A,w})$	415.762	262.379	371.186	416.031	476.739	527.456	61.829	- 0.154	2.026	6213
Variation de la force $(\Delta k_{j,t}^{A,w})$	1.702	-84.470	-18.444	9.643	23.287	81.907	33.512	- 0.669	2.718	6213

<u>Small-World focal</u> $(SWZ_{j,t}^{A,W})$	0.946	0.772	0.915	0.946	0.979	1.097	0.047	- 0.076	2.809	6213
Variation du Small-World focal $(\Delta SWZ_{j,t}^{A,W})$	-0.002	-0.074	-0.013	-0.003	0.007	0.071	0.016	0.272	3.914	6213
Taille $(MC_{j,t-1}^A)$	16.491	14.760	16.061	16.562	16.939	18.188	0.619	- 0.256	2.462	6213
Transaction passée d'un fond $(Transaction_{j,t-1}^A)$	0.168	-0.947	0.017	0.167	0.323	0.962	0.254	- 0.346	4.217	6213
Book-to-Market $(BM_{j,t-1}^A)$	4.190	1.102	2.905	3.734	4.865	53.745	2.578	7.092	91.194	6213
Rendement du trimestre passé $(QRet_{j,t-2,t-1}^A)$	0.031	-0.408	-0.036	0.044	0.115	0.437	0.119	- 0.453	3.122	6213
Rendement du trimestre futur $(QRet_{j,t+1,t+2}^A)$	0.017	-0.383	-0.052	0.035	0.098	0.467	0.122	- 0.521	3.146	6213
Rendement cumulatif de deux trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+3}^A)$	0.052	-0.557	-0.046	0.067	0.142	0.954	0.178	- 0.044	3.997	6213
Rendement cumulatif de trois trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+4}^A)$	0.093	-0.596	-0.001	0.105	0.202	1.119	0.198	- 0.149	4.098	6213
Rendement cumulatif de quatre trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+5}^A)$	0.133	-0.600	0.021	0.154	0.248	1.477	0.214	- 0.098	4.780	6213

Tableau 26: Statistiques descriptives des mesures moyennes en fonction des ventes des fonds

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures moyennes en fonction des ventes des fonds, estimées en panel. Les variables sont estimées à l'aide des équations (78) et (80) et sont définies aux annexes 1 à 3. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures moyennes en fonction des ventes	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Ratio du coefficient de rapprochement $(CA.CR_{j,t}^{V,W})$	0.979	0.868	0.962	0.979	0.997	1.074	0.026	-0.063	2.973	6213
Variation du ratio du coefficient de rapprochement $(\Delta CA.CR_{j,t}^{V,W})$	0.003	-0.036	-0.003	0.002	0.008	0.045	0.009	0.381	3.887	6213
Coefficient de rapprochement $(RLZ_{j,t}^{V,W})$	0.478	0.391	0.469	0.480	0.490	0.540	0.018	-0.932	5.119	6213
Variation du coefficient de rapprochement $(\Delta RLZ_{j,t}^{V,W})$	0.000	-0.069	-0.004	0.000	0.005	0.065	0.010	-1.177	10.016	6213
Closeness $(CB_{j,t}^{V,W})$	0.480	0.427	0.472	0.481	0.489	0.537	0.014	-0.215	3.907	6213
Variation de la closeness $(\Delta CB_{j,t}^{V,W})$	0.000	-0.046	-0.003	0.000	0.004	0.030	0.007	-1.007	7.427	6213
Degré $(k_{j,t}^{V,U})$	855.694	569.857	771.300	853.235	980.403	1057.421	125.319	-0.172	2.017	6213
Variation du degré $(\Delta k_{j,t}^{V,U})$	3.159	-179.214	-30.879	15.344	42.200	126.632	65.193	-0.768	3.056	6213
Eigen Vector $(E_{j,t}^{V,W})$	0.844	0.661	0.825	0.847	0.867	0.925	0.031	-0.620	3.901	6213
Variation de l'Eigen Vector $(\Delta E_{j,t}^{V,W})$	-0.001	-0.090	-0.014	-0.001	0.012	0.094	0.021	0.300	3.113	6213
Distance géodésique $(L_{j,t}^{V,W})$	2.138	1.899	2.094	2.132	2.174	2.442	0.069	0.709	4.579	6213
Variation de la distance géodésique $(\Delta L_{j,t}^{V,W})$	-0.002	-0.150	-0.020	-0.001	0.016	0.195	0.038	0.922	6.826	6213
Ratio de la distance géodésique $(LR.LA_{j,t}^{V,W})$	0.958	0.868	0.942	0.959	0.975	1.036	0.024	-0.202	2.971	6213
Variation du ratio de la distance géodésique $(\Delta LR.LA_{j,t}^{V,W})$	0.002	-0.038	-0.003	0.002	0.007	0.045	0.009	0.055	4.381	6213
Force $(k_{j,t}^{V,W})$	415.568	259.363	370.544	415.168	475.256	526.274	61.862	-0.152	2.026	6213
Variation de la force $(\Delta k_{j,t}^{V,W})$	2.073	-84.961	-17.654	9.907	23.277	61.846	33.456	-0.672	2.733	6213

<i>Small-World</i> focal $(SWZ_{j,t}^{V,w})$	0.941	0.763	0.909	0.941	0.974	1.108	0.047	-0.032	2.906	6213
Variation du <i>Small-World</i> focal $(\Delta SWZ_{j,t}^{V,w})$	0.005	-0.043	-0.006	0.003	0.014	0.086	0.016	0.495	3.592	6213
Taille $(MC_{j,t-1}^V)$	16.552	14.827	16.110	16.624	16.996	18.692	0.611	-0.271	2.469	6213
Transaction passée d'un fond $(Transaction_{j,t-1}^V)$	-0.020	-0.956	-0.222	-0.017	0.182	0.952	0.333	0.025	3.150	6213
Book-to-Market $(BM_{j,t-1}^V)$	4.337	1.232	3.069	3.835	4.829	73.391	2.962	8.922	138.201	6213
Rendement du trimestre passé $(QRet_{j,t-2,t-1}^V)$	0.029	-0.370	-0.038	0.041	0.110	0.368	0.112	-0.457	3.019	6213
Rendement du trimestre futur $(QRet_{j,t+1,t+2}^V)$	0.017	-0.385	-0.049	0.037	0.093	0.411	0.117	-0.569	3.143	6213
Rendement cumulatif de deux trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+3}^V)$	0.054	-0.596	-0.046	0.068	0.141	0.972	0.173	-0.038	3.951	6213
Rendement cumulatif de trois trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+4}^V)$	0.094	-0.624	0.004	0.105	0.202	1.074	0.192	-0.180	4.097	6213
Rendement cumulatif de quatre trimestres futurs $(QRet_{j,t+1,t+5}^V)$	0.135	-0.529	0.028	0.153	0.247	1.322	0.208	-0.125	4.689	6213

Tableau 27 : Statistiques descriptives des mesures des comportements

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures des comportements provenant des équations (75) et (76) de la section 7.4.4.1 et sont estimées en panel. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures des comportements	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Acheteur-suiveur ($\beta_{j,t}^{S,A}$)	0.029	-3.258	-0.265	0.025	0.328	2.242	0.528	-0.124	4.388	6213
Vendeur-suiveur ($\beta_{j,t}^{S,V}$)	-0.096	-2.023	-0.394	-0.082	0.213	3.118	0.533	-0.043	4.152	6213
Acheteur-contemporain ($\beta_{j,t}^{C,A}$)	0.408	-1.615	0.050	0.367	0.713	3.684	0.584	0.600	4.537	6213
Vendeur-contemporain ($\beta_{j,t}^{C,V}$)	0.317	-2.569	-0.026	0.289	0.635	2.862	0.553	0.240	3.951	6213
Acheteur-leader ($\beta_{j,t}^{L,A}$)	-0.010	-4.452	-0.287	-0.006	0.272	5.495	0.585	0.002	8.807	6213
Vendeur-leader ($\beta_{j,t}^{L,V}$)	-0.003	-5.739	-0.278	0.001	0.269	4.990	0.576	-0.031	10.084	6213

Tableau 28 : Statistiques descriptives des variables macroéconomiques trimestrielles

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures macroéconomiques trimestrielles analysées de façon longitudinale. Les mesures de réseau sont définies à l'annexe 4. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures macroéconomiques	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
$ Rm_t $	7.136	0.185	2.316	6.049	11.327	22.308	5.488	0.839	3.088	32
$Yield_{t-1}$	2.082	1.647	1.813	1.924	2.142	3.589	0.436	2.006	6.693	32
PIB_{t-1}	1.372	-8.200	0.475	2.050	3.125	4.900	2.841	-1.638	5.859	32
Rm_t^2	80.105	0.034	5.370	36.594	128.320	497.667	108.935	2.123	7.953	32
Rm_t	1.550	-22.308	-2.527	2.190	6.212	16.452	8.956	-0.589	3.194	32
$slope_{t-1}$	1.090	-0.405	0.453	1.027	1.645	2.621	0.845	0.090	2.001	32
$spread_{t-1}$	1.224	0.660	0.900	1.100	1.350	3.380	0.577	2.471	9.169	32
Rf_{t-1}	1.772	0.012	0.081	0.498	3.538	4.937	1.957	0.535	1.603	32

Tableau 29 : Statistiques descriptives trimestrielles des comportements

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures moyennes trimestrielles des comportements, ces données sont longitudinales. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures moyennes trimestrielles des comportements	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Acheteur-suiveur $(\beta_{j,t}^{S,\bar{A}})$	0.021	-0.114	-0.030	0.019	0.095	0.138	0.076	-0.147	1.888	32
Vendeur-suiveur $(\beta_{j,t}^{S,V})$	-0.082	-0.224	-0.124	-0.089	-0.041	0.123	0.069	0.542	3.977	32
Acheteur-contemporain $(\beta_{j,t}^{C,\bar{A}})$	0.416	0.255	0.353	0.408	0.439	0.740	0.109	1.092	4.466	32
Vendeur-contemporain $(\beta_{j,t}^{C,V})$	0.326	0.198	0.281	0.325	0.356	0.532	0.076	0.493	3.275	32
Acheteur-leader $(\beta_{j,t}^{L,\bar{A}})$	-0.007	-0.128	-0.039	0.000	0.032	0.126	0.058	-0.137	2.758	32
Vendeur-leader $(\beta_{j,t}^{L,V})$	-0.011	-0.115	-0.041	-0.008	0.016	0.120	0.054	0.024	3.285	32

Tableau 30 : Coefficients de corrélation entre les mesures macroéconomiques et les mesures moyennes des comportements

Ce tableau présente les coefficients de corrélation des mesures macroéconomiques trimestrielles et des mesures moyennes trimestrielles des comportements, l'estimation des coefficients est effectuée de façon longitudinale. Les mesures sont présentées aux annexes 3 et 4. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

	$ Rm_t $	$Yield_{t-1}$	PIB_{t-1}	Rm_t^2	Rm_t	$slope_{t-1}$	$spread_{t-1}$	Rf_{t-1}
Acheteur-suiveur $(\beta_{j,t}^{S,\bar{A}})$	0.510	0.557	-0.383	0.496	-0.171	0.223	0.519	-0.225
Vendeur-suiveur $(\beta_{j,t}^{S,V})$	-0.431	-0.322	0.269	-0.453	0.137	-0.255	-0.242	0.179
Acheteur-contemporain $(\beta_{j,t}^{C,\bar{A}})$	0.360	0.217	-0.171	0.362	0.134	0.098	0.113	-0.031
Vendeur-contemporain $(\beta_{j,t}^{C,V})$	-0.201	-0.334	0.329	-0.171	0.116	-0.133	-0.331	0.209
Acheteur-leader $(\beta_{j,t}^{L,\bar{A}})$	0.066	0.233	-0.210	0.098	-0.088	0.324	0.140	-0.200
Vendeur-leader $(\beta_{j,t}^{L,V})$	-0.070	-0.109	-0.084	-0.029	-0.198	-0.159	-0.018	0.084

Tableau 31 : Statistiques descriptives des mesures moyennes trimestrielles provenant des réseaux des fonds et des actions

Ce tableau présente les statistiques descriptives des mesures moyennes trimestrielles provenant des réseaux des fonds et des actions analysées de façon longitudinale. Les mesures de réseau sont définies à la section 5.2 et à l'annexe 1. Les statistiques présentées sont : la moyenne (\bar{x}), la valeur minimale (Min.), la valeur du premier quartile (25%), la médiane (Med.), la valeur du troisième quartile (75%), la valeur maximale (Max.), l'écart type (σ), le coefficient d'asymétrie (Skew.), la Kurtose (Kurt.), et le nombre d'observations (N).

Mesures de réseaux moyennes	\bar{x}	Min.	25%	Med.	75%	Max.	σ	Skew.	Kurt.	N
Coefficient de rapprochement des fonds ($RLZ_{F,t}^W$)	0.458	0.448	0.455	0.459	0.462	0.467	0.005	-0.285	2.338	32
Coefficient de rapprochement des actions ($RLZ_{S,t}^W$)	0.470	0.394	0.462	0.470	0.482	0.523	0.023	-1.043	6.234	32
Ratio du coefficient de rapprochement des fonds ($CA.CR_{F,t}^W$)	1.011	1.007	1.010	1.011	1.012	1.014	0.002	-0.090	2.636	32
Ratio du coefficient de rapprochement des actions ($CA.CR_{S,t}^W$)	1.008	1.005	1.006	1.007	1.008	1.022	0.003	3.052	12.718	32
Closeness des fonds ($CB_{F,t}^W$)	0.462	0.453	0.459	0.463	0.465	0.471	0.005	-0.242	2.347	32
Closeness des actions ($CB_{S,t}^W$)	0.488	0.448	0.482	0.488	0.496	0.530	0.014	-0.023	5.167	32
Densité du réseau des fonds ($\rho_{F,t}^u$)	0.975	0.962	0.970	0.974	0.979	0.987	0.007	0.174	2.098	32
Densité du réseau des actions ($\rho_{S,t}^u$)	0.904	0.776	0.901	0.909	0.922	0.958	0.036	-1.706	6.855	32
Densité pondérée du réseau des fonds ($\rho_{F,t}^w$)	0.655	0.639	0.649	0.655	0.660	0.671	0.008	0.031	2.433	32
Densité pondérée du réseau des actions ($\rho_{S,t}^w$)	0.655	0.532	0.646	0.658	0.671	0.738	0.038	-1.042	5.836	32
Nombre de liens dans le réseau des fonds (#Edges _{F,t})	55321	5494	15719	27698	60307	192339	59084	1.509	3.824	32
Nombre de liens dans le réseau des actions (#Edges _{S,t})	325012	178680	262530	323053	362410	521207	86620	0.605	2.973	32
Eigen Vector des fonds ($E_{F,t}^W$)	0.868	0.835	0.860	0.868	0.878	0.909	0.015	0.213	3.374	32
Eigen Vector des actions ($E_{S,t}^W$)	0.828	0.755	0.817	0.835	0.843	0.865	0.023	-1.239	4.570	32
Distance géodésique des fonds ($L_{F,t}^W$)	2.248	2.195	2.228	2.240	2.270	2.324	0.033	0.536	2.827	32
Distance géodésique des actions ($L_{S,t}^W$)	2.116	1.937	2.074	2.113	2.137	2.333	0.070	0.605	5.291	32
Ratio de la distance géodésique des fonds ($LR.LA_{F,t}^W$)	0.976	0.964	0.971	0.975	0.982	0.992	0.007	0.233	2.268	32
Ratio de la distance géodésique des actions ($LR.LA_{S,t}^W$)	0.981	0.948	0.980	0.983	0.986	0.990	0.009	-2.240	7.975	32
Nombre moyen que les fonds ont d'actions en commun (NMAC _{F,t})	28.642	18.605	24.847	29.688	31.997	36.335	4.299	-0.481	2.493	32
Nombre moyen que les actions ont de fonds en commun	13.532	4.689	7.712	10.596	20.268	26.572	7.058	0.480	1.778	32

$(NMF_{S,t})$										
Degré des fonds $(\bar{k}_{F,t}^u)$	291.57 8	103.660	174.179	231.739	344.084	610.600	152.02 0	1.049	2.924	32
Degré des actions $(\bar{k}_{S,t}^u)$	759.04 7	573.612	694.453	763.669	804.349	967.887	97.821	0.388	2.745	32
Force des fonds $(\bar{k}_{F,t}^w)$	0.465	0.455	0.462	0.465	0.468	0.473	0.004	-0.090	2.519	32
Force des actions $(\bar{k}_{S,t}^w)$	0.501	0.479	0.494	0.501	0.509	0.538	0.011	0.794	4.965	32
Nombre de fonds	300.25 0	106.000	180.500	238.000	351.250	630.000	156.84 1	1.070	2.966	32
Nombre d'actions	842.37 5	623.000	750.750	846.500	909.250	1078.00 0	116.74 1	0.153	2.560	32
<i>Small-World</i> focal des fonds $(SWZ_{F,t}^w)$	0.994	0.983	0.990	0.994	0.998	1.006	0.006	-0.034	2.289	32
<i>Small-World</i> focal des actions $(SWZ_{S,t}^w)$	0.993	0.972	0.993	0.994	0.997	1.001	0.007	-1.819	5.983	32

Tableau 32 : Caractéristiques du comportement acheteur-contemporain

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à acheter en même temps que les autres, soit un comportement acheteur-contemporain (équation (75)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

Tableau 33 : Coefficients de corrélation entre le comportement contemporain et les rendements normalisés futurs

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures du comportement acheteur-contemporain et vendeur-contemporain (estimées avec les équations (75) et (76)) et les rendements normalisés futurs des transactions (achats ou ventes) pour les quatre trimestres suivant l'identification du comportement. Les résultats entre parenthèses sont les statistiques du t-test. Les coefficients de corrélation sont estimés par l'équation (81). Chaque variable est normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57).

	Contemporain			
	Acheteur		Vendeur	
	Achats	Ventes	Achats	Ventes
T=1	-0.056*** (-4.41)	0.008 (0.60)	0.000 (0.03)	-0.010 (-0.81)
T=2	-0.061*** (-4.81)	-0.000 (-0.00)	0.008 (0.61)	-0.014 (-1.13)
T=3	-0.051*** (-4.04)	-0.011 (-0.85)	-0.008 (-0.61)	-0.009 (-0.68)
T=4	-0.064*** (-5.12)	-0.006 (-0.44)	-0.020 (-1.56)	-0.027** (-2.18)

Tableau 34 : Rendements bruts des achats des gestionnaires acheteurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des achats effectués par les gestionnaires acheteurs-contemporains pour différentes périodes de détention. La mesure de comportement acheteur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents d'achats pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A à D présentent les rendements bruts obtenus pour des périodes de détention allant de 3 mois à 12 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécularité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.582 (1.04)	0.618 (1.13)	0.540 (0.96)	0.582 (1.06)	0.504 (0.91)	0.542 (0.95)	0.482 (0.87)	0.495 (0.90)	0.498 (0.89)	0.325 (0.57)	-0.257*** (-2.61)
CAPM α	0.089 (0.81)	0.137 (0.93)	0.047 (0.37)	0.097 (0.95)	0.018 (0.18)	0.043 (0.38)	-0.006 (-0.06)	0.012 (0.11)	0.008 (0.07)	-0.178 (-1.25)	-0.267** (-2.12)
FF (3 facteurs) α	0.076 (0.81)	0.129 (1.06)	0.036 (0.35)	0.080 (0.90)	0.009 (0.10)	0.036 (0.35)	-0.015 (-0.18)	0.003 (0.04)	-0.004 (-0.04)	-0.182 (-1.28)	-0.258** (-2.22)
FF (4 facteurs) α	0.091 (1.02)	0.144 (1.31)	0.051 (0.55)	0.092 (1.07)	0.012 (0.13)	0.045 (0.47)	-0.007 (-0.09)	0.010 (0.13)	0.008 (0.08)	-0.173 (-1.27)	-0.265** (-2.31)
FF (5 facteurs) α	0.147* (1.82)	0.200 (1.59)	0.131 (1.39)	0.166** (2.29)	0.068 (0.83)	0.113 (1.48)	0.074 (0.93)	0.068 (0.74)	0.085 (0.91)	-0.116 (-0.91)	-0.263** (-2.29)

Panel B : Période de détention de 6 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.635 (1.12)	0.600 (1.08)	0.617 (1.10)	0.608 (1.10)	0.523 (0.94)	0.566 (1.00)	0.561 (1.01)	0.544 (0.99)	0.544 (0.98)	0.506 (0.90)	-0.129* (-1.86)
CAPM α	0.069 (0.55)	0.047 (0.35)	0.056 (0.43)	0.055 (0.53)	-0.035 (-0.30)	0.000 (0.00)	0.001 (0.02)	-0.010 (-0.10)	-0.011 (-0.10)	-0.058 (-0.51)	-0.127 (-1.53)
FF (3 facteurs) α	0.058 (0.55)	0.038 (0.34)	0.043 (0.39)	0.042 (0.48)	-0.046 (-0.45)	-0.009 (-0.08)	-0.007 (-0.08)	-0.019 (-0.23)	-0.023 (-0.25)	-0.065 (-0.56)	-0.122* (-1.65)
FF (4 facteurs) α	0.074 (0.81)	0.053 (0.55)	0.058 (0.62)	0.058 (0.75)	-0.035 (-0.40)	0.005 (0.05)	0.003 (0.05)	-0.009 (-0.13)	-0.012 (-0.14)	-0.052 (-0.48)	-0.126* (-1.67)
FF (5 facteurs) α	0.151 (1.59)	0.132 (1.25)	0.141 (1.46)	0.119 (1.55)	0.038 (0.44)	0.089 (0.99)	0.090 (1.24)	0.070 (0.86)	0.079 (0.96)	0.041 (0.39)	-0.110 (-1.30)

Panel C : Période de détention de 9 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.691	0.679	0.681	0.666	0.570	0.641	0.644	0.624	0.611	0.651	-0.040
	(1.22)	(1.23)	(1.20)	(1.20)	(1.01)	(1.14)	(1.16)	(1.13)	(1.11)	(1.16)	(-0.66)
CAPM α	0.052	0.055	0.042	0.039	-0.068	0.006	0.016	0.002	-0.012	0.019	-0.033
	(0.45)	(0.43)	(0.34)	(0.36)	(-0.53)	(0.04)	(0.15)	(0.01)	(-0.10)	(0.17)	(-0.46)
FF (3 facteurs) α	0.031	0.036	0.016	0.013	-0.093	-0.016	-0.004	-0.020	-0.037	0.003	-0.028
	(0.31)	(0.34)	(0.16)	(0.15)	(-0.89)	(-0.14)	(-0.04)	(-0.21)	(-0.40)	(0.03)	(-0.42)
FF (4 facteurs) α	0.045	0.048	0.029	0.027	-0.083	-0.004	0.006	-0.009	-0.027	0.014	-0.031
	(0.57)	(0.54)	(0.33)	(0.35)	(-0.91)	(-0.04)	(0.08)	(-0.12)	(-0.33)	(0.14)	(-0.46)
FF (5 facteurs) α	0.121	0.118	0.119	0.096	0.001	0.085	0.086	0.073	0.057	0.106	-0.015
	(1.38)	(1.22)	(1.27)	(1.24)	(0.01)	(0.86)	(1.05)	(0.82)	(0.69)	(1.04)	(-0.20)

Panel D : Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.671	0.685	0.650	0.657	0.588	0.637	0.623	0.601	0.606	0.607	-0.064
	(1.19)	(1.24)	(1.14)	(1.17)	(1.04)	(1.13)	(1.11)	(1.09)	(1.09)	(1.08)	(-1.16)
CAPM α	0.057	0.082	0.032	0.047	-0.027	0.024	0.012	-0.003	0.003	-0.008	-0.065
	(0.48)	(0.65)	(0.25)	(0.43)	(-0.19)	(0.19)	(0.12)	(-0.03)	(0.02)	(-0.07)	(-1.02)
FF (3 facteurs) α	0.039	0.065	0.010	0.027	-0.053	0.004	-0.005	-0.021	-0.017	-0.019	-0.058
	(0.37)	(0.63)	(0.09)	(0.29)	(-0.46)	(0.03)	(-0.05)	(-0.22)	(-0.18)	(-0.17)	(-0.98)
FF (4 facteurs) α	0.052	0.076	0.021	0.039	-0.042	0.015	0.004	-0.011	-0.008	-0.008	-0.061
	(0.72)	(0.95)	(0.25)	(0.55)	(-0.47)	(0.16)	(0.06)	(-0.14)	(-0.10)	(-0.09)	(-1.05)
FF (5 facteurs) α	0.121	0.147	0.111	0.112	0.052	0.101	0.082	0.074	0.072	0.078	-0.043
	(1.24)	(1.45)	(1.09)	(1.34)	(0.50)	(0.95)	(1.01)	(0.80)	(0.88)	(0.81)	(-0.69)

Tableau 35 : Rendements bruts des ventes des gestionnaires acheteurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des ventes effectués par les gestionnaires acheteurs-contemporains pour différentes périodes de détention. La mesure de comportement acheteur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés de ventes pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A à D présentent les rendements bruts obtenus pour des périodes de détention allant de 3 mois à 12 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.841 (-1.58)	-0.812 (-1.48)	-0.897* (-1.66)	-0.848 (-1.56)	-0.701 (-1.25)	-0.862 (-1.57)	-0.838 (-1.58)	-0.792 (-1.49)	-0.762 (-1.40)	-0.857 (-1.60)	-0.017 (-0.19)
CAPM α	-0.374*** (-3.31)	-0.328*** (-3.13)	-0.422*** (-3.25)	-0.370*** (-2.78)	-0.210 (-1.32)	-0.382*** (-3.16)	-0.371*** (-2.86)	-0.324*** (-2.60)	-0.284** (-2.18)	-0.386*** (-3.10)	-0.012 (-0.13)
FF (3 facteurs) α	-0.372*** (-3.30)	-0.316*** (-3.03)	-0.414*** (-3.36)	-0.360*** (-2.88)	-0.203 (-1.39)	-0.368*** (-3.08)	-0.364*** (-2.98)	-0.318** (-2.53)	-0.279** (-2.34)	-0.381*** (-3.12)	-0.009 (-0.09)
FF (4 facteurs) α	-0.376*** (-3.39)	-0.325*** (-3.13)	-0.425*** (-3.42)	-0.370*** (-3.04)	-0.213 (-1.48)	-0.382*** (-3.10)	-0.370*** (-2.97)	-0.326** (-2.54)	-0.290** (-2.36)	-0.388*** (-3.04)	-0.012 (-0.12)
FF (5 facteurs) α	-0.404*** (-4.22)	-0.362*** (-4.01)	-0.489*** (-4.71)	-0.450*** (-4.47)	-0.301** (-2.28)	-0.457*** (-5.46)	-0.446*** (-4.80)	-0.426*** (-4.35)	-0.374*** (-3.96)	-0.473*** (-4.55)	-0.069 (-0.68)

Panel B : Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.888 (-1.64)	-0.940* (-1.70)	-0.958* (-1.75)	-0.917* (-1.66)	-0.830 (-1.48)	-0.896 (-1.63)	-0.877 (-1.63)	-0.896* (-1.65)	-0.892 (-1.63)	-0.966* (-1.80)	-0.079 (-1.26)
CAPM α	-0.348*** (-2.85)	-0.388*** (-3.41)	-0.411*** (-3.05)	-0.365*** (-2.70)	-0.270* (-1.81)	-0.347*** (-2.78)	-0.338** (-2.50)	-0.354*** (-2.70)	-0.345*** (-2.61)	-0.429*** (-3.25)	-0.081 (-1.24)
FF (3 facteurs) α	-0.343*** (-2.91)	-0.379*** (-3.56)	-0.401*** (-3.20)	-0.356*** (-2.83)	-0.261* (-1.92)	-0.339*** (-2.72)	-0.331*** (-2.64)	-0.346*** (-2.69)	-0.337*** (-2.77)	-0.422*** (-3.31)	-0.079 (-1.26)
FF (4 facteurs) α	-0.353*** (-3.19)	-0.392*** (-3.90)	-0.415*** (-3.47)	-0.369*** (-3.18)	-0.275** (-2.10)	-0.354*** (-2.82)	-0.341*** (-2.74)	-0.358*** (-2.86)	-0.351*** (-2.85)	-0.433*** (-3.42)	-0.081 (-1.23)
FF (5 facteurs) α	-0.420*** (-4.56)	-0.454*** (-5.10)	-0.498*** (-4.84)	-0.460*** (-4.74)	-0.380*** (-3.43)	-0.449*** (-5.13)	-0.431*** (-4.50)	-0.452*** (-4.49)	-0.438*** (-4.46)	-0.542*** (-5.46)	-0.122* (-1.86)

Panel C : Période de détention de 9 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.923*	-0.969*	-0.977*	-0.956*	-0.881	-0.933*	-0.957*	-0.938*	-0.934*	-1.037*	-0.114**
	(-1.71)	(-1.76)	(-1.78)	(-1.72)	(-1.56)	(-1.68)	(-1.77)	(-1.73)	(-1.70)	(-1.94)	(-2.16)
CAPM α	-0.313**	-0.349***	-0.358***	-0.332**	-0.248*	-0.311**	-0.346**	-0.325**	-0.316**	-0.433***	-0.120**
	(-2.44)	(-3.10)	(-2.80)	(-2.51)	(-1.67)	(-2.28)	(-2.46)	(-2.33)	(-2.45)	(-3.33)	(-2.25)
FF (3 facteurs) α	-0.300**	-0.335***	-0.338***	-0.312**	-0.228*	-0.291**	-0.326**	-0.306**	-0.299**	-0.419***	-0.119**
	(-2.43)	(-2.99)	(-2.81)	(-2.56)	(-1.66)	(-2.22)	(-2.55)	(-2.31)	(-2.47)	(-3.30)	(-2.37)
FF (4 facteurs) α	-0.309***	-0.346***	-0.348***	-0.324***	-0.239*	-0.304**	-0.336***	-0.316**	-0.311***	-0.428***	-0.119**
	(-2.78)	(-3.45)	(-3.02)	(-2.95)	(-1.82)	(-2.36)	(-2.66)	(-2.46)	(-2.68)	(-3.42)	(-2.33)
FF (5 facteurs) α	-0.385***	-0.423***	-0.427***	-0.412***	-0.351***	-0.404***	-0.423***	-0.405***	-0.405***	-0.520***	-0.135**
	(-3.82)	(-4.74)	(-4.38)	(-4.21)	(-3.33)	(-3.98)	(-3.94)	(-3.67)	(-4.46)	(-5.00)	(-2.50)

Panel D : Période de détention de 12 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.911*	-0.935*	-0.938*	-0.927*	-0.881	-0.933*	-0.933*	-0.910*	-0.910*	-0.959*	-0.048
	(-1.68)	(-1.70)	(-1.70)	(-1.67)	(-1.57)	(-1.68)	(-1.71)	(-1.67)	(-1.67)	(-1.78)	(-1.09)
CAPM α	-0.319**	-0.335***	-0.340**	-0.325**	-0.273*	-0.331**	-0.339**	-0.315**	-0.315***	-0.370***	-0.052
	(-2.54)	(-2.94)	(-2.51)	(-2.50)	(-1.70)	(-2.45)	(-2.38)	(-2.35)	(-2.63)	(-3.10)	(-1.22)
FF (3 facteurs) α	-0.306**	-0.328***	-0.325**	-0.311**	-0.255*	-0.316**	-0.323**	-0.301**	-0.302***	-0.364***	-0.058
	(-2.52)	(-2.85)	(-2.49)	(-2.51)	(-1.71)	(-2.43)	(-2.41)	(-2.30)	(-2.58)	(-2.97)	(-1.62)
FF (4 facteurs) α	-0.316***	-0.339***	-0.336***	-0.323***	-0.267**	-0.328***	-0.333**	-0.310**	-0.313***	-0.373***	-0.057
	(-2.98)	(-3.45)	(-2.84)	(-3.01)	(-2.05)	(-2.68)	(-2.56)	(-2.52)	(-3.00)	(-3.26)	(-1.64)
FF (5 facteurs) α	-0.394***	-0.424***	-0.421***	-0.407***	-0.381***	-0.430***	-0.421***	-0.398***	-0.401***	-0.460***	-0.066*
	(-3.75)	(-4.23)	(-3.75)	(-3.78)	(-3.07)	(-3.95)	(-3.45)	(-3.61)	(-4.28)	(-4.42)	(-1.67)

Tableau 36 : Rendements bruts des transactions (achats et ventes) des gestionnaires acheteurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des transactions (achats et ventes) effectués par les gestionnaires acheteurs-contemporains pour différentes périodes de détention. La mesure de comportement acheteur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés des transactions pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A à D présentent les rendements bruts obtenus pour des périodes de détention allant de 3 mois à 12 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
	Rendements bruts des transactions										
Moyenne	-0.190*** (-3.32)	-0.131*** (-2.71)	-0.204*** (-4.30)	-0.100** (-2.01)	-0.195*** (-3.80)	-0.215*** (-4.45)	-0.286*** (-6.09)	-0.208*** (-3.84)	-0.158** (-2.50)	-0.296*** (-2.99)	-0.106 (-0.94)
CAPM α	-0.194*** (-3.45)	-0.126** (-2.12)	-0.215*** (-4.30)	-0.102 (-1.52)	-0.194*** (-3.00)	-0.222*** (-4.59)	-0.274*** (-6.59)	-0.195*** (-3.00)	-0.123* (-1.96)	-0.238** (-2.16)	-0.044 (-0.43)
FF (3 facteurs) α	-0.201*** (-3.70)	-0.125** (-2.07)	-0.216*** (-4.28)	-0.104 (-1.60)	-0.195*** (-3.11)	-0.217*** (-5.44)	-0.273*** (-5.97)	-0.198*** (-2.95)	-0.129** (-2.24)	-0.234** (-2.19)	-0.033 (-0.35)
FF (4 facteurs) α	-0.194*** (-3.69)	-0.121** (-2.15)	-0.215*** (-4.28)	-0.101 (-1.62)	-0.201*** (-3.34)	-0.223*** (-5.49)	-0.269*** (-6.35)	-0.198*** (-2.95)	-0.129** (-2.19)	-0.229** (-2.21)	-0.035 (-0.36)
FF (5 facteurs) α	-0.170*** (-3.28)	-0.116* (-1.75)	-0.190*** (-3.73)	-0.132** (-2.41)	-0.214*** (-3.62)	-0.231*** (-6.03)	-0.258*** (-5.33)	-0.221*** (-3.19)	-0.164*** (-2.77)	-0.265** (-2.47)	-0.094 (-1.01)

Panel B : Période de détention de 6 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
	Rendements bruts des transactions										
Moyenne	-0.146*** (-3.41)	-0.185*** (-5.02)	-0.190*** (-5.80)	-0.122*** (-3.29)	-0.208*** (-7.09)	-0.210*** (-5.99)	-0.228*** (-6.03)	-0.207*** (-4.62)	-0.195*** (-3.34)	-0.316*** (-3.18)	-0.171* (-1.75)
CAPM α	-0.139** (-2.44)	-0.182*** (-3.28)	-0.197*** (-4.14)	-0.122** (-2.44)	-0.212*** (-5.67)	-0.220*** (-4.38)	-0.215*** (-4.82)	-0.191*** (-3.31)	-0.151*** (-3.19)	-0.244** (-2.01)	-0.105 (-0.83)
FF (3 facteurs) α	-0.142** (-2.49)	-0.181*** (-3.28)	-0.197*** (-4.07)	-0.123** (-2.50)	-0.213*** (-5.76)	-0.220*** (-5.12)	-0.215*** (-4.80)	-0.191*** (-3.12)	-0.154*** (-3.50)	-0.240** (-2.04)	-0.098 (-0.88)
FF (4 facteurs) α	-0.136*** (-2.71)	-0.179*** (-3.31)	-0.196*** (-4.16)	-0.120** (-2.48)	-0.214*** (-5.82)	-0.222*** (-5.18)	-0.212*** (-4.80)	-0.188*** (-3.17)	-0.157*** (-3.43)	-0.236** (-2.08)	-0.1 (-0.88)
FF (5 facteurs) α	-0.139** (-2.38)	-0.175*** (-3.20)	-0.189*** (-3.68)	-0.142*** (-3.16)	-0.226*** (-6.14)	-0.218*** (-5.57)	-0.205*** (-4.21)	-0.190*** (-2.96)	-0.179*** (-4.45)	-0.244** (-2.32)	-0.105 (-1.19)

Panel C : Période de détention de 9 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des transactions</i>											
Moyenne	-0.140*** (-3.80)	-0.157*** (-4.85)	-0.158*** (-4.72)	-0.134*** (-4.66)	-0.183*** (-7.01)	-0.183*** (-6.29)	-0.187*** (-4.49)	-0.163*** (-3.43)	-0.181*** (-2.93)	-0.325*** (-3.37)	-0.184** (-2.10)
CAPM α	-0.131*** (-2.81)	-0.156*** (-3.24)	-0.168*** (-3.42)	-0.135*** (-3.10)	-0.190*** (-4.84)	-0.192*** (-4.56)	-0.165*** (-3.44)	-0.134** (-2.31)	-0.126** (-2.36)	-0.238*** (-2.78)	-0.107 (-1.44)
FF (3 facteurs) α	-0.134*** (-2.66)	-0.155*** (-3.24)	-0.168*** (-3.33)	-0.137*** (-3.21)	-0.191*** (-5.00)	-0.192*** (-4.85)	-0.163*** (-3.30)	-0.129** (-2.06)	-0.131** (-2.40)	-0.229*** (-2.65)	-0.095 (-1.38)
FF (4 facteurs) α	-0.131*** (-2.97)	-0.154*** (-3.26)	-0.166*** (-3.47)	-0.136*** (-3.15)	-0.191*** (-5.01)	-0.193*** (-4.76)	-0.161*** (-3.35)	-0.127** (-2.11)	-0.133** (-2.35)	-0.228*** (-2.67)	-0.097 (-1.40)
FF (5 facteurs) α	-0.131** (-2.49)	-0.161*** (-3.26)	-0.150*** (-2.73)	-0.147*** (-3.65)	-0.198*** (-4.93)	-0.187*** (-4.95)	-0.158*** (-2.79)	-0.135** (-2.12)	-0.164*** (-3.88)	-0.233*** (-2.89)	-0.102* (-1.80)

Panel D : Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des transactions</i>											
Moyenne	-0.151*** (-4.55)	-0.147*** (-5.03)	-0.164*** (-5.01)	-0.144*** (-5.76)	-0.177*** (-6.86)	-0.158*** (-6.46)	-0.193*** (-4.79)	-0.165*** (-3.50)	-0.171*** (-2.84)	-0.304*** (-3.20)	-0.153* (-1.88)
CAPM α	-0.137*** (-3.13)	-0.149*** (-3.53)	-0.175*** (-3.64)	-0.152*** (-3.97)	-0.185*** (-4.87)	-0.165*** (-4.80)	-0.172*** (-3.37)	-0.134** (-2.37)	-0.117*** (-2.65)	-0.218*** (-3.33)	-0.081 (-1.48)
FF (3 facteurs) α	-0.137*** (-3.10)	-0.149*** (-3.61)	-0.175*** (-3.62)	-0.156*** (-4.14)	-0.188*** (-5.12)	-0.167*** (-4.75)	-0.169*** (-3.17)	-0.130** (-2.09)	-0.122*** (-2.70)	-0.213*** (-3.12)	-0.075 (-1.47)
FF (4 facteurs) α	-0.135*** (-3.15)	-0.149*** (-3.68)	-0.174*** (-3.67)	-0.155*** (-4.10)	-0.188*** (-5.12)	-0.167*** (-4.78)	-0.168*** (-3.25)	-0.129** (-2.11)	-0.124*** (-2.66)	-0.211*** (-3.11)	-0.076 (-1.40)
FF (5 facteurs) α	-0.142** (-2.92)	-0.159*** (-3.76)	-0.160*** (-3.17)	-0.153*** (-4.06)	-0.186*** (-5.18)	-0.164*** (-4.65)	-0.164*** (-2.69)	-0.135** (-2.26)	-0.153*** (-4.35)	-0.231*** (-3.52)	-0.089* (-1.86)

Tableau 37 : Rendements bruts des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-contemporains pour différentes périodes de détention. La mesure de comportement acheteur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents des « holdings » pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A à D présentent les rendements bruts obtenus pour des périodes de détention allant de 3 mois à 12 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.555 (1.04)	0.550 (1.04)	0.562 (1.05)	0.560 (1.05)	0.477 (0.89)	0.534 (0.99)	0.553 (1.04)	0.503 (0.95)	0.515 (0.97)	0.506 (0.95)	-0.049 (-0.90)
CAPM α	0.083 (0.88)	0.082 (0.71)	0.091 (0.79)	0.090 (0.93)	0.003 (0.03)	0.056 (0.55)	0.084 (0.94)	0.034 (0.38)	0.046 (0.45)	0.034 (0.38)	-0.049 (-0.93)
FF (3 facteurs) α	0.076 (0.89)	0.075 (0.77)	0.079 (0.91)	0.077 (0.92)	-0.007 (-0.08)	0.048 (0.55)	0.074 (0.96)	0.028 (0.35)	0.036 (0.42)	0.026 (0.33)	-0.050 (-0.92)
FF (4 facteurs) α	0.084 (1.03)	0.084 (0.96)	0.090 (1.08)	0.085 (1.03)	-0.004 (-0.04)	0.056 (0.67)	0.081 (1.12)	0.032 (0.44)	0.043 (0.52)	0.033 (0.45)	-0.052 (-0.95)
FF (5 facteurs) α	0.120* (1.72)	0.129 (1.35)	0.141 (1.51)	0.141* (1.81)	0.046 (0.56)	0.114* (1.76)	0.127* (1.71)	0.094 (1.31)	0.100 (1.31)	0.071 (1.04)	-0.049 (-1.04)

Panel B : Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.610 (1.13)	0.625 (1.17)	0.626 (1.16)	0.617 (1.14)	0.556 (1.02)	0.592 (1.09)	0.595 (1.10)	0.582 (1.09)	0.612 (1.15)	0.634 (1.19)	0.024 (0.63)
CAPM α	0.068 (0.64)	0.089 (0.79)	0.086 (0.79)	0.076 (0.79)	0.011 (0.09)	0.045 (0.41)	0.054 (0.56)	0.044 (0.46)	0.076 (0.75)	0.097 (1.12)	0.030 (0.80)
FF (3 facteurs) α	0.058 (0.64)	0.080 (0.87)	0.074 (0.84)	0.064 (0.82)	-0.000 (-0.00)	0.036 (0.37)	0.044 (0.53)	0.034 (0.43)	0.064 (0.80)	0.089 (1.20)	0.031 (0.83)
FF (4 facteurs) α	0.070 (0.86)	0.092 (1.15)	0.086 (1.09)	0.075 (1.05)	0.010 (0.11)	0.047 (0.56)	0.053 (0.72)	0.042 (0.57)	0.075 (1.01)	0.099 (1.46)	0.029 (0.80)
FF (5 facteurs) α	0.124 (1.55)	0.156* (1.77)	0.147* (1.75)	0.132* (1.86)	0.070 (0.80)	0.116 (1.47)	0.111 (1.48)	0.111 (1.55)	0.144* (1.90)	0.163** (2.32)	0.039 (0.92)

Panel C : Période de détention de 9 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.661 (1.23)	0.689 (1.28)	0.682 (1.26)	0.664 (1.23)	0.608 (1.11)	0.665 (1.22)	0.670 (1.25)	0.653 (1.22)	0.691 (1.30)	0.719 (1.35)	0.058** (2.14)
CAPM α	0.051 (0.48)	0.082 (0.77)	0.068 (0.65)	0.052 (0.54)	-0.011 (-0.10)	0.051 (0.44)	0.062 (0.61)	0.046 (0.41)	0.088 (0.88)	0.116 (1.23)	0.065** (2.34)
FF (3 facteurs) α	0.030 (0.34)	0.064 (0.73)	0.045 (0.54)	0.028 (0.36)	-0.036 (-0.39)	0.030 (0.30)	0.040 (0.48)	0.024 (0.26)	0.065 (0.84)	0.098 (1.24)	0.068** (2.57)
FF (4 facteurs) α	0.040 (0.55)	0.075 (1.00)	0.055 (0.76)	0.038 (0.56)	-0.026 (-0.31)	0.040 (0.48)	0.049 (0.67)	0.032 (0.40)	0.074 (1.12)	0.108 (1.53)	0.067*** (2.71)
FF (5 facteurs) α	0.100 (1.23)	0.138* (1.71)	0.119 (1.53)	0.100 (1.48)	0.042 (0.49)	0.111 (1.28)	0.106 (1.36)	0.104 (1.24)	0.141** (1.97)	0.163** (2.14)	0.063* (1.88)

Panel D : Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts du portefeuille</i>											
Moyenne	0.650 (1.20)	0.683 (1.27)	0.660 (1.21)	0.653 (1.20)	0.612 (1.12)	0.659 (1.21)	0.642 (1.19)	0.634 (1.17)	0.665 (1.24)	0.676 (1.26)	0.026 (1.06)
CAPM α	0.061 (0.57)	0.094 (0.92)	0.065 (0.59)	0.057 (0.58)	0.015 (0.12)	0.065 (0.56)	0.050 (0.50)	0.043 (0.40)	0.078 (0.80)	0.087 (0.92)	0.026 (0.88)
FF (3 facteurs) α	0.042 (0.47)	0.078 (0.89)	0.046 (0.50)	0.038 (0.47)	-0.008 (-0.08)	0.046 (0.46)	0.032 (0.38)	0.024 (0.26)	0.059 (0.74)	0.072 (0.84)	0.030 (1.14)
FF (4 facteurs) α	0.052 (0.76)	0.088 (1.29)	0.055 (0.77)	0.048 (0.74)	0.002 (0.03)	0.056 (0.70)	0.040 (0.58)	0.032 (0.42)	0.068 (1.01)	0.081 (1.13)	0.028 (1.23)
FF (5 facteurs) α	0.109 (1.27)	0.148* (1.78)	0.123 (1.39)	0.110 (1.43)	0.077 (0.80)	0.126 (1.37)	0.096 (1.18)	0.103 (1.20)	0.133* (1.86)	0.135* (1.76)	0.026 (0.86)

Tableau 38 : Rendements nets des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements nets des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-contemporains pour différentes périodes de détention. La mesure de comportement acheteur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements sont directement obtenus de la base de donnée et représente l'entièvre détention des fonds, c'est-à-dire, qu'il n'y a pas uniquement les actions de notre échantillons. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements nets mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A à D présentent les rendements nets obtenus pour des périodes de détention allant de 3 mois à 12 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements nets des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.378	0.414	0.369	0.33	0.326	0.285	0.324	0.336	0.381	0.336	-0.042
	(-0.78)	(-0.86)	(-0.76)	(-0.68)	(-0.66)	(-0.58)	(-0.67)	(-0.69)	(-0.8)	(-0.71)	(-0.55)
CAPM α	-0.052	-0.01	-0.061	-0.097	-0.112	-0.151**	-0.104*	-0.094	-0.043	-0.081	-0.029
	(-0.59)	(-0.13)	(-0.88)	(-1.26)	(-1.39)	(-2.11)	(-1.78)	(-1.50)	(-0.72)	(-1.36)	(-0.29)
FF (3 facteurs) α	-0.056	-0.008	-0.061	-0.103*	-0.11	-0.149**	-0.100*	-0.091*	-0.046	-0.079	-0.023
	(-0.67)	(-0.12)	(-0.98)	(-1.70)	(-1.53)	(-2.43)	(-1.94)	(-1.71)	(-0.97)	(-1.43)	(-0.24)
FF (4 facteurs) α	-0.06	-0.011	-0.062	-0.102*	-0.115*	-0.153**	-0.101**	-0.095*	-0.052	-0.081	-0.021
	(-0.75)	(-0.17)	(-1.04)	(-1.69)	(-1.67)	(-2.55)	(-2.12)	(-1.82)	(-1.16)	(-1.59)	(-0.23)
FF (5 facteurs) α	-0.06	-0.011	-0.062	-0.102*	-0.115*	-0.153**	-0.101**	-0.095*	-0.052	-0.081	-0.021
	(-0.75)	(-0.17)	(-1.04)	(-1.69)	(-1.67)	(-2.55)	(-2.12)	(-1.82)	(-1.16)	(-1.59)	(-0.23)

Panel B : Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements nets des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.378	0.414	0.369	0.330	0.326	0.285	0.324	0.336	0.381	0.336	-0.042
	(0.78)	(0.86)	(0.76)	(0.68)	(0.66)	(0.58)	(0.67)	(0.69)	(0.80)	(0.71)	(-0.55)
CAPM α	-0.052	-0.010	-0.061	-0.097	-0.112	-0.151**	-0.104*	-0.094	-0.043	-0.081	-0.029
	(-0.59)	(-0.13)	(-0.88)	(-1.26)	(-1.39)	(-2.11)	(-1.78)	(-1.50)	(-0.72)	(-1.36)	(-0.29)
FF (3 facteurs) α	-0.056	-0.008	-0.061	-0.103*	-0.110	-0.149**	-0.100*	-0.091*	-0.046	-0.079	-0.023
	(-0.67)	(-0.12)	(-0.98)	(-1.70)	(-1.53)	(-2.43)	(-1.94)	(-1.71)	(-0.97)	(-1.43)	(-0.24)
FF (4 facteurs) α	-0.060	-0.011	-0.062	-0.102*	-0.115*	-0.153**	-0.101**	-0.095*	-0.052	-0.081	-0.021
	(-0.75)	(-0.17)	(-1.04)	(-1.69)	(-1.67)	(-2.55)	(-2.12)	(-1.82)	(-1.16)	(-1.59)	(-0.23)
FF (5 facteurs) α	-0.060	-0.011	-0.062	-0.102*	-0.115*	-0.153**	-0.101**	-0.095*	-0.052	-0.081	-0.021
	(-0.75)	(-0.17)	(-1.04)	(-1.69)	(-1.67)	(-2.55)	(-2.12)	(-1.82)	(-1.16)	(-1.59)	(-0.23)

Panel C : Période de détention de 9 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements nets des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.410 (0.84)	0.478 (0.99)	0.437 (0.90)	0.464 (0.96)	0.417 (0.84)	0.406 (0.84)	0.473 (0.99)	0.441 (0.92)	0.527 (1.11)	0.498 (1.08)	0.087 (1.58)
CAPM α	-0.143** (-2.05)	-0.070 (-0.99)	-0.115 (-1.56)	-0.085 (-1.47)	-0.144* (-1.71)	-0.147** (-2.06)	-0.074* (-1.71)	-0.105* (-1.95)	-0.013 (-0.21)	-0.028 (-0.68)	0.116* (1.69)
FF (3 facteurs) α	-0.155*** (-2.78)	-0.077 (-1.40)	-0.124** (-2.03)	-0.098** (-2.15)	-0.157** (-2.34)	-0.156*** (-2.89)	-0.080** (-2.33)	-0.114*** (-2.68)	-0.028 (-0.63)	-0.030 (-0.81)	0.125** (2.02)
FF (4 facteurs) α	-0.156*** (-2.71)	-0.078 (-1.48)	-0.126** (-2.24)	-0.099** (-2.14)	-0.159*** (-2.67)	-0.156*** (-3.36)	-0.081** (-2.30)	-0.116*** (-2.87)	-0.031 (-0.78)	-0.031 (-0.86)	0.125** (2.02)
FF (5 facteurs) α	-0.156*** (-2.71)	-0.078 (-1.48)	-0.126** (-2.24)	-0.099** (-2.14)	-0.159*** (-2.67)	-0.156*** (-3.36)	-0.081** (-2.30)	-0.116*** (-2.87)	-0.031 (-0.78)	-0.031 (-0.86)	0.125** (2.02)

Panel D : Période de détention de 12 mois

	Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-contemporain										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements nets des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.420 (0.86)	0.473 (0.98)	0.394 (0.81)	0.459 (0.95)	0.412 (0.83)	0.405 (0.83)	0.470 (0.98)	0.452 (0.94)	0.480 (1.00)	0.500 (1.09)	0.080 (1.45)
CAPM α	-0.115* (-1.75)	-0.060 (-0.95)	-0.144* (-1.92)	-0.073 (-1.37)	-0.132 (-1.36)	-0.132** (-2.12)	-0.060 (-1.38)	-0.077* (-1.67)	-0.046 (-0.69)	-0.006 (-0.13)	0.110 (1.43)
FF (3 facteurs) α	-0.132*** (-2.75)	-0.072 (-1.51)	-0.158*** (-2.87)	-0.086** (-2.09)	-0.150** (-2.09)	-0.145*** (-3.25)	-0.069** (-2.04)	-0.088** (-2.40)	-0.064 (-1.37)	-0.012 (-0.29)	0.120* (1.79)
FF (4 facteurs) α	-0.132*** (-2.75)	-0.073 (-1.63)	-0.159*** (-3.21)	-0.087** (-2.07)	-0.149** (-2.41)	-0.145*** (-3.85)	-0.069** (-2.05)	-0.089** (-2.55)	-0.066 (-1.54)	-0.013 (-0.32)	0.119* (1.77)
FF (5 facteurs) α	-0.132*** (-2.75)	-0.073 (-1.63)	-0.159*** (-3.21)	-0.087** (-2.07)	-0.149** (-2.41)	-0.145*** (-3.85)	-0.069** (-2.05)	-0.089** (-2.55)	-0.066 (-1.54)	-0.013 (-0.32)	0.119* (1.77)

Tableau 39 : Caractéristiques du comportement vendeur-contemporain

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à vendre en même temps que les autres soit, un comportement vendeur-contemporain (équation (76)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

	Degré k^u	Force k^w	Closeness CB'^w	Distance géodésique L'^w	Coefficient de rapprochement RLZ^w	Ratio de la distance géodésique $LR.LA^w$	Ratio du coefficient de rapprochement $CA.CR^w$	Indice Small- World focal SWZ^w	Eigen Vector E^w
Intercepte α	0.001 (0.06)	-0.002 (-0.13)	0.001 (0.11)	-0.000 (-0.02)	-0.001 (-0.06)	0.001 (0.10)	0.005 (0.39)	0.004 (0.29)	-0.001 (-0.07)
Spécifiques aux transactions									
Book-to-Market $\frac{BM^V_{j,t-1}}{MC^V_{j,t-1}}$	0.011 (0.85)	0.021 (1.61)	0.019 (1.46)	0.022* (1.65)	0.021 (1.62)	0.020 (1.49)	0.021 (1.58)	0.019 (1.43)	0.021 (1.64)
Taille $\frac{MC^V_{j,t-1}}{QRet^V_{j,t-2,t-1}}$	-0.009 (-0.58)	-0.043** (-2.09)	-0.074*** (-2.97)	-0.035 (-1.51)	-0.048** (-2.18)	-0.050* (-1.95)	-0.063** (-2.35)	-0.071*** (-2.69)	-0.045** (-2.05)
Momentum $QRet^V_{j,t-2,t-1}$	0.010 (0.74)	0.009 (0.69)	0.014 (1.07)	0.010 (0.81)	0.008 (0.63)	0.017 (1.34)	0.014 (1.07)	0.017 (1.34)	0.008 (0.62)
Transaction passée $Transaction^V_{j,t-1}$	-0.050*** (-3.93)	-0.056*** (-4.36)	-0.059*** (-4.62)	-0.059*** (-4.58)	-0.056*** (-4.38)	-0.061*** (-4.76)	-0.058*** (-4.57)	-0.060*** (-4.70)	-0.056*** (-4.37)
Centralité des actions $Centralité^V_{j,t-1}$	0.045*** (3.13)	0.031** (2.11)	0.030 (1.60)	-0.044** (-2.46)	0.029* (1.85)	0.044** (2.19)	0.042** (2.18)	0.037* (1.85)	0.030* (1.93)
Variation de la centralité des actions $\Delta Centralité^V_{j,t}$	-0.082*** (-6.46)	-0.003 (-0.24)	0.056*** (4.26)	-0.056*** (-4.27)	0.011 (0.88)	0.084*** (6.36)	0.078*** (5.86)	0.082*** (6.22)	0.010 (0.76)
Centralité des fonds									
$Centralité_{j,t-1}$	-0.007 (-0.45)	0.087*** (4.54)	0.138*** (6.99)	-0.098*** (-5.20)	0.094*** (4.71)	0.130*** (7.06)	0.130*** (6.24)	0.145*** (7.44)	0.090*** (4.54)
$\Delta Centralité_{j,t}$	0.014 (0.96)	0.005 (0.37)	0.010 (0.75)	-0.008 (-0.62)	0.009 (0.65)	0.007 (0.53)	0.003 (0.26)	0.005 (0.39)	0.009 (0.69)
Statistiques des régressions									
R ² ajusté	0.010	0.007	0.013	0.010	0.006	0.016	0.014	0.017	0.006
Valeur-p	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tableau 40 : Rendements bruts des ventes des gestionnaires vendeurs-contemporains

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des ventes effectués par les gestionnaires vendeurs-contemporains pour une période de détention de 3 mois. La mesure de comportement vendeur-contemporain est estimée à l'aide de l'équation (76) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents de ventes pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement vendeur-contemporain											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.800 (-1.46)	-0.776 (-1.43)	-0.815 (-1.49)	-0.822 (-1.52)	-0.870 (-1.62)	-0.849 (-1.57)	-0.809 (-1.51)	-0.811 (-1.47)	-0.826 (-1.55)	-0.842 (-1.56)	-0.043 (-0.51)
CAPM α	-0.319** (-2.37)	-0.299** (-2.27)	-0.335** (-2.53)	-0.349*** (-2.71)	-0.397*** (-3.16)	-0.372*** (-3.87)	-0.336*** (-2.78)	-0.326** (-2.21)	-0.357*** (-3.03)	-0.370*** (-2.79)	-0.051 (-0.48)
FF (3 facteurs) α	-0.314** (-2.46)	-0.291** (-2.41)	-0.329** (-2.55)	-0.340*** (-2.78)	-0.389*** (-3.22)	-0.362*** (-3.94)	-0.327*** (-2.77)	-0.316** (-2.31)	-0.348*** (-3.00)	-0.368*** (-2.80)	-0.054 (-0.53)
FF (4 facteurs) α	-0.325** (-2.54)	-0.298** (-2.49)	-0.338*** (-2.60)	-0.349*** (-2.82)	-0.399*** (-3.48)	-0.371*** (-3.99)	-0.334*** (-2.72)	-0.328** (-2.42)	-0.357*** (-3.06)	-0.376*** (-2.71)	-0.051 (-0.51)
FF (5 facteurs) α	-0.390*** (-3.73)	-0.393*** (-4.08)	-0.400*** (-3.62)	-0.419*** (-4.28)	-0.477*** (-4.63)	-0.419*** (-5.46)	-0.400*** (-4.04)	-0.427*** (-4.03)	-0.429*** (-4.77)	-0.438*** (-4.14)	-0.047 (-0.50)

Tableau 41 : Caractéristiques du comportement acheteur-suiveur

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à acheter en retard comparativement aux autres, soit un comportement acheteur-suiveur (équation (75)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

	Degré k^u	Force k^w	Closeness CB^w	Distance géodésique L^w	Coefficient de rapprochement RLZ^w	Ratio de la distance géodésique $LR.LA^w$	Ratio du coefficients de rapprochement $CA.CR^w$	Indice Small- World focal SWZ^w	Eigen Vector E^w
Intercepte α	-0.002 (-0.12)	-0.001 (-0.12)	0.001 (0.06)	-0.000 (-0.02)	-0.001 (-0.06)	0.001 (0.06)	0.003 (0.22)	0.002 (0.16)	-0.001 (-0.06)
Spécifiques aux transactions									
Book-to-Market $BM_{j,t-1}^A$	-0.006 (-0.48)	-0.020 (-1.52)	-0.029** (-2.11)	-0.026* (-1.89)	-0.022 (-1.61)	-0.031** (-2.23)	-0.030** (-2.12)	-0.031** (-2.21)	-0.021 (-1.58)
Taille $MC_{j,t-1}^A$	0.004 (0.24)	-0.068*** (-3.32)	-0.112*** (-4.42)	-0.097*** (-4.03)	-0.082*** (-3.65)	-0.120*** (-4.58)	-0.110*** (-4.08)	-0.118*** (-4.44)	-0.079*** (-3.56)
Momentum $QRet_{j,t-2,t-1}^A$	0.033** (2.47)	0.030** (2.25)	0.027** (2.02)	0.027** (2.04)	0.029** (2.21)	0.025* (1.91)	0.028** (2.14)	0.027** (2.00)	0.029** (2.21)
Transaction passée $Transaction_{j,t-1}^A$	-0.036*** (-2.82)	-0.032** (-2.47)	-0.030** (-2.30)	-0.032** (-2.49)	-0.032** (-2.50)	-0.030** (-2.30)	-0.032** (-2.48)	-0.030** (-2.29)	-0.032** (-2.51)
Centralité des actions $Centralité_{j,t-1}^A$	-0.007 (-0.49)	-0.053*** (-3.58)	-0.079*** (-4.30)	0.074*** (4.22)	-0.058*** (-3.73)	-0.092*** (-4.54)	-0.078*** (-4.10)	-0.086*** (-4.32)	-0.058*** (-3.70)
Variation de la centralité des actions $\Delta Centralité_{j,t}^A$	-0.015 (-1.11)	-0.032** (-2.49)	-0.024* (-1.85)	0.024* (1.88)	-0.031** (-2.44)	-0.022* (-1.71)	-0.023* (-1.78)	-0.022* (-1.69)	-0.030** (-2.31)
Centralité des fonds									
$Centralité_{j,t-1}$	0.010 (0.66)	0.070*** (3.65)	0.084*** (4.19)	-0.073*** (-3.79)	0.074*** (3.69)	0.079*** (4.19)	0.074*** (3.51)	0.080*** (4.06)	0.072*** (3.62)
$\Delta Centralité_{j,t}$	0.034** (2.37)	0.027* (1.95)	0.015 (1.07)	-0.012 (-0.91)	0.030** (2.16)	0.008 (0.59)	0.009 (0.62)	0.008 (0.57)	0.029** (2.10)
Statistiques des régressions									
R ² ajusté	0.002	0.005	0.006	0.005	0.005	0.006	0.005	0.006	0.005
Valeur-p	0.006	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tableau 42 : Coefficients de corrélation entre le comportement suiveur et les rendements normalisés futurs

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures du comportement acheteur-suiveur et vendeur-suiveur (estimées avec les équations (75) et (76)) et les rendements normalisés futurs des transactions (achats ou ventes) pour les quatre trimestres suivant l'identification du comportement. Les résultats entre parenthèses sont les statistiques du t-test. Les coefficients de corrélation sont estimés par l'équation (81). Chaque variable est normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57).

	Suiveur			
	Acheteur		Vendeur	
	Achats	Ventes	Achats	Ventes
T=1	0.026** (2.02)	-0.013 (-1.04)	-0.039*** (-3.13)	-0.038*** (-3.04)
T=2	-0.004 (-0.33)	-0.006 (-0.51)	-0.020 (-1.56)	-0.034*** (-2.70)
T=3	-0.016 (-1.28)	0.002 (0.15)	-0.020 (-1.55)	-0.030** (-2.38)
T=4	-0.011 (-0.87)	-0.006 (-0.48)	-0.021* (-1.69)	-0.026** (-2.04)

Tableau 43 : Rendements bruts des achats des gestionnaires acheteurs-suiveurs

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des achats effectués par les gestionnaires acheteurs-suiveurs pour une période de détention de 3 mois. La mesure de comportement acheteur-suiveur est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents d'achats pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-suiveur											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.402	0.522	0.483	0.475	0.530	0.530	0.584	0.478	0.540	0.641	0.239**
	(0.71)	(0.95)	(0.88)	(0.84)	(0.96)	(0.96)	(1.05)	(0.86)	(0.95)	(1.14)	(2.56)
CAPM α	-0.092	0.039	-0.003	-0.021	0.044	0.042	0.097	-0.013	0.044	0.147	0.239**
	(-0.83)	(0.29)	(-0.03)	(-0.16)	(0.40)	(0.36)	(0.96)	(-0.11)	(0.31)	(1.22)	(2.12)
FF (3 facteurs) α	-0.098	0.027	-0.013	-0.030	0.030	0.030	0.085	-0.020	0.034	0.140	0.238**
	(-1.03)	(0.22)	(-0.14)	(-0.26)	(0.30)	(0.31)	(0.90)	(-0.21)	(0.29)	(1.25)	(2.10)
FF (4 facteurs) α	-0.087	0.039	-0.003	-0.019	0.039	0.034	0.098	-0.012	0.044	0.157	0.245**
	(-0.97)	(0.32)	(-0.04)	(-0.18)	(0.41)	(0.34)	(1.15)	(-0.14)	(0.39)	(1.54)	(2.27)
FF (5 facteurs) α	-0.016	0.102	0.005	0.076	0.086	0.113	0.147*	0.082	0.156	0.205**	0.221*
	(-0.17)	(0.91)	(0.06)	(0.76)	(0.93)	(1.20)	(1.75)	(0.97)	(1.54)	(2.36)	(1.80)

Tableau 44 : Rendements bruts des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-suiveurs

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-suiveurs pour une période de détention de 12 mois. La mesure de comportement acheteur-suiveur est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés des « holdings » pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newwy-West (1987).

Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-suiveur											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des portefeuilles</i>											
Moyenne	0.638 (1.20)	0.655 (1.22)	0.637 (1.18)	0.646 (1.18)	0.665 (1.21)	0.642 (1.18)	0.654 (1.19)	0.646 (1.20)	0.670 (1.24)	0.685 (1.29)	0.048** (2.20)
CAPM α	0.054 (0.57)	0.067 (0.73)	0.045 (0.47)	0.047 (0.38)	0.066 (0.58)	0.045 (0.42)	0.053 (0.47)	0.058 (0.49)	0.079 (0.72)	0.105 (1.11)	0.051*** (2.59)
FF (3 facteurs) α	0.039 (0.50)	0.050 (0.64)	0.031 (0.37)	0.025 (0.25)	0.044 (0.47)	0.025 (0.28)	0.032 (0.34)	0.036 (0.39)	0.058 (0.64)	0.088 (1.09)	0.049** (2.46)
FF (4 facteurs) α	0.049 (0.75)	0.058 (0.87)	0.041 (0.63)	0.036 (0.43)	0.053 (0.67)	0.034 (0.46)	0.041 (0.52)	0.046 (0.62)	0.069 (0.99)	0.097 (1.54)	0.049** (2.37)
FF (5 facteurs) α	0.101 (1.38)	0.111 (1.55)	0.093 (1.14)	0.120 (1.24)	0.126 (1.40)	0.101 (1.12)	0.114 (1.33)	0.117 (1.25)	0.131 (1.47)	0.150** (2.06)	0.049** (2.28)

Tableau 45 : Rendements nets des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-suiveurs

Ce tableau présente les rendements nets des portefeuilles des fonds (« holdings ») des gestionnaires acheteurs-suiveurs pour une période de détention de 12 mois. La mesure de comportement acheteur-suiveur est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements sont directement obtenus de la base de donnée et représente l'entièvre détention des fonds, c'est-à-dire, qu'il n'y a pas uniquement les actions de notre échantillons. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements nets mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newwy-West (1987).

Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-suiveur											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
Rendements nets du portefeuille											
Moyenne	0.423 (0.88)	0.468 (0.98)	0.446 (0.92)	0.436 (0.90)	0.445 (0.93)	0.442 (0.91)	0.420 (0.86)	0.405 (0.83)	0.466 (0.97)	0.489 (1.02)	0.066** (2.12)
CAPM α	-0.104 (-1.33)	-0.057 (-1.12)	-0.087* (-1.86)	-0.099 (-1.53)	-0.081 (-1.40)	-0.094* (-1.79)	-0.115 (-1.44)	-0.130** (-2.30)	-0.063 (-0.84)	-0.038 (-0.62)	0.066** (2.03)
FF (3 facteurs) α	-0.118** (-2.30)	-0.068 (-1.57)	-0.096** (-2.56)	-0.112** (-2.14)	-0.096** (-2.09)	-0.102** (-2.40)	-0.132** (-2.02)	-0.144*** (-3.44)	-0.082* (-1.66)	-0.053 (-1.29)	0.065** (2.08)
FF (4 facteurs) α	-0.118*** (-2.76)	-0.069 (-1.61)	-0.096** (-2.53)	-0.113** (-2.19)	-0.098** (-2.21)	-0.103** (-2.49)	-0.133** (-2.10)	-0.144*** (-3.50)	-0.082* (-1.71)	-0.054 (-1.34)	0.064** (2.13)
FF (5 facteurs) α	-0.118*** (-2.76)	-0.069 (-1.61)	-0.096** (-2.53)	-0.113** (-2.19)	-0.098** (-2.21)	-0.103** (-2.49)	-0.133** (-2.10)	-0.144*** (-3.50)	-0.082* (-1.71)	-0.054 (-1.34)	0.064** (2.13)

Tableau 46 : Caractéristiques du comportement vendeur-suiveur

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à vendre en retard comparativement aux autres, soit un comportement vendeur-suiveur (équation (76)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

	Degré k^u	Force k^w	Closeness CB^{vw}	Distance géodésique L^{vw}	Coefficient de rapprochement RLZ^w	Ratio de la distance géodésique $LR.LA^w$	Ratio du coefficent de rapprochement $CA.CR^w$	Indice Small- World focal SWZ^w	Eigen Vector E^w
Intercepte α	0.000 (0.03)	0.000 (0.01)	0.000 (0.02)	0.000 (0.01)	0.000 (0.01)	0.000 (0.02)	0.000 (0.00)	0.001 (0.04)	0.000 (0.01)
Spécifiques aux transactions									
Book-to-Market $BM_{j,t-1}^v$	-0.029** (-2.32)	-0.012 (-0.94)	-0.001 (-0.09)	-0.006 (-0.42)	-0.009 (-0.69)	-0.001 (-0.10)	0.003 (0.21)	0.001 (0.06)	-0.010 (-0.74)
Taille $MC_{j,t-1}^v$	0.007 (0.50)	0.053** (2.58)	0.089*** (3.56)	0.091*** (3.87)	0.066*** (2.98)	0.102*** (3.96)	0.113*** (4.22)	0.099*** (3.77)	0.065*** (2.94)
Momentum $QRet_{j-2,t-1}^v$	-0.011 (-0.84)	-0.008 (-0.62)	-0.004 (-0.35)	-0.006 (-0.46)	-0.007 (-0.57)	-0.003 (-0.26)	-0.005 (-0.39)	-0.003 (-0.26)	-0.007 (-0.56)
Transaction passée $Transaction_{j,t-1}^v$	-0.000 (-0.01)	-0.001 (-0.06)	-0.001 (-0.05)	-0.000 (-0.00)	-0.000 (-0.03)	-0.001 (-0.09)	0.000 (0.01)	-0.001 (-0.07)	-0.000 (-0.01)
Centralité des actions $Centralité_{j,t-1}^v$	0.027* (1.91)	0.086*** (5.86)	0.124*** (6.70)	-0.114*** (-6.44)	0.093*** (6.00)	0.133*** (6.53)	0.136*** (7.00)	0.133*** (6.63)	0.091*** (5.84)
Variation de la centralité des actions $\Delta Centralité_{j,t}^v$	0.002 (0.17)	0.009 (0.73)	0.017 (1.30)	-0.011 (-0.84)	0.006 (0.50)	0.019 (1.46)	0.023* (1.71)	0.019 (1.46)	0.002 (0.17)
Centralité des fonds									
$Centralité_{j,t-1}$	-0.001 (-0.08)	0.000 (0.01)	0.015 (0.74)	0.001 (0.03)	-0.003 (-0.15)	0.019 (1.02)	-0.000 (-0.01)	0.020 (1.01)	-0.004 (-0.20)
$\Delta Centralité_{j,t}$	-0.028* (-1.94)	-0.017 (-1.25)	-0.021 (-1.58)	0.013 (1.02)	-0.026* (-1.92)	-0.009 (-0.72)	-0.007 (-0.55)	-0.009 (-0.68)	-0.024* (-1.79)
Statistiques des régressions									
R ² ajusté	0.001	0.006	0.009	0.008	0.007	0.009	0.009	0.009	0.007
Valeur-p	0.027	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tableau 47 : Rendements bruts des ventes des gestionnaires vendeurs-suiveurs

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des ventes effectués par les gestionnaires vendeurs-suiveurs pour une période de détention de 6 mois. La mesure de comportement vendeur-suiveur est estimée à l'aide de l'équation (76) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés de ventes pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement vendeur-suiveur											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.835 (-1.50)	-0.917 (-1.64)	-0.896 (-1.62)	-0.905* (-1.65)	-0.915* (-1.67)	-0.975* (-1.80)	-0.909* (-1.66)	-0.858 (-1.56)	-0.931* (-1.74)	-0.922* (-1.75)	-0.086 (-1.34)
CAPM α	-0.280** (-2.09)	-0.359** (-2.49)	-0.345*** (-2.58)	-0.357*** (-2.94)	-0.367*** (-2.75)	-0.434*** (-3.18)	-0.362*** (-2.76)	-0.306** (-2.50)	-0.394*** (-3.00)	-0.395*** (-3.51)	-0.115* (-1.90)
FF (3 facteurs) α	-0.274** (-2.09)	-0.353** (-2.50)	-0.335*** (-2.64)	-0.348*** (-3.08)	-0.357*** (-2.82)	-0.422*** (-3.38)	-0.353*** (-2.81)	-0.297** (-2.58)	-0.388*** (-3.11)	-0.390*** (-3.80)	-0.116* (-1.83)
FF (4 facteurs) α	-0.283** (-2.15)	-0.367*** (-2.64)	-0.349*** (-2.86)	-0.361*** (-3.37)	-0.371*** (-3.17)	-0.436*** (-3.58)	-0.366*** (-3.09)	-0.310*** (-2.82)	-0.399*** (-3.40)	-0.404*** (-4.01)	-0.121** (-1.99)
FF (5 facteurs) α	-0.394*** (-4.18)	-0.468*** (-4.58)	-0.442*** (-4.72)	-0.439*** (-4.67)	-0.468*** (-4.71)	-0.531*** (-5.31)	-0.447*** (-4.46)	-0.393*** (-4.16)	-0.464*** (-4.48)	-0.479*** (-5.68)	-0.085 (-1.49)

Tableau 48 : Caractéristiques du comportement acheteur-leader

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à acheter en avance comparativement aux autres, soit un comportement acheteur-leader (équation (75)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

	Degré k^u	Force k^w	Closeness CB'^w	Distance géodésique L'^w	Coefficient de rapprochement RLZ^w	Ratio de la distance géodésique $LR.LA^w$	Ratio du coefficient de rapprochement $CA.CR^w$	Indice Small- World focal SWZ^w	Eigen Vector E^w
Intercepte α	-0.003 (-0.23)	-0.001 (-0.07)	0.000 (0.04)	-0.000 (-0.01)	-0.000 (-0.03)	0.000 (0.03)	0.002 (0.13)	0.001 (0.07)	-0.000 (-0.03)
Spécifiques aux transactions									
Book-to-Market $BM_{j,t-1}^A$	0.003 (0.26)	-0.002 (-0.13)	0.001 (0.06)	0.001 (0.06)	-0.001 (-0.07)	0.003 (0.20)	0.001 (0.11)	0.002 (0.15)	-0.001 (-0.08)
Taille $MC_{j,t-1}^A$	0.026* (1.76)	-0.012 (-0.59)	-0.007 (-0.28)	-0.005 (-0.19)	-0.013 (-0.58)	0.007 (0.25)	-0.004 (-0.16)	0.002 (0.07)	-0.013 (-0.59)
Momentum $QRet_{j,t-2,t-1}^A$	0.027** (2.02)	0.024* (1.80)	0.023* (1.76)	0.023* (1.73)	0.024* (1.83)	0.023* (1.75)	0.024* (1.83)	0.024* (1.80)	0.024* (1.82)
Transaction passée $Transaction_{j,t-1}^A$	0.025** (1.96)	0.029** (2.28)	0.031** (2.41)	0.030** (2.34)	0.029** (2.30)	0.031** (2.37)	0.030** (2.36)	0.031** (2.37)	0.029** (2.30)
Centralité des actions $Centralité_{j,t-1}^A$	-0.020 (-1.38)	-0.012 (-0.81)	-0.001 (-0.06)	0.001 (0.06)	-0.010 (-0.64)	0.006 (0.32)	0.002 (0.10)	0.003 (0.16)	-0.011 (-0.67)
Variation de la centralité des actions $\Delta Centralité_{j,t}^A$	-0.017 (-1.24)	-0.016 (-1.25)	-0.006 (-0.49)	0.005 (0.38)	-0.002 (-0.16)	-0.005 (-0.39)	-0.009 (-0.67)	-0.005 (-0.37)	-0.002 (-0.14)
Centralité des fonds									
$Centralité_{j,t-1}$	0.024 (1.53)	0.045** (2.34)	0.043** (2.15)	-0.039** (-2.03)	0.046** (2.28)	0.033* (1.72)	0.041** (1.97)	0.036* (1.81)	0.046** (2.29)
$\Delta Centralité_{j,t}$	0.006 (0.44)	0.002 (0.18)	-0.007 (-0.53)	-0.004 (-0.27)	-0.007 (-0.52)	-0.004 (-0.31)	-0.017 (-1.23)	-0.013 (-0.95)	-0.005 (-0.34)
Statistiques des régressions									
R ² ajusté	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.002	0.001	0.001
Valeur-p	0.055	0.028	0.029	0.052	0.027	0.056	0.016	0.032	0.030

Tableau 49 : Coefficients de corrélation entre le comportement leader et les rendements normalisés futurs

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures du comportement acheteur-leader et vendeur-leader (estimées avec les équations (75) et (76)) et les rendements normalisés futurs des transactions (achats ou ventes) pour les quatre trimestres suivant l'identification du comportement. Les résultats entre parenthèses sont les statistiques du t-test. Les coefficients de corrélation sont estimés par l'équation (81). Chaque variable est normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57).

	Leader			
	Acheteur		Vendeur	
	Achats	Ventes	Achats	Ventes
T=1	0.055*** (4.36)	0.026** (2.10)	0.014 (1.09)	0.041*** (3.26)
T=2	0.059*** (4.71)	0.022* (1.77)	-0.002 (-0.16)	0.026** (2.10)
T=3	0.044*** (3.45)	0.006 (0.44)	-0.003 (-0.20)	0.012 (0.97)
T=4	0.034*** (2.70)	-0.003 (-0.20)	-0.009 (-0.72)	0.012 (0.93)

Tableau 50 : Rendements bruts des achats des gestionnaires acheteurs-leaders

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des achats effectués par les gestionnaires acheteurs-leaders pour une période de détention de 12 mois. La mesure de comportement acheteur-leader est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents d'achats pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-leader											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des achats</i>											
Moyenne	0.588	0.626	0.657	0.593	0.640	0.634	0.584	0.643	0.687	0.679	0.091**
	(1.06)	(1.11)	(1.17)	(1.06)	(1.13)	(1.12)	(1.05)	(1.16)	(1.22)	(1.22)	(2.04)
CAPM α	-0.020	0.015	0.048	-0.019	0.026	0.017	-0.025	0.039	0.071	0.073	0.093**
	(-0.18)	(0.12)	(0.39)	(-0.17)	(0.20)	(0.13)	(-0.23)	(0.35)	(0.62)	(0.58)	(2.51)
FF (3 facteurs) α	-0.037	-0.006	0.029	-0.035	0.007	-0.005	-0.048	0.021	0.056	0.051	0.088***
	(-0.38)	(-0.06)	(0.28)	(-0.35)	(0.06)	(-0.04)	(-0.55)	(0.22)	(0.54)	(0.53)	(2.67)
FF (4 facteurs) α	-0.026	0.006	0.042	-0.023	0.018	0.007	-0.039	0.031	0.066	0.061	0.087***
	(-0.35)	(0.07)	(0.57)	(-0.30)	(0.18)	(0.08)	(-0.50)	(0.42)	(0.79)	(0.74)	(2.65)
FF (5 facteurs) α	0.048	0.105	0.116	0.051	0.112	0.086	0.045	0.104	0.144*	0.147	0.098***
	(0.57)	(1.12)	(1.08)	(0.56)	(1.06)	(0.83)	(0.50)	(1.09)	(1.66)	(1.61)	(2.95)

Tableau 51 : Rendements bruts des ventes des gestionnaires acheteurs-leaders

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des ventes effectués par les gestionnaires vendeurs-leaders pour une période de détention de 6 mois. La mesure de comportement vendeur-leader est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés de ventes pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-leader											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des ventes</i>											
Moyenne	-0.950*	-0.929*	-0.909	-0.826	-0.954*	-0.858	-0.904	-0.924*	-0.933*	-0.870	0.080
	(-1.77)	(-1.71)	(-1.63)	(-1.51)	(-1.75)	(-1.56)	(-1.65)	(-1.70)	(-1.70)	(-1.59)	(1.55)
CAPM α	-0.413***	-0.384***	-0.352***	-0.278**	-0.411***	-0.307**	-0.356***	-0.382***	-0.383***	-0.325**	0.088**
	(-2.78)	(-3.15)	(-3.05)	(-2.21)	(-3.07)	(-2.38)	(-2.91)	(-2.79)	(-2.83)	(-2.30)	(1.98)
FF (3 facteurs) α	-0.407***	-0.376***	-0.342***	-0.270**	-0.401***	-0.298**	-0.345***	-0.375***	-0.377***	-0.320**	0.087**
	(-2.97)	(-3.30)	(-3.16)	(-2.19)	(-3.09)	(-2.45)	(-3.02)	(-2.81)	(-2.90)	(-2.47)	(1.99)
FF (4 facteurs) α	-0.417***	-0.387***	-0.355***	-0.283**	-0.414***	-0.312***	-0.358***	-0.390***	-0.391***	-0.332***	0.084**
	(-3.04)	(-3.60)	(-3.35)	(-2.39)	(-3.38)	(-2.62)	(-3.15)	(-3.05)	(-3.13)	(-2.74)	(2.02)
FF (5 facteurs) α	-0.535***	-0.473***	-0.447***	-0.363***	-0.482***	-0.403***	-0.440***	-0.482***	-0.477***	-0.415***	0.119***
	(-5.09)	(-5.12)	(-5.54)	(-3.42)	(-4.49)	(-4.19)	(-4.80)	(-4.63)	(-4.73)	(-4.30)	(2.87)

Tableau 52 : Rendements bruts des transactions (achats et ventes) des gestionnaires acheteurs-leaders

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des transactions (achats et ventes) effectués par les gestionnaires acheteurs-leaders pour une période de détention de 12 mois. La mesure de comportement acheteur-leader est estimée à l'aide de l'équation (75) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équivalents des transactions pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétéroscédasticité en suivant la suggestion de Newey-West (1987).

Période de détention de 12 mois

Déciles de l'ampleur du comportement acheteur-leader											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
<i>Rendements bruts des transactions</i>											
Moyenne	-0.228*** (-5.20)	-0.178*** (-4.04)	-0.233*** (-5.74)	-0.190*** (-6.03)	-0.133*** (-4.42)	-0.117*** (-3.52)	-0.210*** (-5.17)	-0.112*** (-3.59)	-0.201*** (-4.49)	-0.164*** (-3.61)	0.064* (1.93)
CAPM α	-0.198*** (-3.99)	-0.147*** (-3.05)	-0.218*** (-3.77)	-0.173*** (-4.72)	-0.142*** (-3.94)	-0.107** (-2.05)	-0.215*** (-3.70)	-0.108*** (-2.72)	-0.165*** (-3.63)	-0.126*** (-2.83)	0.073** (2.21)
FF (3 facteurs) α	-0.199*** (-3.87)	-0.151*** (-3.15)	-0.215*** (-3.51)	-0.173*** (-4.69)	-0.145*** (-4.14)	-0.109** (-2.04)	-0.216*** (-3.67)	-0.106** (-2.54)	-0.163*** (-3.59)	-0.125*** (-2.85)	0.074** (2.37)
FF (4 facteurs) α	-0.199*** (-3.84)	-0.149*** (-3.18)	-0.214*** (-3.53)	-0.172*** (-4.83)	-0.145*** (-4.14)	-0.109** (-2.03)	-0.213*** (-3.87)	-0.104*** (-2.68)	-0.163*** (-3.54)	-0.127*** (-2.90)	0.072** (2.48)
FF (5 facteurs) α	-0.216*** (-4.20)	-0.149*** (-3.19)	-0.208*** (-4.20)	-0.174*** (-4.32)	-0.131*** (-3.66)	-0.133** (-2.55)	-0.192*** (-3.42)	-0.111** (-2.35)	-0.184*** (-4.47)	-0.141*** (-3.60)	0.076** (2.57)

Tableau 53 : Caractéristiques du comportement vendeur-leader

Ce tableau illustre les résultats de neuf régressions du modèle (79) selon la mesure de centralité utilisée. La variable dépendante dans tous les cas est la propension des gestionnaires à vendre en avance comparativement aux autres, soit un comportement vendeur-leader (équation (76)). Pour chaque variable, on présente le coefficient de la régression ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les huit variables indépendantes du modèle sont définies à la section 7.4.4.3. Toutes les variables sont normalisées à chaque trimestre (voir équation (57)).

	Degré k^u	Force k^w	Closeness CB^w	Distance géodésique L^w	Coefficient de rapprochement RLZ^w	Ratio de la distance géodésique $LR.LA^w$	Ratio du coefficent de rapprochement $CA.CR^w$	Indice Small- World focal SWZ^w	Eigen Vector E^w
Intercepte α	-0.000 (-0.03)	-0.000 (-0.03)	0.000 (0.03)	-0.000 (-0.00)	-0.000 (-0.01)	0.000 (0.02)	0.001 (0.10)	0.001 (0.07)	-0.000 (-0.02)
Spécifiques aux transactions									
Book-to-Market $BM_{j,t-1}^V$	0.026** (2.07)	0.022* (1.72)	0.020 (1.49)	0.020 (1.54)	0.022* (1.67)	0.019 (1.46)	0.018 (1.37)	0.019 (1.42)	0.022* (1.69)
Taille $MC_{j,t-1}^V$	-0.067*** (-4.53)	-0.100*** (-4.87)	-0.117*** (-4.67)	-0.109*** (-4.66)	-0.104*** (-4.70)	-0.117*** (-4.53)	-0.121*** (-4.48)	-0.120*** (-4.55)	-0.102*** (-4.64)
Momentum $QRet_{j,t-2,t-1}^V$	0.007 (0.54)	0.007 (0.54)	0.007 (0.51)	0.006 (0.44)	0.007 (0.54)	0.006 (0.44)	0.005 (0.39)	0.006 (0.45)	0.007 (0.52)
Transaction passée $Transaction_{j,t-1}^V$	-0.018 (-1.40)	-0.019 (-1.51)	-0.019 (-1.49)	-0.019 (-1.48)	-0.019 (-1.49)	-0.019 (-1.49)	-0.019 (-1.45)	-0.019 (-1.47)	-0.019 (-1.49)
Centralité des actions $Centralité_{j,t-1}^V$	-0.004 (-0.26)	-0.023 (-1.58)	-0.033* (-1.78)	0.035* (1.96)	-0.026* (-1.67)	-0.037* (-1.81)	-0.038* (-1.95)	-0.036* (-1.80)	-0.025 (-1.60)
Variation de la centralité des actions $\Delta Centralité_{j,t}^V$	-0.019 (-1.51)	-0.014 (-1.12)	-0.014 (-1.03)	0.018 (1.37)	-0.015 (-1.15)	-0.012 (-0.93)	-0.018 (-1.32)	-0.013 (-0.97)	-0.012 (-0.91)
Centralité des fonds									
$Centralité_{j,t}$	0.003 (0.17)	0.030 (1.56)	0.034* (1.71)	-0.025 (-1.32)	0.029 (1.47)	0.029 (1.55)	0.030 (1.44)	0.033* (1.66)	0.028 (1.42)
$\Delta Centralité_{j,t}$	0.010 (0.68)	-0.011 (-0.86)	-0.012 (-0.95)	0.009 (0.72)	-0.012 (-0.89)	-0.004 (-0.29)	-0.015 (-1.14)	-0.009 (-0.66)	-0.013 (-0.93)
Statistiques des régressions									
R ² ajusté	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.006	0.005	0.005
Valeur-p	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tableau 54 : Rendements bruts des ventes des gestionnaires vendeurs-leaders

Ce tableau présente les rendements bruts des portefeuilles des ventes effectués par les gestionnaires vendeurs-leaders pour plusieurs périodes de détention. La mesure de comportement vendeur-leader est estimée à l'aide de l'équation (76) pour chaque fonds-trimestre. Pour chaque trimestre, la mesure est ensuite divisée en déciles, du plus faible comportement (1) au plus fort (10). Les rendements bruts sont obtenus à partir de portefeuilles équipondérés de ventes pour chaque fonds-trimestre. Le rendement sur la période de détention pour chaque fonds-trimestre est la moyenne des rendements bruts mensuels estimée selon l'équation (83). La définition de la période de détention est disponible à la section 7.4.4.4. Pour chaque variable, on présente la mesure obtenue ainsi que la statistique du t-test entre parenthèses. Les panels A et B présentent les rendements bruts obtenus pour des périodes de détention de 3 mois et 6 mois, respectivement. Les rendements sont estimés selon cinq modèles pour chaque période de détention : la moyenne, le CAPM, Fama-French (3 facteurs), Cahart et Fama-French (5 facteurs) [Fama et French (1993), Cahart (1997) et Fama et French (2015)]. Les matrices de covariances sont ensuite corrigées pour l'hétérosécédasticité en suivant la suggestion de Newwy-West (1987).

Panel A : Période de détention de 3 mois

Déciles de l'ampleur du comportement vendeur-leader											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
Rendements bruts des ventes											
Moyenne	-0.911*	-0.893	-0.845	-0.886	-0.761	-0.785	-0.824	-0.742	-0.792	-0.773	0.138**
	(-1.71)	(-1.62)	(-1.58)	(-1.61)	(-1.40)	(-1.46)	(-1.51)	(-1.35)	(-1.47)	(-1.45)	(2.08)
CAPM α	-0.442***	-0.408***	-0.376**	-0.403***	-0.284**	-0.312***	-0.345***	-0.258*	-0.319**	-0.305***	0.137**
	(-3.76)	(-3.13)	(-2.50)	(-3.14)	(-2.18)	(-2.72)	(-2.86)	(-1.92)	(-2.32)	(-2.64)	(2.33)
FF (3 facteurs) α	-0.438***	-0.405***	-0.369***	-0.395***	-0.276**	-0.300***	-0.336***	-0.250**	-0.309**	-0.300***	0.138**
	(-3.86)	(-3.26)	(-2.59)	(-3.14)	(-2.28)	(-2.90)	(-2.84)	(-1.97)	(-2.26)	(-2.85)	(2.43)
FF (4 facteurs) α	-0.445***	-0.410***	-0.374***	-0.405***	-0.286**	-0.313***	-0.347***	-0.259**	-0.317**	-0.311***	0.134**
	(-3.96)	(-3.31)	(-2.80)	(-3.10)	(-2.52)	(-3.05)	(-2.89)	(-2.12)	(-2.30)	(-2.77)	(2.23)
FF (5 facteurs) α	-0.529***	-0.487***	-0.477***	-0.442***	-0.369***	-0.366***	-0.393***	-0.341***	-0.400***	-0.379***	0.150**
	(-5.72)	(-4.67)	(-4.49)	(-4.61)	(-3.46)	(-4.14)	(-4.12)	(-3.61)	(-3.66)	(-3.94)	(2.27)

Panel B : Période de détention de 6 mois

Déciles de l'ampleur du comportement vendeur-leader											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	D10 - D1
Rendements bruts des ventes											
Moyenne	-0.936*	-0.990*	-0.851	-0.904	-0.862	-0.886	-0.956*	-0.867	-0.949*	-0.860	0.076
	(-1.76)	(-1.81)	(-1.56)	(-1.61)	(-1.58)	(-1.63)	(-1.72)	(-1.57)	(-1.73)	(-1.60)	(1.50)
CAPM α	-0.404***	-0.442***	-0.307**	-0.345**	-0.315**	-0.342***	-0.401***	-0.315***	-0.400***	-0.324***	0.080*
	(-3.11)	(-3.08)	(-2.06)	(-2.37)	(-2.44)	(-2.87)	(-3.41)	(-2.73)	(-2.89)	(-2.83)	(1.90)
FF (3 facteurs) α	-0.397***	-0.436***	-0.301**	-0.338**	-0.307**	-0.332***	-0.392***	-0.306***	-0.390***	-0.317***	0.080*
	(-3.33)	(-3.16)	(-2.08)	(-2.36)	(-2.57)	(-3.08)	(-3.51)	(-2.84)	(-2.95)	(-2.95)	(1.85)
FF (4 facteurs) α	-0.408***	-0.443***	-0.312**	-0.352**	-0.320***	-0.348***	-0.407***	-0.319***	-0.404***	-0.328***	0.079*
	(-3.69)	(-3.31)	(-2.26)	(-2.52)	(-2.90)	(-3.40)	(-3.91)	(-3.24)	(-3.09)	(-3.08)	(1.83)
FF (5 facteurs) α	-0.502***	-0.540***	-0.415***	-0.441***	-0.408***	-0.415***	-0.476***	-0.405***	-0.512***	-0.408***	0.094*
	(-5.23)	(-5.14)	(-3.74)	(-4.02)	(-4.15)	(-4.93)	(-5.21)	(-4.90)	(-5.11)	(-4.77)	(1.81)

Tableau 55 : Synthèse des résultats en lien avec les hypothèses H5 à H7

Le tableau 55 présente, pour chacun des comportements, la (les) source(s) principale(s) identifiée(s) dans notre analyse. De plus, chacun des comportements est attribué à des caractéristiques qui justifient la (les) sources identifiée(s). La dernière colonne indique si l'hypothèse reliée au comportement est confirmée, ambiguë ou infirmée.

Comportements	Sources	Caractéristiques	Hypothèses
Acheteur-contemporain	• Problèmes d'agence	• Transactions non informationnelles • Centralité élevée des fonds	H5 confirmée
Vendeur-contemporain	• Problèmes d'agence	• Transactions non informationnelles • Centralité élevée des fonds	H5 confirmée
Acheteur-suiveur	• Cascades d'information • Problèmes d'agence	• Transactions informationnelles • Centralité élevée des fonds	H6 ambiguë
Vendeur-suiveur	• Fausses cascades d'information • Caractéristiques spécifiques	• Transactions non informationnelles • Centralité neutre des fonds	H6 infirmée
Acheteur-leader	• Cascades d'information	• Transactions informationnelles • Centralité légère des fonds • Peu de préférence pour les actions	H7 confirmée
Vendeur-leader	• Cascades d'information	• Transactions informationnelles • Centralité neutre des fonds • Peu de préférence pour les actions	H7 confirmée

Tableau 56 : Les relations existantes entre les structures de réseau et les comportements des gestionnaires

Ce tableau présente les relations identifiées entre les comportements des gestionnaires et les structures des réseaux des fonds et des actions. Si la structure influence positivement le comportement le signe « + » est utilisé et le signe « - » si elle l'influence négativement.

Comportements	Structures du réseau des fonds	Structures du réseau des actions
Acheteurs-contemporains	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (+) 	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+)
Vendeurs-contemporains	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (+) 	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (-)
Acheteurs-suiveurs	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (+) 	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (-) • Small-World (-)
Vendeurs-suiveurs		<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (+)
Acheteurs-leaders	<ul style="list-style-type: none"> • Scale-Free (+) • Small-World (+) 	
Vendeurs-leaders	<ul style="list-style-type: none"> • Small-World (+) 	<ul style="list-style-type: none"> • Small-World (-)

Annexe 6 : Résultats supplémentaires

Tableau 57 - Coefficients de corrélation entre les mesures de réseau provenant du réseau des fonds

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les différentes mesures de réseau des fonds estimées en panel. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures sont présentées à l'annexe 1. Les coefficients en gras indiquent que la corrélation est statistiquement significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	$CA.CR_{j,t}^w$	1.000								
2	$\Delta CA.CR_{j,t}^w$	-0.095	1.000							
3	$RLZ_{j,t}^w$	0.970	-0.080	1.000						
4	$\Delta RLZ_{j,t}^w$	-0.071	0.772	-0.083	1.000					
5	$CB_{j,t}^{lw}$	0.983	-0.088	0.981	-0.080	1.000				
6	$\Delta CB_{j,t}^{lw}$	-0.085	0.887	-0.086	0.928	-0.095	1.000			
7	$k_{j,t}^u$	0.468	-0.011	0.664	-0.083	0.544	-0.051	1.000		
8	$\Delta k_{j,t}^u$	0.007	-0.050	-0.035	0.518	-0.011	0.251	-0.147	1.000	
9	$E_{j,t}^w$	0.967	-0.079	1.000	-0.083	0.978	-0.085	0.672	-0.037	1.000
10	$\Delta E_{j,t}^w$	-0.068	0.754	-0.081	0.996	-0.078	0.919	-0.083	0.538	-0.081
11	$L_{j,t}^{lw}$	-0.960	0.082	-0.984	0.077	-0.987	0.091	-0.629	0.019	-0.983
12	$\Delta L_{j,t}^{lw}$	0.074	-0.780	0.081	-0.898	0.088	-0.946	0.065	-0.350	0.080
13	$LR.LA_{j,t}^w$	0.969	-0.093	0.966	-0.075	0.993	-0.095	0.533	0.001	0.965
14	$\Delta LR.LA_{j,t}^w$	-0.082	0.892	-0.078	0.821	-0.089	0.941	-0.037	0.139	-0.077
15	$k_{j,t}^w$	0.956	-0.080	0.998	-0.086	0.975	-0.088	0.696	-0.041	0.998
16	$\Delta k_{j,t}^w$	-0.042	0.626	-0.058	0.877	-0.050	0.786	-0.079	0.602	-0.058
17	$SWZ_{j,t}^w$	0.990	-0.098	0.970	-0.075	0.995	-0.093	0.488	0.006	0.967
18	$\Delta SWZ_{j,t}^w$	-0.090	0.971	-0.080	0.810	-0.090	0.933	-0.023	0.034	-0.079
		10	11	12	13	14	15	16	17	18
10	$\Delta E_{j,t}^w$	1.000								
11	$L_{j,t}^{lw}$	0.075	1.000							
12	$\Delta L_{j,t}^{lw}$	-0.900	-0.092	1.000						
13	$LR.LA_{j,t}^w$	-0.072	-0.988	0.090	1.000					
14	$\Delta LR.LA_{j,t}^w$	0.816	0.089	-0.930	-0.098	1.000				
15	$k_{j,t}^w$	-0.084	-0.984	0.084	0.965	-0.080	1.000			
16	$\Delta k_{j,t}^w$	0.869	0.050	-0.761	-0.046	0.692	-0.062	1.000		
17	$SWZ_{j,t}^w$	-0.073	-0.975	0.083	0.992	-0.093	0.962	-0.045	1.000	
18	$\Delta SWZ_{j,t}^w$	0.798	0.086	-0.858	-0.097	0.967	-0.081	0.667	-0.098	1.000

Tableau 58 : Coefficients de corrélation entre les mesures de réseau provenant du réseau des actions

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les différentes mesures de réseau des actions estimées en panel. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures sont présentées à l'annexe 1. Les coefficients en gras indiquent que la corrélation est statistiquement significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	<i>CA.CRW_{i,t}</i>	1.000								
2	$\Delta CA.CRW_{i,t}$	-0.218	1.000							
3	<i>RLZ_{i,t}</i>	0.751	-0.088	1.000						
4	$\Delta RLZ_{i,t}$	-0.125	0.467	-0.204	1.000					
5	<i>CB_{i,t}</i>	0.943	-0.165	0.912	-0.184	1.000				
6	$\Delta CB'_{i,t}$	-0.194	0.842	-0.161	0.812	-0.206	1.000			
7	<i>k_{i,t}</i>	0.298	0.024	0.843	-0.185	0.560	-0.079	1.000		
8	$\Delta k_{i,t}$	0.014	-0.131	-0.144	0.765	-0.073	0.300	-0.209	1.000	
9	<i>E_{i,t}</i>	0.744	-0.085	1.000	-0.204	0.908	-0.160	0.848	-0.146	1.000
10	$\Delta E_{i,t}$	-0.124	0.448	-0.211	0.994	-0.188	0.801	-0.194	0.767	-0.212
11	<i>L_{i,t}</i>	-0.907	0.150	-0.938	0.189	-0.988	0.200	-0.635	0.092	-0.935
12	$\Delta L_{i,t}$	0.180	-0.782	0.162	-0.837	0.199	-0.973	0.095	-0.388	0.162
13	<i>LR.LAW_{i,t}</i>	0.984	-0.206	0.759	-0.149	0.956	-0.216	0.309	-0.011	0.753
14	$\Delta LR.LA_{i,t}$	-0.207	0.930	-0.116	0.565	-0.188	0.931	-0.011	-0.020	-0.115
15	<i>k_{i,t}</i>	0.705	-0.080	0.996	-0.208	0.884	-0.161	0.878	-0.156	0.996
16	$\Delta k_{i,t}$	-0.090	0.409	-0.174	0.969	-0.151	0.768	-0.172	0.818	-0.174
17	<i>SWZ_{i,t}</i>	0.995	-0.216	0.746	-0.138	0.948	-0.207	0.287	0.004	0.740
18	$\Delta SWZ_{i,t}$	-0.215	0.980	-0.102	0.522	-0.178	0.898	0.009	-0.081	-0.099
		10	11	12	13	14	15	16	17	18
10	$\Delta E_{i,t}$	1.000								
11	<i>L_{i,t}</i>	0.194	1.000							
12	$\Delta L_{i,t}$	-0.828	-0.202	1.000						
13	<i>LR.LAW_{i,t}</i>	-0.151	-0.925	0.206	1.000					
14	$\Delta LR.LA_{i,t}$	0.553	0.179	-0.888	-0.225	1.000				
15	<i>k_{i,t}</i>	-0.216	-0.919	0.164	0.718	-0.113	1.000			
16	$\Delta k_{i,t}$	0.961	0.158	-0.802	-0.117	0.518	-0.182	1.000		
17	<i>SWZ_{i,t}</i>	-0.138	-0.908	0.192	0.994	-0.219	0.701	-0.104	1.000	
18	$\Delta SWZ_{i,t}$	0.507	0.164	-0.834	-0.218	0.978	-0.096	0.466	-0.222	1.000

Tableau 59 : Coefficients de corrélation entre les mesures provenant du réseau des actions et les mesures spécifiques des firmes

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures spécifiques aux firmes estimées en panel. Les mesures sont présentées aux annexes 1 et 2. Afin d'alléger la matrice, seulement les centralités du degré et du Small-World sont présentées. L'indice Small-World a été choisi puisque l'indice présente des corrélations fortes avec les autres variables pondérées du réseau. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les coefficients en gras indiquent que la corrélation est statistiquement significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7	8
1	$k_{i,t}^u$	1.000							
2	$\Delta k_{i,t}^u$	-0.209	1.000						
3	$SWZ_{i,t}^w$	0.287	0.004	1.000					
4	$\Delta SWZ_{i,t}^w$	0.009	-0.081	-0.222	1.000				
5	$QRet_{i,t+1,t+2}$	-0.003	0.056	0.008	-0.129	1.000			
6	$QRet_{i,t+1,t+3}$	0.012	0.034	0.015	-0.109	0.796	1.000		
7	$QRet_{i,t+1,t+4}$	0.021	0.033	0.015	-0.093	0.678	0.853	1.000	
8	$QRet_{i,t+1,t+5}$	0.023	0.031	0.012	-0.079	0.603	0.744	0.879	1.000
9	$MC_{i,t-1}$	0.142	0.001	-0.456	0.004	-0.025	-0.028	-0.029	-0.031
10	$BM_{i,t-1}$	0.012	0.010	-0.049	0.007	0.000	0.003	0.006	0.009
11	$QRet_{i,t-2,t-1}$	-0.001	0.042	-0.043	-0.065	-0.016	-0.001	-0.011	-0.016
12	$QRet_{i,t-1,t}$	-0.006	0.075	0.003	-0.190	0.695	0.549	0.482	0.427
13	$\Delta_{i,t-1}$	-0.058	0.032	0.060	-0.053	-0.010	-0.011	-0.010	-0.007
14	$\Delta_{i,t}$	-0.046	0.151	0.115	-0.204	0.084	0.056	0.044	0.033
15	$\Delta_{i,t+1}$	0.024	0.017	0.046	-0.047	0.187	0.145	0.107	0.082
		9	10	11	12	13	14	15	
9	$MC_{i,t-1}$	1.000							
10	$BM_{i,t-1}$	0.017	1.000						
11	$QRet_{i,t-2,t-1}$	0.051	0.059	1.000					
12	$QRet_{i,t-1,t}$	-0.017	-0.005	-0.005	1.000				
13	$\Delta_{i,t-1}$	-0.261	0.017	0.135	-0.003	1.000			
14	$\Delta_{i,t}$	-0.203	-0.005	0.098	0.128	0.318	1.000		
15	$\Delta_{i,t+1}$	-0.041	-0.040	0.066	0.184	0.096	0.247	1.000	

Tableau 60 : Coefficients de corrélation entre les mesures provenant du réseau des fonds ainsi que les mesures moyennes en fonction des achats des fonds

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures de réseau des fonds, des mesures moyennes en fonction des achats des fonds (équation 78) ainsi que des mesures des comportements identifiées à l'aide de l'équation (75), ces données sont analysées en panel. Les mesures sont présentées aux annexes 1 à 3. Afin d'alléger la matrice, seulement les centralités du degré et du Small-World sont présentées. L'indice Small-World a été choisi puisque l'indice présente des corrélations fortes avec les autres variables pondérées du réseau. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	$k_{j,t}^u$	1.000								
2	$\Delta k_{j,t}^u$	-0.147	1.000							
3	$SWZ_{j,t}^w$	0.488	0.006	1.000						
4	$\Delta SWZ_{j,t}^w$	-0.023	0.034	-0.098	1.000					
5	$\overline{k_{j,t}^{A,u}}$	0.225	-0.003	0.409	0.136	1.000				
6	$\overline{\Delta k_{j,t}^{A,u}}$	0.057	0.021	-0.003	-0.004	-0.307	1.000			
7	$\overline{MC_{j,t-1}^A}$	0.307	-0.009	0.721	0.111	0.430	-0.044	1.000		
8	$\overline{Transaction_{j,t-1}^A}$	-0.026	-0.011	-0.123	0.000	-0.019	-0.048	0.010	1.000	
9	$\overline{BM_{j,t-1}^A}$	0.018	0.018	0.001	-0.009	0.030	0.033	-0.073	-0.017	1.000
10	$\overline{QRet_{j,t-2,t-1}^A}$	0.062	0.003	-0.014	-0.001	0.002	0.105	-0.117	-0.081	0.278
11	$\overline{SWZ_{j,t}^{A,w}}$	-0.124	0.018	-0.418	-0.051	-0.117	-0.003	-0.712	-0.070	-0.195
12	$\overline{\Delta SWZ_{j,t}^{A,w}}$	0.022	0.011	0.064	-0.072	0.002	-0.062	-0.007	0.024	-0.046
13	$\overline{QRet_{j,t+1,t+2}^A}$	-0.013	-0.016	-0.038	-0.008	-0.007	-0.036	-0.023	0.025	-0.055
14	$\overline{QRet_{j,t+1,t+3}^A}$	-0.009	-0.017	-0.044	0.006	-0.008	-0.018	-0.036	0.009	-0.030
15	$\overline{QRet_{j,t+1,t+4}^A}$	-0.003	-0.004	-0.043	0.015	-0.011	-0.003	-0.043	0.025	-0.024
16	$\overline{QRet_{j,t+1,t+5}^A}$	-0.011	-0.005	-0.054	-0.008	-0.023	-0.001	-0.059	0.028	-0.024
17	$\beta_{j,t}^{S,A}$	0.015	0.026	0.035	-0.003	0.009	-0.015	0.002	-0.025	0.001
18	$\beta_{j,t}^{C,A}$	0.010	0.001	0.142	-0.003	0.007	0.111	0.033	-0.087	0.020
19	$\beta_{j,t}^{L,A}$	0.019	0.013	0.028	-0.017	0.021	-0.037	0.024	0.012	0.002
		10	11	12	13	14	15	16	17	18
10	$\overline{QRet_{j,t-2,t-1}^A}$	1.000								
11	$\overline{SWZ_{j,t}^{A,w}}$	0.027	1.000							
12	$\overline{\Delta SWZ_{j,t}^{A,w}}$	-0.113	-0.040	1.000						
13	$\overline{QRet_{j,t+1,t+2}^A}$	-0.093	0.049	0.011	1.000					
14	$\overline{QRet_{j,t+1,t+3}^A}$	-0.025	0.077	0.008	0.706	1.000				
15	$\overline{QRet_{j,t+1,t+4}^A}$	-0.026	0.091	0.029	0.575	0.824	1.000			
16	$\overline{QRet_{j,t+1,t+5}^A}$	-0.037	0.096	0.031	0.519	0.719	0.875	1.000		
17	$\beta_{j,t}^{S,A}$	0.035	-0.020	-0.014	0.026	-0.003	-0.020	-0.016	1.000	
18	$\beta_{j,t}^{C,A}$	0.041	0.011	-0.037	-0.053	-0.050	-0.036	-0.047	-0.153	1.000
19	$\beta_{j,t}^{L,A}$	0.009	-0.007	-0.002	0.062	0.055	0.039	0.030	-0.096	-0.167
		19								

Tableau 61 : Coefficients de corrélation entre les mesures provenant du réseau des fonds ainsi que les mesures moyennes en fonction des ventes des fonds

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures de réseau des fonds, des mesures moyennes en fonction des ventes des fonds (équation 78) ainsi que des mesures des comportements identifiées à l'aide de l'équation (76), ces données sont analysées en panel. Les mesures sont présentées aux annexes 1 à 3. Afin d'alléger la matrice, seulement les centralités du degré et du Small-World sont présentées. L'indice Small-World a été choisi puisque l'indice présente des corrélations fortes avec les autres variables pondérées du réseau. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	$k_{j,t}^u$	1.000								
2	$\Delta k_{j,t}^u$	-0.147	1.000							
3	$SWZ_{j,t}^w$	0.488	0.006	1.000						
4	$\Delta SWZ_{j,t}^w$	-0.023	0.034	-0.098	1.000					
5	$\frac{k_{j,t}^{V,u}}{\overline{k}_{j,t}^{V,u}}$	0.230	-0.011	0.454	-0.102	1.000				
6	$\frac{\Delta k_{j,t}^{V,u}}{\overline{\Delta k}_{j,t}^{V,u}}$	-0.046	0.039	0.013	-0.006	-0.077	1.000			
7	$\overline{MC}_{j,t-1}^v$	0.283	0.011	0.745	-0.060	0.446	0.032	1.000		
8	$Transaction_{j,t-1}^v$	0.087	-0.017	-0.052	0.002	-0.042	-0.030	-0.155	1.000	
9	$\overline{BM}_{j,t-1}^v$	-0.029	0.015	-0.051	-0.008	0.000	-0.024	-0.061	0.010	1.000
10	$QRet_{j,t-2,t-1}^v$	-0.118	0.012	-0.166	-0.004	-0.091	0.105	-0.093	-0.030	0.087
11	$SWZ_{j,t}^{V,w}$	-0.092	0.001	-0.395	0.053	-0.103	0.028	-0.697	0.106	-0.192
12	$\Delta SWZ_{j,t}^{V,w}$	-0.099	-0.042	-0.100	-0.043	-0.069	-0.041	-0.068	0.050	0.057
13	$QRet_{j,t+1,t+2}^v$	-0.031	0.011	-0.022	0.023	-0.024	0.023	-0.036	0.024	-0.058
14	$QRet_{j,t+1,t+3}^v$	-0.023	0.002	-0.035	0.052	-0.014	-0.004	-0.058	0.020	-0.058
15	$QRet_{j,t+1,t+4}^v$	-0.022	0.018	-0.044	0.049	-0.017	0.023	-0.075	0.024	-0.065
16	$QRet_{j,t+1,t+5}^v$	-0.010	-0.001	-0.042	0.031	-0.025	0.009	-0.089	0.015	-0.037
17	$\beta_{j,t}^{S,V}$	0.014	-0.024	0.029	-0.007	0.027	-0.001	0.016	-0.008	-0.027
18	$\beta_{j,t}^{C,V}$	-0.007	0.014	0.061	-0.008	0.028	-0.084	0.009	-0.045	0.026
19	$\beta_{j,t}^{L,V}$	-0.025	-0.001	-0.045	-0.012	-0.032	-0.005	-0.056	0.002	0.015

		10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
10	$QRet_{j,t-2,t-1}^v$	1.000									
11	$SWZ_{j,t}^{V,w}$	0.003	1.000								
12	$\Delta SWZ_{j,t}^{V,w}$	-0.030	-0.171	1.000							
13	$QRet_{j,t+1,t+2}^v$	-0.092	0.066	-0.001	1.000						
14	$QRet_{j,t+1,t+3}^v$	-0.025	0.116	-0.017	0.681	1.000					
15	$QRet_{j,t+1,t+4}^v$	-0.038	0.144	-0.003	0.564	0.810	1.000				
16	$QRet_{j,t+1,t+5}^v$	-0.069	0.140	0.019	0.502	0.700	0.871	1.000			
17	$\beta_{j,t}^{S,V}$	-0.018	0.058	-0.009	0.037	0.043	0.036	0.028	1.000		
18	$\beta_{j,t}^{C,V}$	0.010	-0.008	0.075	0.011	0.010	0.003	0.022	-0.179	1.000	
19	$\beta_{j,t}^{L,V}$	0.034	0.030	-0.020	-0.059	-0.034	-0.014	-0.013	-0.060	-0.190	1.000

Tableau 62 : Coefficients de corrélation des mesures des comportements

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures des comportements identifiées à l'aide des équations (75) et (76) et sont estimés en panel. Les mesures sont présentées à l'annexe 3. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6
1	$\beta_{j,t}^{S,A}$	1.000					
2	$\beta_{j,t}^{S,V}$	-0.406	1.000				
3	$\beta_{j,t}^{C,A}$	-0.153	0.084	1.000			
4	$\beta_{j,t}^{C,V}$	0.064	-0.179	-0.255	1.000		
5	$\beta_{j,t}^{L,A}$	-0.096	0.026	-0.167	0.121	1.000	
6	$\beta_{j,t}^{L,V}$	0.038	-0.060	0.076	-0.190	-0.502	1.000

Tableau 63 : Coefficients de corrélation entre les mesures moyennes trimestrielles des comportements

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre les mesures moyennes trimestrielles des comportements, ces données sont analysées de façon longitudinale. Les mesures sont présentées à l'annexe 3. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6
1	$\overline{\beta}_{j,t}^{S,A}$	1.000					
2	$\overline{\beta}_{j,t}^{S,V}$	-0.717	1.000				
3	$\overline{\beta}_{j,t}^{C,A}$	0.025	-0.117	1.000			
4	$\overline{\beta}_{j,t}^{C,V}$	-0.303	0.050	-0.309	1.000		
5	$\overline{\beta}_{j,t}^{L,A}$	-0.078	-0.078	-0.085	0.099	1.000	
6	$\overline{\beta}_{j,t}^{L,V}$	0.027	0.142	-0.147	-0.247	-0.642	1.000

Tableau 64 : Coefficients de corrélation entre les mesures moyennes trimestrielles provenant des réseaux des fonds et des actions

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre certaines mesures moyennes trimestrielles provenant du réseau des actions et des fonds, ces données sont analysées de façon longitudinale. Les mesures sont présentées à la section 5.2 et à l'annexe 1. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

		1	2	3	4	5	6	7
1	$\rho_{F,t}^u$	1.000						
2	$\rho_{S,t}^u$	0.487	1.000					
3	$\rho_{F,t}^w$	0.672	0.412	1.000				
4	$\rho_{S,t}^w$	0.524	0.943	0.484	1.000			
5	#Edges _{F,t}	-0.235	0.001	0.003	-0.109	1.000		
6	#Edges _{S,t}	-0.356	-0.271	-0.046	-0.246	0.736	1.000	
7	NMAC _{F,t}	0.529	0.458	0.541	0.412	0.574	0.336	1.000
8	NMFC _{S,t}	0.091	0.194	0.191	0.044	0.886	0.485	0.797
9	$\overline{k_{F,t}^u}$	-0.169	0.007	0.051	-0.125	0.983	0.709	0.638
10	$\overline{k_{S,t}^u}$	-0.290	-0.154	0.009	-0.130	0.721	0.989	0.391
11	$\overline{k_{F,t}^w}$	0.187	0.203	0.853	0.274	0.164	0.186	0.340
12	$\overline{k_{S,t}^w}$	0.435	0.587	0.454	0.822	-0.291	-0.148	0.189
13	$\overline{SWZ_{F,t}^w}$	0.844	0.445	0.469	0.538	-0.599	-0.585	0.108
14	$\overline{SWZ_{S,t}^w}$	0.594	0.885	0.496	0.805	0.205	-0.147	0.653

		8	9	10	11	12	13	14
8	NMFC _t	1.000						
9	$\overline{k_{F,t}^u}$	0.939	1.000					
10	$\overline{k_{S,t}^u}$	0.491	0.698	1.000				
11	$\overline{k_{F,t}^w}$	0.182	0.181	0.214	1.000			
12	$\overline{k_{S,t}^w}$	-0.252	-0.341	-0.066	0.299	1.000		
13	$\overline{SWZ_{F,t}^w}$	-0.320	-0.552	-0.524	0.030	0.559	1.000	
14	$\overline{SWZ_{S,t}^w}$	0.453	0.247	-0.048	0.237	0.442	0.468	1.000

Tableau 65 : Coefficient de corrélations entre mesures moyennes trimestrielles provenant des réseaux des fonds et des actions et les mesures moyennes trimestrielles des comportements

Ce tableau présente les coefficients de corrélation entre certaines mesures moyennes trimestrielles provenant du réseau des actions et des fonds et des mesures moyennes trimestrielles des comportements, ces données sont analysées de façon longitudinale. Les mesures de réseaux sont présentées à la section 5.2 et à l'annexe 1 et les mesures de comportement à la section 7.4.4.1 et à l'annexe 3. Chaque variable est d'abord normalisée à chaque trimestre à l'aide de l'équation (57). Les mesures en gras indiquent que la corrélation est significative au seuil de 5%.

	$\rho_{F,t-1}^u$	$\rho_{S,t-1}^u$	$\rho_{F,t-1}^w$	$\rho_{S,t-1}^w$	#Edges _{F,t-1}	#Edges _{S,t-1}	NMAC _{F,t-1}
$\overline{\beta_{j,t}^{S,A}}$	-0.329	-0.330	-0.063	-0.351	0.240	0.188	-0.021
$\overline{\beta_{j,t}^{S,V}}$	0.025	0.158	0.123	0.207	-0.153	-0.093	-0.093
$\overline{\beta_{j,t}^{C,A}}$	0.048	-0.054	0.165	-0.082	-0.070	0.128	0.040
$\overline{\beta_{j,t}^{C,V}}$	0.238	0.274	0.034	0.339	-0.149	-0.231	-0.059
$\overline{\beta_{j,t}^{L,A}}$	0.167	0.264	0.094	0.156	-0.054	-0.084	0.079
$\overline{\beta_{j,t}^{L,V}}$	-0.067	-0.198	0.055	-0.084	0.002	0.044	-0.012
	NMFC _{S,t-1}	$\overline{k_{F,t-1}^u}$	$\overline{k_{S,t-1}^u}$	$\overline{k_{F,t-1}^w}$	$\overline{k_{S,t-1}^w}$	$\overline{SWZ_{F,t-1}^w}$	$\overline{SWZ_{S,t-1}^w}$
$\overline{\beta_{j,t}^{S,A}}$	0.262	0.304	0.143	0.148	-0.300	-0.339	-0.136
$\overline{\beta_{j,t}^{S,V}}$	-0.233	-0.213	-0.078	0.145	0.240	0.053	-0.033
$\overline{\beta_{j,t}^{C,A}}$	-0.041	-0.012	0.149	0.189	-0.101	0.034	-0.038
$\overline{\beta_{j,t}^{C,V}}$	-0.203	-0.220	-0.204	-0.120	0.357	0.268	0.204
$\overline{\beta_{j,t}^{L,A}}$	0.055	-0.005	-0.041	0.006	-0.067	0.195	0.310
$\overline{\beta_{j,t}^{L,V}}$	-0.086	-0.054	0.010	0.120	0.124	-0.102	-0.284