



THESIS / THÈSE

MASTER EN SCIENCES DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE EN BUSINESS ANALYSIS & INTEGRATION

Etude de la rentabilité d'une stratégie d'investissement long/short sur des fonds mutuels européens

Golin, Gauthier

Award date:
2020

Awarding institution:
Université de Namur

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.



Etude de la rentabilité d'une stratégie d'investissement long/short
sur des fonds mutuels européens

Gauthier GOLIN

Directeur: Prof. JY. Gnabo

Mémoire présenté
en vue de l'obtention du titre de
Master 120 en sciences de gestion, à finalité spécialisée
en Business Analysis & Integration

ANNEE ACADEMIQUE 2019-2020

RESUME

Ce mémoire a pour objectif d'étudier la performance d'une stratégie d'investissement long/short sur des fonds mutuels européens entre décembre 2000 et décembre 2016. La stratégie tente d'exploiter les déconnexions des fonds mutuels de leurs clusters de référence. On considère un fond en déconnexion comme un fond ayant quitté son cluster de référence pendant au moins trois mois consécutifs. À partir d'une base de données rassemblant 4957 fonds mutuels européens (EEMF), un portefeuille est construit en prenant des positions long et short sur une base mensuelle, en fonction du rendement relatif du fond par rapport à son cluster de référence. Chaque mois, on procède à un rééquilibrage du portefeuille sur base des informations observées le mois précédent. La performance de la stratégie est mesurée à l'aide d'un modèle à quatre facteurs régressant les rendements mensuels du portefeuille. Les résultats démontrent l'absence de profitabilité de la stratégie.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, nous tenons à remercier Jean-Yves Gnabo, promoteur, pour son suivi et ses conseils tout au long de ce mémoire, qui ont alimenté notre réflexion.

Ensuite, nous témoignons notre gratitude à Henri Vanhomwegen pour avoir procuré la base de données, fondamentale à cette étude, ainsi que pour son aide ponctuelle.

Enfin, nous tenons à remercier toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont participé à la rédaction de ce mémoire : amis, famille et collègues étudiants.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION	1
PARTIE 1 : PARTIE THEORIQUE	3
I. Efficience des marchés	4
1. Hypothèse de marche aléatoire	4
2. Notion d'efficience.....	5
3. Différentes formes d'efficience de marché.....	6
3.1 Forme faible	6
3.2. Forme semi-forte	7
3.3. Forme forte	11
3.3.1. Insider trading.....	12
3.3.2. Les professionnels et leurs performances	13
4. Anomalies	13
4.1 Anomalies de calendrier ou saisonnalités	14
4.2 Anomalies de rentabilités.....	15
II. Stratégies d'investissement	18
1. Stratégies traditionnelles.....	18
1.1. Stratégies basées sur les fondamentaux	18
1.2. Value investing.....	20
1.3. Growth investing.....	20
2. Stratégies basées sur l'analyse technique.....	21
3. Stratégies mêlant fondamentaux et technique	22
3.1. Stratégie momentum	22
3.2. Stratégie contrariante	24
3.3. Comparaison entre la stratégie contrariante et momentum	25
3.4. CAN SLIM investing.....	26
4. Stratégies particulières basées sur la corrélation entre actifs.....	27
4.1. Approche réelle.....	28
4.2. Approche statistique.....	29

4.2.1.	Qu'est-ce que le pairs trading?.....	29
4.2.2.	Implémentation théorique d'une stratégie de pairs trading.....	30
4.2.2.1.	Formation des paires.....	30
4.2.2.2.	Période de trading.....	31
4.2.2.3.	Calcul des rendements.....	32
4.2.3.	Profitabilité de la stratégie.....	33
4.2.4.	Risques du pairs trading.....	34
PARTIE 2 : PARTIE EMPIRIQUE	35
I. Données	36
1.	Base de données initiale.....	36
2.	Application d'une technique de clustering.....	38
II. Méthodologie	40
	Etape 1 : Détermination du cluster de référence.....	40
	Etape 2 : Identifier les périodes de déconnexion.....	41
	Etape 3 : Comparaison des performances entre le fond et le cluster.....	41
	Etape 4 : Construction du portefeuille.....	43
	Etape 5 : Mesure de la performance du portefeuille.....	43
III. Résultats	47
1.	Rendements du portefeuille.....	47
2.	Choix du benchmark : approche active.....	49
3.	Résultats de la régression quatre facteurs.....	50
4.	Changement de la période d'observation.....	53
CONCLUSION	55
SOURCES	57
ANNEXES	64

INTRODUCTION

Depuis l'hypothèse d'efficience des marchés introduite par Fama (1965a), les auteurs n'ont cessé d'apporter des preuves en faveur ou en défaveur de la capacité des marchés financiers à offrir des opportunités. L'enjeu est devenu la mise en place de la stratégie la plus astucieuse et profitable. Si beaucoup ont échoué, beaucoup ont également réussi. C'est un peu à l'image de ces nombreuses anomalies qui fascinent les investisseurs depuis des décennies. Au fil des années, le concept d'efficience n'a cessé de s'affiner.

Une part importante de la littérature sur les stratégies d'investissement met particulièrement l'accent sur deux types d'approches : l'approche fondamentale et l'approche technique. Dans ce mémoire, au-delà de ces stratégies classiques, on s'intéressera également à des stratégies plus particulières, reposant sur la corrélation entre actifs. Ces stratégies seront réparties elles aussi selon deux approches : une approche réelle et une approche statistique. Nous introduirons par exemple la stratégie de pairs trading et la stratégie d'Anton et Polk (2014) basée sur l'appartenance à un même fond mutuel.

Après avoir posé les bases théoriques utiles à la compréhension générale des stratégies d'investissement, une stratégie originale sera implémentée : une stratégie long/short sur des fonds mutuels européens. En effet, l'objectif de ce mémoire est d'apporter une vision neuve dans une littérature déjà abondante. Le cœur de la stratégie est la déconnexion entre les fonds mutuels et leurs clusters de référence, correspondant aux styles suivis par ces fonds. L'objectif est d'analyser s'il est possible de tirer profit de ces déconnexions en misant sur un retour à la normale par la suite, afin de créer des situations d'arbitrage. Un fond sera considéré comme « en déconnexion » lorsqu'il sera identifié hors de son cluster de référence durant trois mois consécutifs. Cette étude s'appuie sur une base de données développée par Bereau et al. (2019) qui rassemble 4957 fonds mutuels européens (EEMF). En pratique, on adoptera une position long sur un fond en déconnexion qui sous-performe son cluster de référence et à l'inverse une position short dans le cas où il surperforme. La performance du portefeuille ainsi créée sera ensuite mesurée à l'aide d'un modèle à quatre facteurs.

Concrètement, une première partie, théorique, posera donc d'abord les bases de l'efficience de marché. En effet, il semble important, dans un mémoire ayant pour but de déterminer la

profitabilité d'une stratégie d'investissement, de repartir d'un cadre général reprenant les principaux courants de pensées quant à la possibilité même de battre le marché. Cette partie posera également le cadre théorique d'un large éventail de stratégies d'investissement. Ensuite, une seconde partie, empirique, sera l'occasion de proposer une étude complémentaire visant la mise en place d'une stratégie d'investissement ainsi que l'évaluation de ses performances. Cette seconde partie débutera tout d'abord par une présentation des données utilisées et de la méthodologie mise en place. Enfin, nous procéderons à une présentation des résultats afin de répondre à la question : « Est-ce que la stratégie implémentée est profitable ? »

PARTIE 1 : PARTIE THEORIQUE

I. EFFICIENCE DES MARCHES

La partie intitulée « efficacité des marchés » aura pour but de proposer une introduction de différents concepts importants au sein de la littérature financière : hypothèse de marche aléatoire, efficacité et anomalies. Cette partie permettra ainsi de poser les bases nécessaires à la compréhension des différentes stratégies d'investissement présentées dans la section suivante.

1. HYPOTHESE DE MARCHE ALEATOIRE

Un des premiers concepts à avoir vu le jour en théorie financière est le concept de « marche aléatoire » ou *random walk*. Il s'agit d'un concept très répandu qui pose le postulat de cours boursiers suivant une marche aléatoire, ce qui implique qu'ils ne pourraient pas être estimés de façon précise par un investisseur. Ce concept est apparu dans la théorie financière (sous une autre dénomination que « marche aléatoire », même si c'était ce dont il s'agissait) il y a plus de 150 ans, en 1863, dans les travaux de l'économiste français Jules Regnault, alors agent de change à la bourse de Paris. Son unique ouvrage, *Calcul des chances et philosophie de la bourse*, constitua un point de départ en matière d'évolution stochastique des rendements d'actifs. En effet, il fut le premier à proposer un modèle de marche aléatoire pour expliquer les variations boursières (Walter, 2013).

Ce même concept a été repris et approfondi au début du 20^{ème} siècle quand le mathématicien Louis Bachelier publia les résultats de sa thèse de doctorat. Bachelier fut le premier à proposer mathématiquement une représentation brownienne des variations boursières (Walter, 2013). Bachelier décrit l'objet de son travail de la sorte : « il est possible d'établir mathématiquement l'état statique du marché à un instant donné, c'est-à-dire (...) la loi de probabilité des variations de cours qu'admet à cet instant le marché. Si le marché, en effet, ne prévoit pas les mouvements, il les considère comme étant plus ou moins probables, et cette probabilité peut s'évaluer » (cité dans Walter, 2013, p. 9).

Dans la pratique, le premier à avoir eu recours à cette théorie sur les marchés financiers est Maurice Kendall (1953). Au cours de ses recherches, ce dernier se retrouve incapable de mettre en évidence des tendances prévisibles quant à l'évolution du cours des actions, cette dernière étant considérée comme parfaitement imprévisible et ayant donc, tous les jours, autant de chance d'augmenter que de diminuer. Ces travaux ont permis au fil du temps de

considérer cette imprévisibilité des marchés davantage comme une preuve de leur efficacité et donc de leur bon fonctionnement plutôt que comme un aveu d'incohérence ou de non-sens.

2. NOTION D'EFFICACITÉ

Fama (1965a) et Samuelson (1965) ont développé par la suite ce concept d'efficacité de marché. À cette époque, Fama (1965a) décrit un marché efficace comme étant : « un marché où un grand nombre de personnes sont en concurrence afin de maximiser leur profit de façon rationnelle, et où chacun essaye de prédire la valeur future de chaque titre, et où l'information actuelle, importante, est presque librement accessible à tous les participants » (1965a, pp. 3-4).

Ensuite, Fama (1965b) fait également une différence entre deux types de traders : les traders sophistiqués et les autres. La première catégorie rassemble les traders capables, d'une part, de prédire l'apparition de nouvelles informations ainsi que leur répercussion sur les prix de façon plus précise que la moyenne et d'autre part, les traders capables de développer les meilleurs modèles statistiques d'évolution des prix. Ils auraient donc la capacité d'estimer quand il y a divergence entre le prix d'un actif, tel qu'affiché par le marché et sa valeur fondamentale. En outre, Fama (1965a) considère également la valeur fondamentale ou intrinsèque d'un titre comme étant liée aux perspectives de rentabilité de l'entreprise qui sont à leur tour liées à des facteurs économiques et politiques.

La seconde catégorie quant à elle, rassemble les traders dits « autres ». Les traders sophistiqués pourraient donc profiter des erreurs de perception des ces « autres traders » pour générer un profit (Fama, 1965b). Cependant, Fama (1965b) constate que sur les marchés, le prix des actifs n'est en fin de compte pas significativement différent de leur valeur fondamentale car les traders sophistiqués interviennent rapidement en cas de divergence et anéantissent dès lors toute possibilité de battre le marché. Les résultats de l'article de Fama (1965b), dont le but était encore ici de prouver le caractère aléatoire du marché des actions sous le postulat de deux hypothèses (les variations de prix sont indépendantes et ces mêmes variations sont conformes à une certaine distribution de probabilité) sont une nouvelle preuve en faveur de l'hypothèse de marché aléatoire selon ses dires (c'est-à-dire une indépendance dans le chef des variations des prix et donc des prix successifs).

Par la suite, il affine également la définition d'un marché efficace en ajoutant qu'un marché efficace est un marché où les prix, à tout moment, représentent les meilleures estimations des

valeurs intrinsèques. Ainsi, dès lors que la valeur intrinsèque change, le prix réel s'ajuste instantanément. Ce qui signifie, notamment, que le prix réel sera initialement supérieur à la nouvelle valeur intrinsèque aussi souvent qu'il sera inférieur (Fama, 1965b).

Enfin, Samuelson (1965) publie son article *Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly* et suggère que les cours des actions suivent une martingale. La martingale est un autre processus stochastique, mais moins restrictif que la marche aléatoire car ne supposant pas forcément l'indépendance des rendements successifs. La différence avec les travaux de Fama réside dans le fait que Samuelson considère les prix sur le marché comme étant toujours égaux à leur valeur fondamentale. Cela implique que spéculer sur une éventuelle divergence ne peut permettre la réalisation d'un profit (Mignon, 2008).

Mathématiquement, selon le processus de marche aléatoire, l'évolution du prix d'un actif P_{t+1} , peut se représenter sous la forme suivante (Jovanovic, 2009):

$$P_{t+1} = P_t + \varepsilon_{t+1} \tag{1.1}$$

Avec $\varepsilon = \{\varepsilon_t, t \in N\}$

Où P_{t+1} est le prix de l'actif P au temps $t+1$; P_t est le prix de l'actif P au temps t et ε représente le bruit blanc ; c'est-à-dire un processus stochastique qui reprend les éléments indépendants.

3. DIFFERENTES FORMES D'EFFICIENCE DE MARCHE

Dans la continuité de ses recherches, Fama (1970) a introduit cinq ans plus tard trois formes possibles en matière d'efficience de marchés. Ces trois formes qui se sont imposées comme une référence depuis dans la littérature sont les suivantes : la forme faible, la forme semi-forte et enfin la forme forte d'efficience.

3.1 FORME FAIBLE

Cette première forme soutient que les cours des actions reflètent déjà toute l'information qui peut être obtenue en examinant les données passées de marché : historique des cours passés, volume des opérations, etc. De plus, toutes ces informations antérieures sont accessibles au public et pratiquement sans frais. Le prix actuel est donc indépendant de toutes les informations passées publiées (Bodie et al., 2004).

Selon Mignon (2006), différents tests sont applicables à la forme faible d'efficience. On distingue d'abord les tests paramétriques, des tests non paramétriques. En effet, les premiers cherchent à savoir s'il est possible de prévoir les rendements futurs à partir des rendements historiques, alors que les seconds se focalisent davantage sur l'indépendance des rendements. À noter également que : « les tests de forme faible sont les plus nombreux puisqu'ils ont été couramment associés aux tests de marche aléatoire. (...) Ils sont donc surtout fondés sur les tests de racine unitaire et sur les tests d'autocorrélation » (pp. 27-28).

On distingue également les résultats de ces tests selon qu'ils soient basés sur les rendements à court terme ou alors à l'inverse, sur les rendements à long terme. À court terme, les recherches ont montré qu'il existait une faible autocorrélation entre les rendements à moins d'un an (Bodie et al., 2004). C'est par exemple la conclusion à laquelle sont également arrivés Conrad et Kaul (1988). En effet, ils ont analysé les rendements hebdomadaires de différents portefeuilles d'actions sur la période 1962-1985 et ont abouti à la conclusion que les variations entre les rendements attendus présentaient des tendances systématiques au cours du temps et entre les portefeuilles également. Cependant, selon Bodie et al. (2004), de manière générale, cette autocorrélation positive ne permettait pas de créer de réelles opportunités de profits, car trop proche de zéro.

À la même période, Lo et MacKinlay (1988) ont réalisé des recherches similaires (mais sur des actions du NYSE directement et non plus sur des portefeuilles), portant sur la période 1962-1985. Ils ont rejeté l'hypothèse de marche aléatoire pour les rendements à court terme. À long terme par contre, plusieurs recherches ont montré l'existence d'autocorrélation négative. Pour comprendre, il faut s'intéresser au phénomène de retour à la moyenne. Ce phénomène a lieu quand on observe une valeur élevée et que celle-ci est suivie par une valeur plus proche de la moyenne (Bodie et al., 2004). Deux des articles les plus connus à ce propos ont été rédigés respectivement par Poterba et Summers (1988) ainsi que Fama et French (1998).

3.2. FORME SEMI-FORTE

Cette seconde forme, quant à elle, implique que toutes les informations accessibles au public concernant les perspectives d'une entreprise se reflètent déjà dans le cours de l'action. À titre d'exemple, ces informations peuvent comprendre: la publication des résultats annuels, des annonces de versements de dividendes, d'une restructuration ou encore d'une fusion. Si des

investisseurs possèdent une telle information, celle-ci serait donc immédiatement incorporée dans le prix (Bodie et al., 2004). Cette forme d'efficacité intègre donc les informations historiques mais également les informations qui vont être diffusées publiquement à propos de l'entreprise (appelées *news* ou événements). Dans ce cas-ci, les tests tâcheront donc de déterminer quelle est la réaction du marché suite à la diffusion de ces informations, ainsi que la vitesse à laquelle ces mêmes informations sont incorporées dans le prix (Bodie et al., 2004 ; Campbell et al., 1997).

On peut décomposer l'étude de ces événements ou *news* en différentes étapes (Campbell et al., 1997) :

1. Définition de l'événement - *event definition* :

Cette étape consiste à identifier le type d'événement survenu ainsi que la période pendant laquelle on va analyser son effet sur le cours d'action (fenêtre d'événement ou *event window*). Le plus souvent, la fenêtre d'événement est de deux jours : le jour de l'annonce et le jour suivant (*ibid.*)

2. Critère de sélection - *selection criteria* :

Après la définition de l'événement, il s'agit de définir les critères de sélection nécessaires à l'inclusion d'une entreprise donnée dans l'étude. On se pose dès lors des questions telles que : « Quelles entreprises doivent être incluses dans l'étude ? », « Quelles restrictions en matière de disponibilité et de fiabilité des informations ? », etc. Généralement, on ajoute également plusieurs statistiques pertinentes : capitalisation boursière, rendement moyen, distribution des événements à travers le temps, etc. (*ibid.*)

3. Rendements normal et anormal – *normal and abnormal returns* :

Afin d'analyser dans quelle mesure l'événement a influencé le rendement, il faut s'attarder sur le rendement anormal. En effet, ce dernier est égal à la différence entre le rendement réel, mesuré pendant la fenêtre de l'événement et le rendement normal à la même période, c'est-à-dire le rendement si l'événement n'avait pas eu lieu (*ibid.*). Ainsi, toujours selon Campbell et al. (1997), le rendement anormal d'une firme *i* avec τ comme date d'apparition de l'événement peut être représenté comme suit :

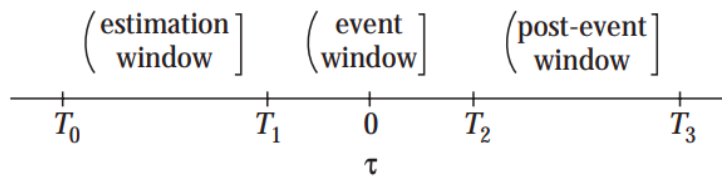
$$AR_{i,t} = R_{i,t} - E[R_{i,t} | X_t] \quad (1.2)$$

Où $AR_{i,t}$ est le rendement anormal, $R_{i,t}$ est le rendement réel et $E[R_{i,t} | X_t]$ est le rendement normal. Un modèle est également nécessaire pour générer ces rendements réels et il existe une multitude de possibilités, parmi lesquelles le *constant mean return model*, le *market return model*, le *CAPM* ou encore le *multi-factors model*.

4. Procédure d'estimation - *estimation procedure* :

Cette étape consiste à définir une période, généralement avant la fenêtre d'événement (Figure 1), pour permettre l'estimation des paramètres du modèle afin de pouvoir en déduire un rendement normal. Il est également important que cette période, appelée fenêtre d'estimation ou *estimation window*, ne soit pas à cheval avec la fenêtre d'événement, pour que les rendements normaux ne soient pas influencés. En outre, la durée de cette période peut être de 100 à 300 jours en cas de base quotidienne ou de 24 à 60 mois en cas d'analyse conduite sur base mensuelle (Campbell et al., 1997 ; Armitage, 1995).

Figure 1. *Chronologie de l'étude d'un événement*



Source : Campbell et al., 1997.

5. Procédure de test – *testing procedure* :

Suite aux estimations des paramètres, il est maintenant possible de calculer les rendements anormaux. Il est également nécessaire de tester leurs niveaux de significativité (Campbell et al., 1997). Ensuite, selon Brooks (2014), une fois les rendements anormaux calculés (voir précédent), il faut les agréger en séries temporelles afin de déterminer le CAR ou *Cumulative Average Abnormal Returns*. On peut le représenter de la façon suivante (*ibid.*) :

$$CAR_i (T_1, T_2) = \sum_{t=T_1}^{T_2} AR_{i,t} \quad (1.3)$$

Où $CAR_i (T_1, T_2)$ est le *Cumulative Average Abnormal Returns* entre T_1 et T_2 (fenêtre d'événement) et $\sum_{t=T_1}^{T_2} AR_{i,t}$ est la somme des rendements anormaux.

6. Interprétation et conclusions - *interpretation and conclusions* :

Idéalement, les résultats empiriques apportent les informations nécessaires pour comprendre l'impact de l'événement sur les cours d'action. On peut ainsi s'interroger sur la signification de ces résultats et les comparer avec les résultats provenant d'études antérieures (Campbell et al., 1997).

Le premier à avoir publié un article sur l'étude d'événements est Dolley (1933). Il a étudié la répercussion sur les prix d'opérations de fractionnements d'actions (*stock splits*), c'est-à-dire des opérations consistant à augmenter le nombre d'actions en circulation d'une entreprise. Sur base de 95 *splits* répartis entre 1921 et 1931, il a constaté que le prix augmentait 57 fois (soit 60% du temps) et, à l'opposé, diminuait dans 26 cas.

D'autre part, Ball et Brown (1968) ont analysé l'effet de l'annonce des résultats annuels. Ils se sont basés sur un échantillon de 261 entreprises et une période s'étalant de 1946 à 1966. D'abord, ils arrivent à la conclusion que le revenu comptable contenait de l'information liée aux cours d'actions. Ensuite, leurs résultats, de manière générale, vont dans le sens d'une efficacité de marché puisque 85 à 90% du contenu du rapport annuel était déjà « divulgué » par des médias plus réactifs que ce dernier (le rapport intermédiaire notamment). Le marché n'attend donc pas la publication du résultat annuel pour anticiper le résultat des entreprises.

Une autre publication, de Fama et al. (1969), s'est également penchée sur les conséquences de l'annonce d'une augmentation d'actions. C'est ainsi qu'ils ont analysé 940 *splits* sur la période 1927-1959 sur le NYSE. Leur conclusion fut que le fractionnement d'actions n'avait pas d'effet sur les cours des actions concernées. Ils ajoutent : « les résultats de l'étude apportent un soutien considérable à la conclusion que le marché boursier est efficace, en ce sens que les cours boursiers s'ajustent très rapidement aux nouvelles informations » (p. 20).

Les recherches de Charest (1978) se sont intéressées quant à elles aux annonces relatives aux dividendes. Son travail montre un bilan plutôt contradictoire en terme d'efficience de marché. En effet, les marchés montrent une tendance à sous-réagir suite aux annonces de changements. On remarque également dans la littérature que plusieurs auteurs, notamment Asquith et Mullins (1986), relèvent les annonces d'émissions d'actions comme un signal négatif (et inversement pour une opération de rachat d'actions).

Selon Fama, qui en 1991 a consacré un article à la revue de la littérature sur l'efficience des marchés, deux points suscitent l'intérêt. Le premier concerne les dividendes, qui comme évoqué précédemment (voir Charest, 1978), entraînent des drifts suite à l'annonce d'un changement dans leur politique. Le second point concerne l'émission de nouvelles actions qui pourraient, à priori, envoyer un signal positif de l'entreprise émettrice et qui pourtant, dans les faits, a un impact négatif sur les cours d'actions. Cependant, toujours selon Fama (1991), « certaines études suggèrent que les cours d'actions ne réagissent pas assez vite à des informations spécifiques. Mais étant donné le boom des event studies ces 20 dernières années, cela a rendu certaines anomalies, fausses ou réelles, inévitables » (p. 1602). Toutefois, les *event studies* resteraient, de manière générale, une preuve en faveur de l'efficience des marchés, même si l'annonce de dividendes ou d'une augmentation du nombre d'actions ont parfois mené à des conclusions plus nuancées. C'est également l'opinion de Kothari et Warner (2006) pour qui la littérature riche de plus de 500 articles sur le sujet a fourni de nombreux arguments suggérant la même conclusion.

3.3. FORME FORTE

La version forte de l'hypothèse de l'efficience du marché stipule que les cours des actions reflètent toute information pertinente concernant l'entreprise et ce y compris des informations disponibles uniquement par un cercle de personnes restreint, travaillant au sein de l'entreprise (auditeur, administrateur, gérant, etc.). Cela conduit à un raisonnement assez radical selon lequel il est tout simplement impossible de battre le marché. Peu de personnes admettent cette hypothèse car il est facilement imaginable qu'un dirigeant puisse tirer profit d'une information pertinente, qu'il détiendrait suffisamment longtemps avant sa diffusion publique. C'est notamment pour ça, qu'aux Etats-Unis, une grande partie de l'activité de la *Securities and Exchange Commission* (SEC) vise notamment à exclure ces pratiques (Bodie et al., 2004).

Existe-t-il donc des investisseurs détenant de l'information privée ? Un test de la forme forte d'efficience de marché aura pour objectif de déterminer si un *insider*, ou initié, est capable de dégager un profit supérieur à la moyenne, grâce à de l'information privée, qui n'est dès lors pas encore reflétée dans le prix (Finnerty, 1976). Selon Mignon (2008), on peut classer ces tests en trois catégories distinctes. D'abord, la première catégorie regroupe les études portant sur le trading d'initiés. Ensuite, la seconde catégorie s'intéresse aux performances sur les marchés financiers des professionnels et de leurs portefeuilles. Enfin, la troisième catégorie est constituée « de divers tests, tels que les résultats d'expériences menées en laboratoire, l'analyse d'opérations d'initiés spécifiques ou les mesures de richesse (pseudo-initiés) » (p. 114).

3.3.1. INSIDER TRADING

L'insider trading fait référence aux personnes investissant dans les titres d'une entreprise pour laquelle ils disposent d'une information non-publique (un manager de l'entreprise par exemple). En fonction du moment de la transaction, l'insider trading peut être illégal (Ganti, 2020). Un des premiers à s'être penché sur la question est Manne (1966). Ce dernier avait pris position en faveur de la légalisation de l'insider trading. Selon lui, cela permettrait d'incorporer plus rapidement de l'information au caractère privé sur les marchés financiers et donc d'améliorer in fine, l'efficience de ces mêmes marchés. Dans cette optique, on peut dès lors voir les transactions des *insiders* comme des « signaux pour confirmer ou contredire l'information contenue dans les annonces publiques de la société. Les investisseurs considèrent ces deux signaux comme complémentaires et agissent en conséquence » (Clacher et al., 2009, p. 374).

Une distinction revient également largement, entre insider trading et manipulation de marché (*market manipulation*). Manne (1966) et ses partisans définissent l'insider trading de façon très large, puisque d'après eux, cela réfère à toute opération basée sur de l'information non disponible publiquement, mais qui est susceptible d'influencer la valeur fondamentale de l'entreprise. Dans cette optique, on ne peut nier la relation entre insider trading et efficience puisque de facto, toute information permettant la convergence entre les cours d'actions et la valeur réelle de l'entreprise tend à améliorer l'efficience des marchés. À l'opposé, la manipulation de marché renvoie à toute pratique dont le but est d'utiliser cette information privée pour faire diverger les cours de la valeur fondamentale de l'entreprise. Cela diminue donc l'efficience des marchés (Engelen et Van Liedekerke, 2007).

3.3.2. LES PROFESSIONNELS ET LEURS PERFORMANCES

Les investisseurs professionnels sont-ils capables de battre le marché ? Ce fut l'objet d'étude de Jensen (1968) quand il s'est intéressé à la performance des fonds communs. En effet, il a analysé les rendements de portefeuilles composant 115 de ces fonds communs, afin de mesurer leur capacité à dégager un rendement supérieur à celui du marché sur la période 1945-1964. Il remarque d'abord que de manière générale, peu de fonds ont montré une capacité à anticiper les prix des titres et même qu'aucun fond n'a montré une réelle aptitude à battre significativement le hasard (*random chance*). En effet, seulement deux fonds ont fait mieux que le marché et quatre ont affiché des résultats en deçà de ceux du marché. C'est ici une nouvelle preuve en faveur de la forme forte d'efficience.

En outre, selon Mignon (2008), le fait de vouloir mesurer si des investisseurs possédant une information privée sont capables de générer des rendements anormaux renvoie à un problème : celui de l'hypothèse jointe, relevée déjà par Fama en 1991 notamment. En effet, selon ce dernier, quand on réalise un test d'efficience, on effectue en réalité un test joint de l'hypothèse d'efficience et d'un modèle, car l'efficience n'est pas testable en tant que tel. Cela implique qu'en cas de rejet de l'hypothèse nulle, on ne peut savoir si ce rejet est la conséquence d'une inefficience de marché, ou alors en réalité d'une mauvaise spécification du modèle.

4. ANOMALIES

Les anomalies sont des résultats sur les marchés boursiers qui ne correspondent pas avec les théories actuelles du comportement d'évaluation des actifs. Ces anomalies peuvent être dues à, soit d'une part, l'inefficacité des marchés, laissant dès lors la place à des opportunités d'arbitrage, ou alors, d'autre part, à un manque de précision dans le modèle sous-jacent d'évaluation des actifs. Quant à la fréquence d'apparition de ces anomalies, on distingue celles qui n'apparaissent qu'une seule fois et celles qui sont présentes sur les marchés sur une longue période, de façon régulière (Schwert, 2002). Si ces anomalies sont vraies, elles sont autant de preuves contredisant l'hypothèse selon laquelle les marchés sont parfaitement efficients. Voici ci-dessous plusieurs anomalies que l'on peut rencontrer sur les marchés et qui sont parmi les plus connues.

4.1 ANOMALIES DE CALENDRIER OU SAISONNALITES

Une anomalie de calendrier ou saisonnalité est une anomalie qui semble être liée au calendrier. Ces anomalies reposent sur le fait que les marchés se comportent différemment selon l'heure du jour, le jour de la semaine, du mois ou encore de l'année par exemple (Nasir et al., 2017). Parmi elles :

- ❖ **L'effet janvier** - *January effect*: cette anomalie, également connue sous le nom de « turn-of-the-year effect », suggère une augmentation des cours boursiers au début du mois de janvier, c'est-à-dire le premier mois de l'année. C'est le banquier Sidney Wachtel, en 1942, qui aurait remarqué cet effet pour la première fois (Reinganum, 1983). Rozeff et Kinney (1976) ont remarqué également des rendements beaucoup plus élevés en janvier que pendant la suite de l'année sur la période 1904-1974 : 3,48% en janvier contre 0,42% le reste de l'année. Même constat pour Haugen et Jorion (1996). Keim (1983) a relevé quant à lui également des rendements plus élevés pour le premier mois de l'année que pour les onze suivants. Concrètement, ce dernier précise que « plus de 50% de la prime pour le mois de janvier est attribuable à d'importants rendements anormaux au cours de la première semaine de négociation de l'année, particulièrement lors du premier jour de trading » (p. 31). Selon Jondeau (s.d.), la principale raison avancée et admise réside dans la vente d'actions à l'approche de la fin de l'année. En effet, « ces ventes ont pour objectif de réaliser les pertes en capital sur certains titres, afin de compenser les gains en capital obtenus sur d'autres titres au cours de l'année. L'intérêt est alors de réduire le montant de l'impôt sur les plus-values » (slide 30).
- ❖ **L'effet changement de mois** - *turn-of-the-month effect*: anomalie plus récemment étudiée et moins documentée, Ariel (1987) a été le premier à rapporter cette tendance dans ses recherches. Ses résultats ont mis en lumière des rendements plus élevés durant la première partie du mois que pendant la seconde partie de celui-ci. Plus précisément, il a observé des rendements positifs, que pour cette première partie du mois et des rendements très proche de zéro pour le reste du mois. Ariel s'est basé sur des actions du NYSE et une période 1963-1981 (Mignon, 2006). Lakonishok et Smidt (1988) se sont également penchés sur le phénomène. Ces derniers se sont basés sur une période plus longue que celle utilisée par leurs prédécesseurs. En effet, ils ont analysé les prix de clôture quotidiens de l'indice Dow Jones Industrial Average entre 1897 et 1986. Ils ont trouvé des résultats similaires et des rendements moyens

particulièrement élevés pendant quatre jours : le dernier jour du mois ainsi que les trois premiers jours du mois suivant. Les résultats de Lakonishok et Smidt (1988) ont été ensuite confirmés par ceux de MacConnel et Xu (2008). L'objectif de ces derniers était de mesurer si cet effet s'était poursuivi les deux décennies suivantes. Leur étude porta donc sur la période 1897-2005. Ils sont arrivés à la conclusion que, sur cette période de 109 ans, tous les rendements positifs sur des actions avaient lieu durant ce même intervalle. Cela impliquant donc que durant les 16 autres jours de trading, les investisseurs ne recevaient aucune récompense pour avoir supporté le risque de marché. Après un effet visible sur plus d'un siècle, les deux auteurs ajoutèrent : « c'est peut-être la norme » (p. 63).

- ❖ **L'effet week-end** - *weekend effect*: cet effet se matérialise par des cours boursiers souvent significativement plus bas le lundi en comparaison avec les niveaux affichés au moment de la fermeture des marchés le vendredi soir (Kenton, 2018). French montra dans ses recherches en 1980, qu'entre 1953 et 1977, l'indice S&P 500 présentait la plupart du temps des rendements moyens significativement négatifs le lundi et ce, même si les rendements moyens durant les autres jours de la semaine étaient positifs. Gibbons et Hess (1981) trouvèrent des résultats similaires pour la période 1962-1968.

4.2 ANOMALIES DE RENTABILITES

On distingue également des anomalies sur les marchés financiers qui ne sont pas liées au calendrier. On les appelle des anomalies de rentabilité (Mignon, 2006). Parmi lesquelles :

- ❖ **L'effet taille** - *size effect*: cet effet fut documenté pour la première fois en 1981 par Banz (Mignon, 2006). Dans cette étude, Banz (1981) étudie la relation entre la valeur de marché de l'ensemble des actions d'une entreprise et son rendement. Ses résultats montrent, pour la période 1936-1975, des rendements plus élevés pour les petites entreprises du NYSE, en comparaison avec les grandes entreprises. Fama et French (1992) décrivent d'ailleurs cette anomalie comme la contradiction « la plus importante » (p. 427) contre le modèle CAPM. Une des raisons avancées est que les petites firmes, contrairement aux grosses firmes qui sont sujettes à un plus grand nombre d'analyses poussées, sont relativement peu étudiées et donc présentent un niveau de risque supérieur (car les investisseurs sont relativement moins informés).

De plus, selon Jondeau (s.d.), les titres émis par des firmes de taille réduite montrent également un risque de liquidité supérieur par rapport aux titres émis par des firmes de taille plus conséquente (slide 32). Enfin, alors que plusieurs études empiriques avaient argumenté en faveur d'une disparition de cette anomalie dans les années 1980, Van Dijk (2011) déclara que ses effets étaient pourtant encore largement visibles sur les marchés américains notamment.

- ❖ **L'effet valeur** - *value effect*: cet effet prend la forme d'une tendance pour les actions de valeur (*value stocks*) à surperformer les actions de croissance (*growth stocks*) sur le long terme. Les actions de valeur sont des actions qui se négocient à un prix faible par rapport à leurs fondamentaux, tandis que les actions de croissance, inversement, sont des actions qui se négocient à un prix élevé par rapport à leurs fondamentaux. Ces dernières sont émises par des entreprises dont l'objectif principal est la croissance de la firme. On les distingue généralement par rapport à trois ratios différents : le *price-to-earnings* (P/E), *price-to-book* (P/B) et *price-to-cash flow* (P/CF) ratio. Les actions de valeur sont caractérisées par des ratios faibles alors que, en comparaison, les actions de croissance présentent des ratios plus élevés que la moyenne. Cette différence de performance entre les deux types d'actions, correspond à l'effet valeur, également appelé la *value premium*. On parlera d'une *value premium* positive lorsque ce sont les actions de valeur qui surperforment (Graham et Dodd, 1934). Fama et French (1998) ont notamment mis en lumière cet effet valeur en arrivant au résultat que les actions de valeur surperforment bien les actions de croissance pour douze des treize marchés principaux sur la période 1975-1995 (1998). Résultats notamment confirmés par les travaux de Capaul et al. (1993), sur les marchés européens, japonais et américains.
- ❖ **L'effet momentum** - *momentum effect*: cet effet est en lien avec les différentes tendances que l'on peut remarquer sur les marchés financiers. En effet, le *momentum* fait référence à la tendance selon laquelle des actifs qui ont connu de bonnes performances par le passé devraient continuer à performer positivement dans le futur et inversement pour les actifs qui ont performé négativement précédemment (Mignon, 2006). Bondt et Thaler se sont intéressés à ce genre de tendances dès 1985 et sont arrivés à la conclusion que les portefeuilles qui avaient sous-performé dans le passé avaient tendance à surperformer par la suite les portefeuilles qui eux, avaient connu des performances positives par le passé. Ils ont pour ça mis en place une stratégie contrariante, ou *contrarian strategy*, consistant à acheter les « perdants » et à

vendre les « gagnants ». Sur une période s'étalant de 1926 à 1982, ils ont décelé une performance 25% plus élevée pour les portefeuilles ayant sous-performé par le passé, par rapport aux portefeuilles ayant connu la situation inverse. En 1993, Jegadeesh et Titman ont été les premiers à réellement tester cet effet momentum avec les actions AMEX et du NYSE sur un historique allant de 1965 à 1989 et en procédant, quant à eux, à des achats d'actifs « gagnants » et en vendant les actifs « perdants ». Leurs recherches et la stratégie mise en place ont permis d'atteindre un rendement anormal moyen de 12% par an.

II. STRATEGIES D'INVESTISSEMENT

Comme présenté dans l'introduction, la première partie était consacrée à la revue théorique de l'efficience de marché, avec pour objectif de fournir des arguments et contre-arguments concernant la possibilité pour un investisseur de battre le marché et donc de facto, la possibilité de mettre en place des stratégies à cette fin également. Cette seconde partie, quant à elle, portera sur une présentation théorique de plusieurs stratégies d'investissement. Une première part décrira les stratégies traditionnelles. Elle introduira, en effet, les stratégies reposant sur les approches fondamentales et techniques, ainsi que des stratégies populaires mêlant les deux approches. Ensuite, une seconde partie introduira l'approche statistique, mettant davantage la corrélation entre actifs en lumière. Cette dernière sera illustrée grâce à la stratégie du pair trading.

1. STRATEGIES TRADITIONNELLES

Les stratégies dites « traditionnelles », en opposition aux stratégies plus « particulières » abordées dans la section suivante, peuvent être scindées en deux catégories : les stratégies reposant sur l'analyse fondamentale, auxquelles s'opposent les stratégies reposant sur l'analyse technique. Selon Oberlechner (cité par Jakpar et al., 2018), une majorité de traders européens a recours à une approche combinée des deux méthodes pour leurs investissements. On remarque tout de même certaines disparités : on utilise par exemple davantage les fondamentaux à Londres plutôt qu'à Zurich. De plus, selon Cheung et Ching (cités par Jakpar et al., 2018), le marché américain compterait un nombre moins élevé de traders techniques (30%), même si ce nombre est en augmentation.

1.1. STRATEGIES BASEES SUR LES FONDAMENTAUX

De manière générale, l'analyse fondamentale se focalise sur la valeur intrinsèque d'un titre. Dans le cas d'une action, cette valeur fondamentale, ou intrinsèque, dépend des perspectives de dividendes et de bénéfices de l'entreprise émettrice du titre. Dans le but d'évaluer ces perspectives futures, l'analyse fondamentale se doit également d'analyser la situation économique en général. En effet, pour de nombreuses entreprises, l'environnement, aussi bien national qu'international, au sein duquel évolue l'entreprise, peut avoir un impact important sur sa rentabilité, son développement (Bodie et al., 2014). Ainsi, il est facile d'imaginer comment des investisseurs fundamentalistes peuvent mettre en place des stratégies

d'investissement. Par exemple, si un investisseur, à partir des données financières observables, estime que le cours d'un titre n'est pas en accord avec la valeur intrinsèque de l'entreprise, qu'il le juge trop bas, cet investisseur pourrait décider d'adopter une position *long* sur ces titres dans le but de profiter d'une hausse des cours, quand ces derniers s'aligneront avec la valeur fondamentale. Et inversement, s'il possède des titres jugés trop élevés par rapport à la valeur estimée de l'entreprise émettrice, il pourrait adopter une position *short*.

Ensuite, comme on vient de l'aborder ci-dessus, les informations pouvant se rattacher à l'analyse fondamentale couvrent un spectre extrêmement large. Il est cependant coutume de les séparer en deux catégories distinctes mais complémentaires. Ainsi, pour un trader fondamentaliste, on distinguera les facteurs fondamentaux quantitatifs et les facteurs fondamentaux qualitatifs. La première catégorie regroupe les caractéristiques mesurables de l'entreprise, comme les états financiers qui sont une source importante de données. La seconde catégorie quant à elle, reprend des éléments donnant une valeur ajoutée à l'entreprise, comme la qualité de son management par exemple (Segal, 2020).

Cependant, comme on peut le lire dans la littérature, cette approche est également la cible de critiques parmi les partisans de l'analyse technique (voir section suivante) et de l'hypothèse de l'efficience des marchés (EMH), pour qui l'analyse des fondamentaux ne permet pas de battre le marché. En effet, comme le souligne Bodie et al. (2014), les analystes bien informés sont nombreux et avec cette concurrence, il est difficile de trouver de l'information et des données qui ne soient pas également accessibles au grand public. La difficulté de l'analyse fondamentale réside donc là : dans le fait qu'il faut aller plus loin qu'uniquement dénicher une entreprise bien gérée et qui présente des perspectives de croissance. En effet, toute l'information connue sera souvent déjà reflétée dans le prix. En d'autres termes, si on utilise de l'information publique, on payera un prix plus élevé et on ne pourra bénéficier d'un rendement supérieur. Il n'y a donc que deux possibilités. Soit identifier des entreprises meilleures que ce que la concurrence estime, soit miser sur des entreprises qui présentent une mauvaise cote, mais pas aussi mauvaise que ce qu'indique leurs cours boursiers (*ibid.*). Afin de mettre en lumière l'utilisation de ces fondamentaux, intéressons-nous à présent à deux types d'investissement bien connus : *value investing* et *growth investing*.

1.2. VALUE INVESTING

Le *value investing* est une stratégie d'investissement qui consiste à investir dans des actions qui se négocient à un prix inférieur à leur valeur intrinsèque. En d'autres termes, les investisseurs *value* tentent de repérer les actions qui sont sous-estimées par les marchés financiers. Cette approche repose donc sur une analyse fondamentale de la société émettrice. Cette approche a été popularisée par l'investisseur Benjamin Graham. À titre d'exemple, en 2016, la société Fitbit avait publié un rapport trimestriel montrant une forte augmentation du chiffre d'affaire (+50%) et promettant une forte croissance pour le futur. Cependant, l'augmentation des frais de recherche et de développement était telle que le bénéfice par action a fortement chuté, entraînant avec lui le cours boursier de l'entreprise (-19%) (Hayes, 2019a). Ce type d'action est idéal pour un investisseur *value* car ce dernier est à la recherche de titres affichant un fort potentiel (Merrill, s.d.).

D'un point de vue des performances, on remarque qu'une majorité de la littérature empirique sur le sujet valide les résultats de cette stratégie. Fama et French (1998) ont par exemple montré que les actions *value* affichaient des rendements supérieurs (vs. actions *growth*) pour douze des treize principaux marchés au cours de la période 1975-1995. En 1994, Lakonishok et al. ont également montré que ce type de stratégie surperformait le marché de manière générale. Ensuite, au cours de la période 1968-1997, les marchés anglais ont rendu compte de rendements en faveur des actions *value* (Levis et Liodakis, 1999). Enfin, Bauman et al. (1998) ont, aux aussi, obtenu des rendements supérieurs en moyenne au marché pour la période 1985-1996 même si, certaines années ont à contrario été marquées par une sous-performance des actions *value*.

1.3. GROWTH INVESTING

La stratégie de type *value investing* est souvent comparée à la stratégie de type *growth investing*. Cette dernière est axée sur l'augmentation du capital de l'investisseur. De manière générale, les actions *growth* sont émises par « des jeunes ou de petites entreprises dont les bénéfices devraient augmenter à un taux supérieur à la moyenne comparativement à leur secteur ou à l'ensemble du marché » (Segal, 2019). En outre, ce type d'investissement attire souvent les investisseurs car les rendements potentiels à la clef peuvent être impressionnants. Cependant, les sociétés émettrices sont encore jeunes et n'ont pas fait leurs preuves, le risque inhérent est donc également souvent élevé. Les investisseurs *growth* visent une augmentation

de leur capital grâce à la plus-value réalisée au moment où ils vendront leurs titres. Dès lors, ce ne sont pas les éventuels dividendes qui les intéressent, puisque les sociétés concernées investissent souvent la quasi-totalité de leur bénéfice dans les activités de la société, pour poursuivre son expansion. Le secteur des nouvelles technologies est le secteur par excellence, qui depuis plusieurs années, incarne les actions *growth*. Ce type d'approche met moins l'accent sur les fondamentaux de l'entreprise (bien qu'ils soient généralement pris en compte) en s'intéressant davantage au potentiel de l'entreprise, plutôt qu'aux cours boursiers seuls. En effet, un investisseur *growth* pourrait très bien investir dans des titres jugés surévalués par rapport à la valeur intrinsèque de l'entreprise, sous prétexte que cette valeur peut augmenter dans le futur pour dépasser les évaluations actuelles (*ibid.*).

2. STRATEGIES BASEES SUR L'ANALYSE TECHNIQUE

Selon Bodie et al. (2014) :

Les stratégies reposant sur l'analyse technique tentent d'exploiter les tendances récurrentes et prévisibles des cours boursiers pour obtenir un rendement supérieur des placements. Les techniciens ne nient pas la valeur de l'information fondamentale, mais croient que les prix ne se rapprochent que progressivement de leur valeur intrinsèque. (...) Une grande partie de l'analyse technique vise à dégager les tendances des prix du marché. Il s'agit en fait d'une recherche de momentum [le momentum correspond au taux d'accélération du cours ou du volume d'un titre et agit comme un oscillateur dans la définition des tendances de marché (Dhir, 2019)]. Le momentum peut être absolu, auquel cas on recherche les tendances à la hausse des prix, ou relatif, auquel cas l'analyste cherche à investir dans un secteur plutôt que dans un autre (ou même à prendre une position long-short dans les deux secteurs) (p. 400).

Ce qui signifie que ce type d'approche a pour objectif de déceler des tendances récurrentes et prévisibles dans les cours boursiers afin qu'elles puissent être exploitées par les investisseurs (Bodie et al., 2014). Elles se distinguent des stratégies fondamentalistes dans la mesure où elles ne prennent en compte que l'historique des prix, ainsi que les données relatives aux volumes de transactions (Drakopoulou, 2015).

Comme on vient de le voir, l'analyse technique a pour objectif de déceler des tendances au sein des cours boursiers. Afin de repérer ces tendances, l'analyse nécessite de recourir à

l'utilisation d'indicateurs. On dénombre un nombre important d'indicateurs potentiels, parmi lesquels : *Aaron Indicator*, *Relative Strength Index (RSI)*, *Moving Average*, etc. (Fidelity, s.d.). Les différentes tendances, que l'on peut classer, selon qu'elles soient caractérisées par la continuation ou au contraire par l'inversion, sont toutes aussi nombreuses : *Pennants*, *Cup and Handles* et *Head and Shoulders* notamment (Hayes, 2019b).

Cependant, comme le souligne Bodie et al. (2014) dans le cas des stratégies basées sur l'analyse technique, « la recherche de tendances dans les cours boursiers est presque irrésistible et la capacité de l'œil humain à discerner les tendances apparentes est remarquable. Malheureusement, il est possible de percevoir des modèles qui n'existent pas vraiment. » (p. 405). Ils ajoutent également que tout réside dans l'exploration des données. En effet, on peut toujours regarder après-coup quelles stratégies auraient pu marcher et se montrer très lucratives. Toutefois, il faut garder à l'esprit qu'un succès passé n'implique en aucun cas un succès futur certain. En conséquence, l'interrogation fondamentale est de se demander si on peut croire que raisonnablement, ce qui a porté ses fruits dans le passé devrait se poursuivre dans le futur (*ibid.*)

3. STRATEGIES MELANT FONDAMENTAUX ET TECHNIQUE

Après avoir abordé les stratégies mettant l'accent sur l'analyse fondamentale puis l'analyse technique, cette partie présentera plusieurs stratégies qui ont pour particularité de reposer conjointement sur ces deux approches : la stratégie momentum, la stratégie contrariante et l'investissement *CAN SLIM*.

3.1. STRATEGIE MOMENTUM

Une stratégie momentum fait référence au terme *momentum*, indicateur important de l'analyse technique et reposant sur le maintien d'une tendance de marché existante. Il s'agit pour être profitable d'acheter des actifs à la hausse et de vendre des actifs dont les cours sont à la baisse. En d'autres termes, l'investissement momentum soutient que les tendances peuvent persister pendant un certain temps. Il est ainsi possible d'en tirer profit jusqu'à leur conclusion (Segal, 2019). Segal (2019) ajoute également : « On remarque par exemple que les investisseurs dynamiques qui sont entrés sur le marché boursier américain en 2009 ont généralement connu une tendance à la hausse jusqu'en décembre 2018 ». On peut remarquer que cette anomalie de marché est une preuve en défaveur de l'hypothèse de l'efficience des

marchés, qui suppose qu'on ne peut pas déceler de tendance dans l'historique des cours. En outre, on remarque également que cette stratégie s'oppose à la stratégie contrariante dans les positions à adopter, stratégie abordée dans la section suivante.

La stratégie momentum est une stratégie qui a déjà prouvé au cours de l'histoire qu'elle pouvait s'avérer profitable et qu'elle constituait un moyen relativement fiable de gagner de l'argent (Petruno, 2018). Jegadeesh et Titman (1993) ont par exemple testé cette stratégie en achetant des actions qui avaient bien performé dans le passé et en vendant celles qui avaient mal performé dans le passé sur le marché américain et sur la période 1965-1989. Ils sont arrivés au résultat que cette stratégie générait des rendements positifs significatifs sur des périodes de 3 à 12 mois (jusqu'à 12% de rendement anormal). En outre, Chui et al. (2000) ont étudié la rentabilité de l'investissement momentum sur les marchés asiatiques. Ces derniers ont montré que la stratégie était très profitable en Asie (Hong-Kong, Indonésie, Malaisie, Singapour, Taïwan et Thaïlande) hormis sur les marchés japonais et sud-coréen.

De plus, comme on peut le lire dans l'article de Petruno (2018), Jegadeesh et Titman n'ont pas apporté de vraie réponse à la question de savoir pourquoi les placements momentum fonctionnaient si bien. Aujourd'hui, 25 ans plus tard, personne n'a encore pu apporter une réponse définitive. Selon Subrahmanyam, (cité dans Petruno, 2018) l'investissement momentum, extrêmement simple à exploiter et robuste dans le temps, dans sa performance supérieure par rapport au marché, représente le plus grand défi à l'hypothèse de l'efficience des marchés. De plus, au-delà des actions américaines, l'investissement momentum concerne tous les marchés étrangers, les devises mais aussi les matières premières.

En 2018, Subrahmanyam (cité dans Petruno, 2018) a effectué une nouvelle revue de la littérature sur le sujet. Sans être capable d'apporter une réponse unique, il avance cependant quelques pistes. En effet, il explique que tous les raisonnements qui ont été proposés tombent dans une des deux catégories comportementales : soit les investisseurs sur-réagissent, soit ils sous-réagissent. Au-delà de cette dimension, il remarque également que certains experts pensent que les profits et primes qui découlent de la stratégie momentum ne sont qu'une récompense logique pour la prise de risque. Selon cette approche, si le risque augmente de pair avec le cours des actions, il serait normal d'être récompensé davantage pour accepter un risque plus important.

3.2. STRATEGIE CONTRARIANTE

Le principe d'une stratégie contrariante, comme son nom l'indique, consiste à investir à contre-courant du marché. Son principe est en opposition avec la stratégie momentum qui table de son côté sur une continuation de la tendance générale sur les marchés. C'est-à-dire que quand on décèle une tendance chez les investisseurs à acheter, on vend et inversement, quand on décèle une tendance à la vente, on achète. Cette stratégie repose sur le pari qu'une action qui a aujourd'hui un prix inférieur à son prix réel (valeur intrinsèque), aura demain, un prix plus élevé. Au-delà des actions individuelles, ce type de stratégie peut s'appliquer à l'ensemble d'une industrie ou à des marchés entiers (Chen, 2019a). Warren Buffet, célèbre investisseur contrariant déclara d'ailleurs : « Ayez peur quand les autres sont cupides, et soyez cupides quand les autres sont craintifs » (cité dans Doyle, 2018).

Ensuite, on remarque que souvent, les investisseurs optant pour cette stratégie sont à la recherche d'actions en difficulté afin de les revendre par la suite, une fois que les cours se redressent et que ces actions attirent dès lors d'autres investisseurs. En outre, cet investissement à contre-courant de la croyance générale peut évidemment entraîner la perte de gains si cette croyance s'avérait vraie (Chen, 2019a).

L'article pionnier sur le sujet est celui de De Bondt et Thaler (1985). Ces derniers ont mené une stratégie contrariante sur des actions américaines du NYSE. Résultat : 36 mois après la formation de leurs portefeuilles, ceux dit « perdants » affichaient un rendement de près de 25% par rapport aux portefeuilles dit « gagnants ». En effet, ils montrèrent que sur des périodes de détention allant de trois à cinq ans, les actions qui ont enregistré de mauvais rendements durant les trois à cinq années précédentes obtenaient des rendements supérieurs, par rapport aux actions qui ont affiché de bons rendements durant le même intervalle de temps. Selon cette approche, s'il est vrai que beaucoup de personnes montrent une tendance à sur-réagir à l'annonce d'une information, alors, les prix devraient également afficher cette tendance. Dans cette optique, une stratégie contrariante pourrait s'avérer profitable. Plus récemment, plusieurs articles se sont également intéressés à ce type de stratégie. Parmi eux, Bildik et Gülay (2002) ont de leur côté montré des rendements anormaux significatifs sur le marché turc, conformément à l'hypothèse de sur-réaction. De même pour Bacmann et Dubois (1998) dont la stratégie présenta un faible mais significatif profit sur le marché français.

Finalement, selon McLachlan (2013), on remarque une tendance chez beaucoup de personnes à considérer une stratégie contrariante et une stratégie *value* comme des stratégies similaires,

hors ce n'est pas le cas. Quand on connaît la tendance des marchés à sur-réagir, une entreprise connaissant une période difficile et dont la réputation se dégrade sur les marchés pourrait attirer des investisseurs *value* et des investisseurs contrariants, mais pour des raisons différentes. En effet, avec la réaction excessive du marché jusqu'à un certain niveau, l'action de l'entreprise pourrait donner lieu à une action *value*, qui attire alors les adeptes du *value investing* (les cours ont trop chuté par rapport à la véritable valeur de l'entreprise et devraient donc remonter dans le futur). De même, avec une réputation qui se dégrade, une majorité d'investisseurs pourraient décider de vendre leurs titres, intéressant dès lors les investisseurs contrariants.

Au final, les deux types d'investisseurs pourraient donc opter pour une stratégie similaire : acquérir des titres de l'entreprise. Afin de comprendre la différence, prenons un autre exemple. Imaginons une entreprise florissante et en pleine croissance. Même si le marché enregistre l'information, avec pour conséquence une hausse des cours de l'entreprise, il se pourrait qu'ils soient toujours sous-estimés. Les investisseurs *value* devraient donc souscrire à ces titres en croyant que les cours vont continuer à croître. À l'inverse, les investisseurs contrariants n'achèteraient pas d'action de ce type de société car la tendance générale au sein des investisseurs serait justement d'investir en achetant des actions (*ibid.*).

3.3. COMPARAISON ENTRE LA STRATEGIE CONTRARIANTE ET MOMENTUM

D'abord, comme on vient de le voir, un premier point évident oppose ces deux stratégies. En effet, l'essence même de l'investissement est opposée car toutes deux nécessitent des tendances contradictoires pour être profitable. La stratégie contrariante prend le parti que les *winner*s d'aujourd'hui seront les *looser*s de demain, alors que la stratégie momentum défend l'idée que les *winner*s d'aujourd'hui seront toujours les *winner*s de demain.

Au-delà de cette dimension, l'horizon temporel considéré pour ces deux types d'investissement diffère également. En effet, De Bondt et Thaler (1985) ont été les premiers à rapporter des *contrarian* profits sur des actions américaines avec des horizons à long-terme (trois à cinq ans). Ils ont été ensuite suivis par bien d'autres auteurs. Une fois des rendements à long-terme contrariants mis en lumière, les recherches ont mis l'accent sur l'horizon à court-terme. Par la suite, l'étude de cette temporalité a permis à Jegadeesh et Titman en 1993 (cités dans Chowdhury, 2017) de découvrir des profits momentum sur base d'horizons de trois à 12 mois sur le marché américain.

Finalement, bien que ces deux stratégies présentent des différences, plusieurs auteurs ont prouvé qu'elles présentaient également un certain degré d'interaction. En effet, plusieurs recherches ont tenté d'expliquer les deux effets simultanément : un effet momentum suivi d'un effet reversal permettant une stratégie contrariante (Chan et Kot, 2002). Daniel et al. (1998) ont notamment avancé que la confiance excessive des investisseurs entraînait de l'autocorrélation négative à long terme et que le biais d'auto-complaisance donnait quant à lui de l'autocorrélation positive à court terme. De même, « Hong et Stein supposent que l'information se diffuse graduellement de sorte que les prix sous-réagissent à court terme. Lorsque les traders momentum mettent en œuvre des stratégies momentum naïves basées sur les tendances passées des prix, leurs transactions finissent par conduire à des réactions excessives à long terme » (Chan et Kot, 2002, p. 3).

Ainsi, les deux effets peuvent coexister puisque les profits issus de la stratégie momentum à court terme peuvent s'inverser (effet reversal) au moment où les prix reviennent au niveau de leurs fondamentaux à plus long terme (Jegadeesh et Titman, 2001).

3.4. CAN SLIM INVESTING

La stratégie dite « CAN SLIM » est une stratégie qui a été créée par O'Neil et qui combine les approches fondamentales et techniques dans sa mise en oeuvre. D'un point de vue empirique, elle affiche des résultats mitigés. Elle découle de l'analyse des 500 actions gagnantes américaines pour la période 1953-1993 (Lutey et al., 2014 ; Chen, 2019b). De plus, chaque lettre représente un élément clé censé guider l'investisseur dans la sélection des actions idéales (*ibid.*) :

- ❖ **C** – *Current quarterly earnings per share* : les investisseurs devraient considérer uniquement les actions affichant une croissance minimale d'au moins 20% entre le bénéfice par action (*EPS*) trimestriel d'un exercice et celui de l'exercice précédent (*ibid.*).
- ❖ **A** – *Annual earnings* : les investisseurs ne devraient prendre en compte que les actions qui affichent une hausse des bénéfices annuels au cours des trois derniers exercices. Dans l'idéal, ce taux de croissance devrait être de 25% minimum (*ibid.*).
- ❖ **N** – *New* : un élément neuf (nouveau produit, information nouvelle, etc) doit faire son apparition pour entraîner une augmentation du cours boursier (*ibid.*).

- ❖ **S – Supply** : les actions affichant du potentiel sont les actions pour lesquelles l’offre est limitée. En effet, une demande excédentaire peut faire monter les cours en flèche (*ibid.*).
- ❖ **L – Leader** : O’Neil recommande de n’investir que dans des actions leader dans leur industrie respective. L’indice de force relative (*RSI*) peut être utilisé comme indicateur de référence (*ibid.*).
- ❖ **I – Institutional sponsorship** : il s’agit ici de s’intéresser à la mesure dans laquelle les actions sont détenues par des investisseurs institutionnels. En effet, l’augmentation du nombre d’investisseurs institutionnels pour un titre est considérée comme un signe positif. Cependant, la propriété institutionnelle ne doit pas être trop importante sous peine de renvoyer un signal négatif (*ibid.*).
- ❖ **M – Market direction** : un investisseur devrait analyser et suivre les indices boursiers tels que le S&P 500 ou encore le Dow Jones Industrial Average afin de déceler d’éventuelles tendances et l’éclairer dans sa décision d’investir ou non. Il ajoute également que même si les six premiers critères sont parfaitement rencontrés, une incompréhension de la direction du marché conduirait à des pertes inévitables (*ibid.*).

4. STRATEGIES PARTICULIERES BASEES SUR LA CORRELATION ENTRE ACTIFS

Après une première partie qui s’est focalisé sur les stratégies les plus classiques basées sur les approches fondamentales et techniques notamment, ce second point s’intéressera aux stratégies d’investissement dont la connexion entre actifs est l’élément central. On distinguera deux approches : une première approche dite « réelle » et ensuite, une deuxième approche dite « statistique ». Les stratégies abordées dans cette section seront moins nombreuses car ces dernières sont plus singulières et font moins l’objet d’études par la littérature que les stratégies traditionnelles. De manière générale, ces stratégies particulières requièrent de s’intéresser à l’information croisée de plusieurs titres et ne nécessitent pas de s’intéresser aux fondamentaux.

La première approche met l’accent sur les connexions réelles entre plusieurs titres au travers d’une stratégie basée sur l’appartenance à un même fond mutuel. Cette approche n’implique pas de devoir mesurer la corrélation. À l’inverse, la seconde approche aborde une dimension statistique puisque c’est justement sur une mesure statistique précise de la corrélation que la

stratégie d'investissement repose. On présentera dans cette approche la stratégie dite du *pairs trading*, stratégie bien connue consacrant la corrélation entre actions.

4.1. APPROCHE REELLE

Stratégie basée sur l'appartenance à un même fond mutuel

Une stratégie intéressante est celle proposée par Anton et Polk (2014). Ces derniers ont mis en place une stratégie d'investissement en s'intéressant aux connections entre actions au travers de leur appartenance à des fonds mutuels communs. Leurs résultats confirment l'existence d'une connexion entre actions appartenant à un même fond mutuel et entraînant ainsi une contagion sur le marché. Ils définissent cette contagion comme une corrélation excessive, trop importante que pour être attribuée aux seuls fondamentaux économiques. Anton et Polk (2014) définissent également le rendement d'une action connectée comme le rendement d'un portefeuille reprenant toutes les actions anormalement liées à l'action de par l'appartenance à un même fond commun. Le rendement du portefeuille connecté peut alors agir comme un signal confirmant que l'action s'est temporairement « écartée » afin de pouvoir prendre une position. Les portefeuilles sont donc composés sur base d'une approche réelle (la propriété commune) et non à l'aide d'une démarche statistique.

À cette fin, Anton et Polk (2014) se sont basés sur des actions américaines du NYSE et du NASDAQ et dont la capitalisation boursière est supérieure à la capitalisation boursière médiane du NYSE (les petits titres n'étant pas assez concernés par les acquisitions institutionnelles). De plus, les fonds retenus sont des fonds mutuels actifs, américains également. Enfin, leur étude s'étend sur la période 1980-2008.

Concrètement, ils ont mis en place une stratégie d'investissement en utilisant les rendements connectés comme des signaux de surévaluation ou de sous-évaluation des titres. Anton et Polk (2014) précisent ainsi : « Si l'action *i* subit un choc négatif et que le prix de l'action connectée *j* chute également, nous supposons que la chute de l'action *i* est due à la pression sur les prix, et nous nous attendons à ce que cela s'inverse » (p. 1116). En d'autres termes, cette stratégie consiste à acheter (vendre) les actions dont les prix ont baissé (augmenté) si les actions connectées ont également baissé (augmenté). Ils ont atteint un rendement annuel anormal de 9%.

Fricke et Savoie (2017) ont mis en place une stratégie similaire à celle d'Anton et Polk mais en décidant d'inclure, pour la première fois, les actions à la capitalisation boursière plus réduite pour la période 1990-2014. Selon eux, ce choix est basé sur le fait que les plus petites actions sont désormais autant concernées par la propriété institutionnelle que les grosses actions dans les années 1990. De plus, ils prennent également en compte davantage d'investisseurs institutionnels que les fonds mutuels seuls. Pour les grosses actions, ils arrivent à la même conclusion que leurs prédécesseurs à propos de l'importance de la propriété commune pour la corrélation des rendements mais en apportant la nuance que la significativité diminue dans le temps. Pour les petites actions à l'inverse, la relation est souvent insignifiante bien que positive même si la corrélation tend ici à augmenter au fil des années.

4.2. APPROCHE STATISTIQUE

Stratégie de pairs trading

Traditionnellement, on remarque que l'investissement a souvent pris la forme de positions *long* sur des actifs pour lesquels les investisseurs pensent déceler des opportunités d'appréciation dans le futur. Par ailleurs, les stratégies *long/short* n'ont toujours représenté qu'une part infime du portefeuille des investisseurs institutionnels. Cependant, ces dernières années, un nombre croissant d'investisseurs a fait le choix de détenir à la fois des positions long et des positions short sur des actions. En effet, ce type de stratégie présente des avantages inaccessibles avec les stratégies traditionnelles (Jacobs et Levy, 1993).

4.2.1. QU'EST-CE QUE LE PAIRS TRADING?

Le pairs trading est une stratégie *market-neutral* (neutre par rapport au marché) d'arbitrage qui consiste à créer des paires d'actions et de profiter de leurs déconnexions pour générer un profit. La formation de ces différentes paires repose sur la corrélation entre ces deux actifs, c'est-à-dire la propension de ces deux actifs à évoluer de façon similaire au cours du temps (Chen, 2019c). En d'autres termes : « le pairs trading est une forme particulière de stratégie contrariante à court terme qui cherche à exploiter les violations de la loi du prix unique » (Do et Faff, 2011, p. 1). Concrètement, cette stratégie réside dans l'adoption d'une position short pour l'actif à la hausse (*winner*) et une position long pour l'actif à la baisse (*looser*). Cette stratégie trouve son origine dans les années 1980, quand un trader de la banque américaine

Morgan Stanley, Nunzio Tartaglia, présenta cette stratégie d'arbitrage statistique. Au fil des années, cette technique alternative a connu une popularité croissante auprès des investisseurs, en particulier les fonds d'investissement (Gatev et al., 2006).

Concernant l'EMH, si les marchés sont supposés parfaitement efficaces, en théorie, ce type de technique ne devrait pas être capable de générer un quelconque profit. Cependant, Gatev et al. (2006) ont prouvé avoir réalisé un excès de rendement annualisé de 11% sur base d'un historique journalier s'étalant de 1962 à 2002. Le point relatif à la rentabilité de cette stratégie sera abordé par la suite.

4.2.2. IMPLEMENTATION THEORIQUE D'UNE STRATEGIE DE PAIRS TRADING

Une stratégie de pairs trading est donc une stratégie consistant tout d'abord à identifier une paire d'actions caractérisées par des fluctuations historiques similaires et ensuite, lorsqu'une divergence appropriée se présente, de réaliser simultanément une position long et une position short (Engelberg et al., 2008).

À titre d'exemple, Gatev et al. (2006) ont proposé une implémentation reposant sur deux étapes : une période de formation, suivie d'une période de trading. Pendant la période de formation, il s'agit de faire matcher les actions dont les prix normalisés minimisent la somme des écarts au carré. Une fois les titres associés, les règles de trading sont fixées et des positions sont ouvertes dès que deux titres divergent de plus de deux écarts-types historiques. Une fois ces deux étapes effectuées, il faut ensuite passer au calcul des rendements excédentaires. Une stratégie en deux étapes est également la méthodologie sur laquelle repose une autre étude faisant référence en à la matière, celle de Engelberg et al. (2008). En effet, celle-ci se compose quant à elle d'une période d'estimation et d'une période d'éligibilité.

4.2.2.1. Formation des paires

Plusieurs méthodes sont utilisées dans la littérature pour la période de formation des paires. Toutefois, nous ne présenterons ici qu'une seule de ces approches ; *the distance approach*, en raison de sa forte prévalence dans la littérature. Enfin, il est facile d'imaginer à quel point cette étape de formation est essentielle quand on sait qu'il y a environ 5000 actions différentes et près de 12000 combinaisons de paires possibles (Vidyamurthy, 2004).

- ❖ **La méthode de distance – *the distance approach***: cette méthode utilise la distance entre les prix normalisés historiques des actifs constituant les paires. La paire de référence sera donc celle présentant la distance - c'est-à-dire la somme des écart-types au carré - minimum. C'est la méthode choisie notamment par Gatev et al. (2006) et Engelberg et al. (2008). La première étape consiste à procéder à une normalisation des prix des actifs. On peut représenter ce processus de la façon suivante (Engelberg et al., 2008) :

$$P_{i,t} = \prod_{t=1}^t (1 + r_{i,t}) \quad (1.4)$$

Où $P_{i,t}$ est le prix normalisé de l'action i au temps t et $r_{i,t}$ le rendement de l'action i à l'instant t .

Ensuite, on calcule la distance entre les deux actions dans le but de trouver les deux actifs qui minimisent la somme des écart-types au carré. A partir de là, on constitue un portefeuille reprenant les meilleures paires, c'est-à-dire celles présentant la distance la plus faible (*ibid.*) :

$$D = \sum_{t=1}^N (P_{i,t} - P_{j,t})^2 \quad (1.5)$$

Où D représente la distance entre les prix normalisés des actions i et j .

Par contre, cette méthode basée sur la distance présente différentes sources d'erreurs potentielles difficiles à faire disparaître (Vidyamurthy, 2004). Cependant, comme le souligne Krauss (2015), cette méthode présente à contrario plusieurs avantages comme une simplicité et une transparence qui permettent de mener des études empiriques à grande échelle. De plus, plusieurs études empiriques ont montré que cette approche pouvait s'avérer profitable.

4.2.2.2. Période de trading

Le jour suivant la fin de la période de formation, pendant laquelle les actions les plus liquides ont été associées entre elles, la période de trading peut débuter selon une règle prédéfinie. Comme expliqué précédemment, cette règle prévoit l'ouverture des positions une fois qu'une certaine divergence est atteinte et une fermeture, une fois que les titres convergent ensuite. Dès lors que les cours atteignent le même niveau, les positions peuvent à nouveau être

ouvertes, dès que la divergence de deux écart-types est à nouveau franchie. Dans le cas où une paire est radiée (*delisted*), on utilise le *delisting return* ou dernier prix disponible, pour clôturer les positions (Gatev et al. 2006).

4.2.2.3. Calcul des rendements

L'étape suivante consiste à calculer les rendements. Concrètement, les gains potentiels obtenus en mettant en place une stratégie de pairs trading se matérialisent par un ensemble de cash-flows positifs, distribués aléatoirement durant toute la période de trading, ainsi qu'un ensemble d'autres cash-flows, négatifs ou positifs, selon la position des paires au moment de la clôture de la stratégie. En effet, d'une part, les paires dont les positions s'ouvrent et convergent pendant la période seront caractérisées par des cash-flows positifs (à noter que les paires peuvent se rouvrir après une précédente convergence et donc fournir une multitude de cash-flows). D'autre part, les paires qui n'ont pas convergé mais dont les positions se sont ouvertes au cours de la période de trading seront caractérisées quant à elles, par des cash-flows positifs ou négatifs (Gatev et al., 2006).

De plus, Gatev et al. (2006) prennent en considération deux types de mesures afin de faciliter ce calcul du rendement excédentaire d'un portefeuille de paires : le rendement sur le capital engagé (*return on committed capital*) et le rendement total investi ou le rendement du capital réellement utilisé (*fully invested return*). Comme précisé dans leurs recherches, la première mesure prend en compte l'ensemble des paires découlant de la période de formation alors que la seconde, quant à elle, ne considère que celles réellement utilisées au cours du processus de trading. Dès lors, le rendement sur le capital engagé apparaît comme une mesure reflétant davantage la réalité dans le cas du rendement réel. De fait, il prend en compte le coût d'opportunité du capital pour les paires qui n'ont pas suffisamment divergé et qui, donc, n'ont pas été négociées. Cependant, le rendement du capital réellement utilisé donne une meilleure appréciation de la rentabilité de la stratégie d'un point de vue académique, étant donné qu'il ne prend en compte que les profits.

Dès lors que les cash-flows sont générés par des positions long/short pour un montant à hauteur de 1\$, on peut les considérer comme le profit d'un investissement d'un montant de 1\$ également. De la même façon, les rendements sur ces profits peuvent être interprétés comme des rendements excédentaires (Do et Faff, 2010). Ainsi, Do et Faff (2010) ont modélisé le calcul du profit de chaque paire $i = \{A, B\}$ sur une base quotidienne sous la forme suivante :

$$c_{i,t} = I_{i,t} = (W_{B,t} r_{B,t} - W_{A,t} r_{A,t}) \quad (1.6)$$

$$\begin{aligned} 0 & \text{ Non ouvert} \\ I_{i,t} = +1 & \text{ Vendre A ; Acheter B} \\ -1 & \text{ Acheter A ; Vendre B} \end{aligned} \quad (1.7)$$

$$w_{j,t} = (1 + r_{j,1}) \dots (1 + r_{j,t-1}) \quad (1.8)$$

Où c est le profit, r le rendement quotidien de l'action et w capture la pondération et avec :

$$r_{P,k} = \frac{\sum_{i \in P} \sum_{t \in k} c_{i,t}}{n} \quad (1.9)$$

Où n représente le nombre de paires dans le cas du return on committed capital et le nombre de paires réellement négociées au cours de la période de trading.

4.2.3. PROFITABILITE DE LA STRATEGIE

La stratégie de pairs trading est une stratégie qui depuis son apparition au milieu des années 1980 a fait gagné des centaines de millions de dollars à des compagnies comme Morgan Stanley ou D.E. Shaw (Andrade et al., 2005). En effet, on trouve dans la littérature de nombreuses études ayant prouvé qu'il s'agissait d'une stratégie qui pouvait s'avérer lucrative. L'article de Gatev et al (2006), jouant le rôle de référence sur le sujet et déjà mentionné précédemment, a eu une grande influence. Par la suite, Chen, Chen, Chen et Li (2017) ont confirmé les conclusions de Gatev et al. (2006), en apportant la précision que les résultats d'une stratégie de pairs trading étaient principalement dus à l'effet reversal à court-terme et à la version un mois du *momentum industry*. Andrade et al. (2005) ainsi que Caldeira et Moura (2013) arrivèrent également à des performances positives en analysant respectivement le marché taïwanais (10,18%) et le marché brésilien (16,38%).

Cependant, on retrouve également dans la littérature des auteurs qui semblent constater une diminution de la profitabilité de la stratégie au fil des années. Pour Do et Faff (2010) une des raisons de cette diminution pourrait s'expliquer par un changement de la dynamique de la loi du prix unique. La conséquence est une augmentation de la probabilité que des paires formées

d'actifs quasi substitués à une année donnée, ne le soient plus le semestre suivant et donc, in fine, qu'ils ne convergent pas.

Enfin, de manière générale, comme expliqué précédemment, les stratégies de type long/short présentent des avantages différents de ceux proposés par les stratégies plus conventionnelles. En effet, « les investisseurs qui sont en mesure de surmonter les restrictions de vente à découvert et qui ont la flexibilité d'investir à la fois en position long et en position short peuvent profiter à la fois des gagnants et des perdants. (...) Pourquoi parier uniquement sur les gagnants ? » (Jacobs et Levy, 1993, p. 3).

Ensuite, comme le souligne également Jacobs et Levy (1993), le fait de pouvoir vendre a tendance à offrir de meilleures opportunités car une grande majorité d'acteurs sur les marchés financiers sont à la recherche d'actifs sous-évalués dans le but de les revendre par la suite à un prix supérieur. En comparaison, les acteurs recherchant des actifs surévalués restent relativement peu nombreux. Cependant, comme toute stratégie, elle présente plusieurs problèmes et sources de risques qui seront abordés dans la section suivante.

4.2.4. RISQUES DU PAIRS TRADING

Même si la stratégie de pairs trading est considérée comme une stratégie neutre au marché, c'est-à-dire une stratégie cherchant à limiter au maximum l'exposition de l'investisseur face à différents risques, elle n'en possède pas moins une dimension risquée. Le risque principal quand on décide de mettre en place une stratégie de pairs trading est que les titres constituant la paire, après leur divergence, ne convergent pas l'un vers l'autre et ne permettent pas de clôturer ses positions après avoir vendu l'actif à la hausse et acheté l'actif à la baisse (Body et al., 2014).

De manière générale, les stratégies d'arbitrage font face à deux risques en particulier : le risque de divergence ainsi que le risque d'horizon. Le premier, le risque de divergence, est le risque que les positions doivent être annulées (avant une éventuelle convergence) car les prix ont divergé de façon trop importante. Le risque d'horizon quant à lui, est le risque que les prix convergent mais pas durant la période fixée, c'est-à-dire la période de trading (Engelberg et al., 2008). En conclusion, « chaque paire peut avoir un résultat incertain, mais avec beaucoup de ces paires appariées, la présomption est que le grand nombre de paris longs-courts fournira une probabilité très élevée d'un rendement anormal positif » (Body et al., 2014, p. 930).

PARTIE 2 : PARTIE EMPIRIQUE

La première partie théorique a, tout d'abord, introduit les bases de l'efficience de marché et ensuite proposé une revue de la littérature des principales stratégies d'investissement. Cette seconde partie aura pour but de proposer une étude empirique complémentaire au travers d'une stratégie d'investissement. En effet, nous étudierons la profitabilité d'une stratégie long/short sur des fonds mutuels européens. Plus précisément, nous nous intéresserons à la mesure dans laquelle des fonds suivent des styles et s'en déconnectent. L'objectif étant de déterminer s'il est possible de profiter de ces déconnexions. Cette seconde partie sera organisée en trois parties : la présentation des données utilisées, la méthodologie mise en place et enfin les résultats obtenus et leur interprétation.

I. DONNEES

Le choix de partir d'une base de données existante a été posé. En effet, nous utiliserons la base de données proposée par Bereau et al. (2019) dans leur article *Making a difference : European mutual funds distinctiveness and peers' performance*. Ces derniers ont testé l'impact du caractère distinctif des stratégies de fonds mutuels européens afin d'évaluer leurs performances. Le choix de cette base de données permet de mettre en place une stratégie long/short analysant l'investissement dans des fonds mutuels, plutôt que dans des actions, pour lesquelles la littérature est plus abondante.

1. BASE DE DONNEES INITIALE

Dans le but d'atteindre l'objectif explicité ci-dessus, Bereau et al. (2019) ont créé une base de données originale sur les EEMF (*European Equity Mutual Funds*). Pour se faire, ils se sont appuyés sur les données issues de Morningstar Direct. Selon Bereau et al. (2019), leur base de données présente plusieurs avantages. En effet, elle offre tout d'abord une couverture complète en terme de zone géographique et de temporalité. De plus, la base de données comprend à la fois les fonds survivants et les fonds non-survivants, permettant ainsi d'éliminer le biais du survivant. Il s'agit en effet d'un biais de sélection dont beaucoup d'études sur les fonds mutuels ont souffert par le passé (Elton et al., 1996). En outre, comme le montre le Tableau 1, Bereau et al. (2019) ont opté pour un recueillement des prix sur une base quotidienne et sur une base mensuelle pour les rendements ou encore le TNA de chaque fond.

Tableau 1. *Fréquence des données des principales variables (1999-2016)*

Variables	Frequency	Units	Sources
Return	Monthly	%	Morningstar
Price	Daily	Euro	Morningstar
TNA	Monthly	Billions Euro	Morningstar
Age	Monthly	Years	Morningstar
Flow	Monthly	Billions Euro	Morningstar
Assigned benchmark	Point		Morningstar
Vsotcxx	Monthly		Morningstar

Source : Bereau et al., 2019

Plus précisément, on trouve initialement au sein de la base de données des informations sur 8520 EEMF s'étalant sur la période 1999-2016. Ensuite, fidèlement à ce qu'on observe dans la littérature, les données ont été filtrées pour ne garder que les fonds les plus pertinents. Par exemple, les fonds rassemblant moins de dix observations ou moins de 10 millions d'euros d'actifs sous gestion en ont été exclus. De plus, les fonds de fonds (FOF), les fonds indicieux ou encore les fonds non négociés en euros ont été également retirés. En outre, 22 styles différents ont été identifiés et listés par Morningstar Direct. Les fonds mutuels ont donc été répartis selon le style auxquels ils appartiennent (cfr Annexe 1). À noter que les styles représentant moins de 1% de la population totale des fonds ont été retirés de cette liste. Enfin, une répartition géographique des différents fonds est également fournie par Bereau et al. (cfr Annexe 2). Une fois les données triées, la base de données finale reprend 4957 fonds mutuels. Pour davantage d'informations concernant les statistiques descriptives des fonds, veuillez consulter Bereau et al. (2019).

Selon Bereau et al. (2019), cette base de données présente trois points forts au regard de ce qu'on peut trouver dans la littérature existante sur le sujet. La première force réside dans le nombre important de fonds couverts dans la base. Des études antérieures de Sun et al, et Vozlyublennaia et Wu (cités dans Bereau et al, 2019) ont utilisé par exemple des bases de données reprenant respectivement 3896 et 3519 fonds. La deuxième force réside dans la fréquence élevée de l'information disponible. Les principales caractéristiques sont disponibles sur une base mensuelle. La troisième force est la période couverte. En effet, la période étudiée est assez longue pour permettre de couvrir à la fois des périodes de crise et des périodes d'après-crise.

2. APPLICATION D'UNE TECHNIQUE DE CLUSTERING

Les recherches de Bereau et al. (2019) nécessitent de répartir ces fonds dans différents clusters au cours du temps. Au sein de ces clusters, les fonds affichent des rendements fortement dépendants. On retrouve dans un même cluster des fonds suivant un même style et donc, de facto, des fonds en concurrence. Dans cette optique, Bereau et al. (2019) ont implémenté deux techniques différentes : une stratégie traditionnelle de rolling windows (approche non-adaptative) et une approche dite « adaptative ». Les données de Bereau et al. (2019) utilisées dans ce mémoire seront celles générées selon la méthode traditionnelle.

À partir de cette base de données initiale reprenant 4957 fonds mutuels, Bereau et al. (2019) ont donc réparti ces fonds au sein de différents clusters sur une base mensuelle en suivant la méthode mise en place précédemment par Brown et Goetzmann, ainsi que Sun et al. Plus précisément, c'est l'algorithme des « K-means » défini par Hartigan en 1975 qui est utilisé par Bereau et al (2019). Cet algorithme permet de regrouper les fonds mutuels en K clusters distincts de manière à retrouver les données similaires dans un même cluster. Dès lors, cette approche consiste à tenter de mesurer le degré de similarité entre les rendements des différents fonds. Brièvement, on affecte d'abord K observations issues des données dans un nombre K de clusters (fixé préalablement) dans le but de former la moyenne initiale de chaque cluster¹. Ensuite, chaque observation est rattachée au cluster qui minimise la distance euclidienne entre la moyenne empirique du cluster et l'observation en question. On réitère alors le processus jusqu'à obtenir une segmentation finale des données (*ibid.*).

Cependant, selon Bereau et al. (2019), un des problèmes majeurs de cette approche est la nature statique de l'algorithme. Or, l'industrie de la gestion d'actifs ne peut pas être considérée comme un système statique. En effet, de façon perpétuelle, des fonds apparaissent, disparaissent, changent de style selon l'évolution des conditions de marché. Une façon de minimiser cette problématique consiste à appliquer cette approche statique de façon successive sur des sous-échantillons en fixant ce qu'on appelle des rolling windows. Evidemment, la difficulté résulte alors dans le choix de la taille de la fenêtre optimale. Dans le cas de cette étude, Bereau et al. (2019) ont fait le choix d'appliquer des rolling windows de 24 mois.

¹ Bereau et al. (2019) ont fixé K comme correspondant au nombre de styles identifiés par Morningstar.

Bereau et al. (2019) fournissent par ailleurs un résumé de plusieurs statistiques à propos des différents clusters (cfr Tableau 2). Par exemple, on observe une stabilité moyenne dans la composition des clusters entre deux périodes à près de 75%. On remarque également un taux de cluster switch mesuré à un peu plus de 19%. Ce taux de cluster switch représente la probabilité qu'un fond change de cluster pendant deux périodes consécutives. Il souligne également que les fonds, bien que mettant en place des stratégies de long-terme peuvent également, en fonction de la réalité du marché, migrer vers un autre cluster et un autre style. Enfin, ils fournissent plusieurs statistiques concernant les clusters les plus grands et les plus petits.

Tableau 2. *Statistiques descriptives des clusters selon la méthode des « K-means »*

Cluster Stability	74,59%
Cluster Switch	19,01%
Average maximum cluster population	12,68%
Average minimum cluster population	0,41%
Overall maximum cluster population	24,83%
Overall minimum cluster population	0,03%

Source : Bereau et al., 2019

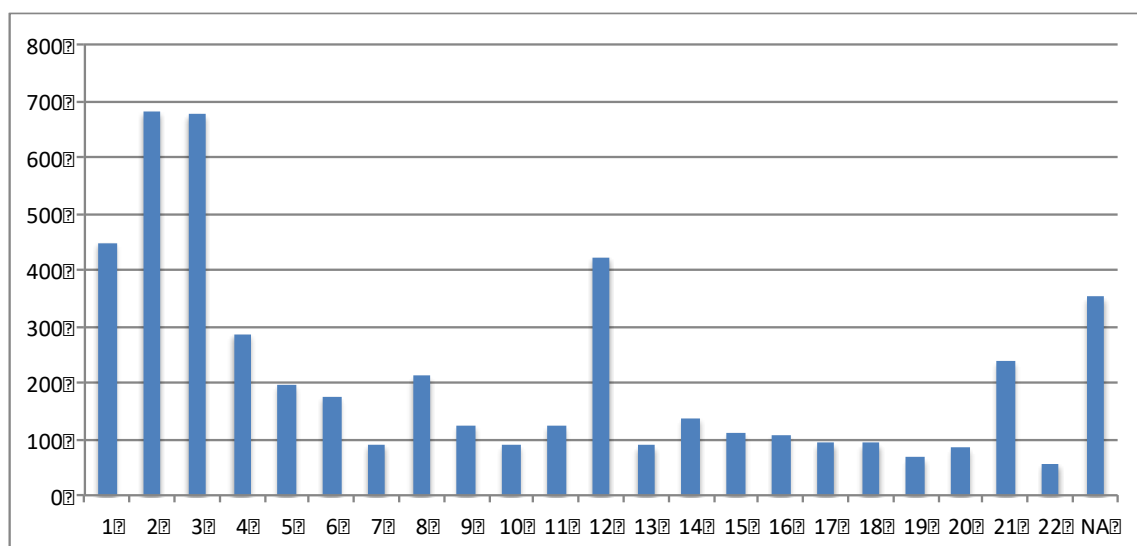
II. METHODOLOGIE

La méthodologie de ce mémoire s’articule autour de quatre étapes successives. La première étape consiste à déterminer pour chaque fond un cluster de référence en fonction des clusters affectés périodiquement selon la méthode de clustering. La seconde étape consiste ensuite à déterminer les périodes pendant lesquelles un fond se déconnecte de son cluster pendant plusieurs périodes. Ensuite, les dernières étapes consistent à déterminer les positions long et short sur base de l’étape précédente et enfin à construire les différents portefeuilles.

ETAPE 1 : DETERMINATION DU CLUSTER DE REFERENCE

Cette partie empirique prend sa source dans une base de données reprenant plusieurs milliers de fonds mutuels européens sur une période s’étalant de décembre 2000 à décembre 2016 (193 mois consécutifs), comme expliqué dans la partie « Données ». Grâce au travail de Bereau et al. (2019), tous les fonds ont été répartis dans des clusters allant de 1 à 22 sur une base mensuelle, grâce à une méthode de clustering dynamique. Pour rappel, ces clusters regroupent des fonds suivant un même style et donc, de facto, des fonds en concurrence. À partir de ces données, il s’agit ensuite d’attribuer pour chaque fond mutuel un cluster de référence qui permettra par la suite d’identifier les périodes de déconnexion. Le cluster de référence sera déterminé, ex-post, comme le cluster au sein duquel le fond aura été attribué le plus de fois au cours des 193 périodes. En d’autres termes, chaque cluster de référence, pour chaque fond, correspondra donc au mode observé. La Figure 2 ci-dessous nous montre la répartition des fonds parmi les 22 clusters.

Figure 2. Répartition des fonds mutuels parmi les clusters de référence



On peut voir que les clusters 2 et 3 sont les plus représentés avec respectivement 680 et 675 fonds mutuels européens en leur sein. Ils sont suivis par les clusters 1 et 12 avec 449 et 423 fonds. En outre, on remarque également qu'au sein de la base de données, 357 fonds ne sont répartis au sein d'aucun des 22 clusters de référence. En effet, ces fonds ne présentent pas une affectation suffisamment stable à un cluster particulier que pour pouvoir les allouer à un cluster de référence.

ETAPE 2 : IDENTIFIER LES PERIODES DE DECONNEXION

Grâce au travail effectué lors de la première étape, il est désormais possible de procéder à une comparaison, lors de chaque période, entre les clusters périodiques tels qu'affectés grâce à la méthode de clustering dynamique et les clusters de référence obtenus lors de l'étape 1. À ce stade, une fois l'intervalle de déconnexion déterminé, il sera nécessaire de définir les éventuelles périodes de déconnexions entre ces deux clusters. Cet intervalle a été fixé à trois mois. Cela signifie qu'en deçà de trois mois consécutifs de déconnexion entre le cluster mensuel et le cluster de référence, on ne considère pas cette déconnexion comme suffisamment significative que pour être prise en compte et permettre la prise d'une position. À partir d'un intervalle de trois périodes et au delà, on considère que la déconnexion est suffisamment stable que pour être exploitée.

Cet intervalle a été sélectionné sur base de l'article publié par Anton et Polk (2014). De fait, comme déjà expliqué précédemment dans ce mémoire, ces derniers se sont intéressés au degré de connexion entre des actions détenues par des fonds mutuels communs. Plus précisément, Anton et Polk ont tenté de relier, d'une part la connectivité basée sur l'appartenance à un même fond mutuel, et d'autre part, la variation prévisible des rendements. Leur stratégie consistait ensuite simplement à acheter (vendre) les actions qui ont baissé (augmenté) si les actions connectées ont également baissé (augmenté). En d'autres termes, leur but était de repérer les actions qui surperforment ou qui sous-performent à l'inverse leur action connexe. Afin de déceler des tendances, ils ont décidé de se baser sur les rendements passés des trois mois précédents.

ETAPE 3 : COMPARAISON DES PERFORMANCES ENTRE LE FOND ET LE CLUSTER

Une fois que les périodes de déconnexions ont été identifiées pour chaque fond, il est maintenant requis de comparer les performances des fonds (rendements en %) par rapport à

celles de leurs clusters de référence, période après période. En effet, dans les cas où un fond est considéré comme connecté à son cluster de référence, on appliquera l'hypothèse selon laquelle les rendements mensuels successifs du fond sont égaux aux rendements mensuels moyens du cluster de référence à la même période. Plus précisément, le rendement moyen en question correspond au rendement moyen de tous les fonds appartenant à ce cluster au cours de la période. En outre, ces rendements ont été calculés par Bereau et al. (2019) mensuellement et à partir de données quotidiennes observées issues de Morningstar Direct.

Ensuite, cette comparaison va permettre de mettre en place les bases de la stratégie d'investissement. En effet, en fonction des rendements respectifs observés des fonds mutuels et de leurs clusters de référence associés, on prendra une position sur le fond, long ou short. En d'autres termes, si pendant la période de déconnexion, le fond affiche un rendement supérieur à celui de son cluster de référence à la même période, on adoptera une position short sur le fond (son rendement) à la période suivante. À l'inverse, si le fond affiche un rendement inférieur à celui de son cluster de référence, on adoptera une position long.

Cette stratégie repose sur l'idée qu'un fond aura tendance à performer à des niveaux similaires de ceux de son cluster de référence rattaché. Dès lors, si un fond se déconnecte pendant une période suffisamment longue (au moins trois mois consécutifs), on fait le pari qu'il finira par réintégrer ce même cluster. En définitive, si un fond sous-performe son cluster de référence, on fait l'hypothèse qu'il affichera des rendements plus élevés par la suite pour le réintégrer car c'est une tendance qu'on a observé d'un point de vue historique. À contrario, dans le cas où un fond surperforme son cluster de référence, on fait alors l'hypothèse inverse, c'est-à-dire qu'il affichera des performances futures en-deçà, afin de réintégrer le cluster auquel il a été rattaché lors de l'étape 1. On peut représenter la prise de position long ou short sur un fond de la manière suivante :

$$Difreturn_{i,t} = rcluster_{j,t} - rfund_{i,t} \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} &= 0 \quad \text{Pas de position} \\ &0 > \quad \text{Position long en } t+1 \\ &< 0 \quad \text{Position short en } t+1 \end{aligned} \quad (2.2)$$

Où $Difreturn_{i,t}$ représente la différence entre le rendement du cluster de référence j au temps t et le rendement du fond i au temps t .

ETAPE 4 : CONSTRUCTION DU PORTEFEUILLE

La dernière étape consiste à former un portefeuille constitué des fonds mutuels en déconnexion à chaque période. Les observations étant vues sur une base mensuelle, on procédera à un *rebalancing* à chaque période. En d'autres termes, la composition du portefeuille changera chaque mois selon ce qui est observé le mois précédent. Dès lors, il s'agira ensuite de calculer les rendements périodiques du portefeuille, pondérés selon le TNA de chaque fond. La stratégie se déroulant sur une période de 193 mois, on obtiendra une série temporelle de 190 rendements avec trois premières périodes correspondant à l'intervalle minimal de déconnexion fixé préalablement. Le premier rendement sera donc calculé à la quatrième période sur base de la troisième période. On peut modéliser le calcul du rendement pondéré périodique du portefeuille de la façon suivante (Broussard, Vaihekoski, 2010):

$$r_{p,t} = r_{p,t}^L * w_t^L - r_{p,t}^S * w_t^S \quad (2.3)$$

Où

$$r_{p,t}^L = \frac{\sum_{i=1}^N r_{i,t}^L * TNA_{i,t}^L}{\sum_{i=1}^N TNA_{i,t}^L} \quad (2.4)$$

$$r_{p,t}^S = \frac{\sum_{j=1}^N r_{j,t}^S * TNA_{j,t}^S}{\sum_{j=1}^N TNA_{j,t}^S} \quad (2.5)$$

Où $r_{p,t}$ représente le rendement du portefeuille p en t et où $r_{p,t}^L$ et $r_{p,t}^S$ représentent respectivement les rendements des portefeuilles long et short en période t , $r_{i,t}^L$ représente le rendement du fond i au temps t avec une position long et $r_{j,t}^S$ représente le rendement du fond j au temps t avec une position short. $TNA_{i,t}^L$ et $TNA_{j,t}^S$ représentent les TNA des fonds i et j en t .

ETAPE 5 : MESURE DE LA PERFORMANCE DU PORTEFEUILLE

Nous mesurerons la performance de la stratégie en se basant sur les résultats d'une régression du portefeuille à l'aide d'un modèle multifactoriel : une combinaison du modèle à trois facteurs, proposé par Fama et French en 1992, qui avait pour but initial d'améliorer le modèle CAPM en intégrant les facteurs *size* et *book-to-market*, mais également du quatrième facteur proposé par Carhart en 1997 afin de prendre en compte l'anomalie momentum de Jegadeesh

et Titman (Ferreira et al., 2011). Le modèle final utilisé est donc un modèle qui présente quatre facteurs que l'on peut représenter de la manière suivante (Ferreira et al., 2011; Kunal, 2010) :

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{0i}(R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_{1i}SMB_t + \beta_{2i}HML_t + \beta_{3i}MOM_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2.6)$$

Où $R_{p,t} - R_{f,t}$ est la différence entre le rendement excédentaire du portefeuille $R_{p,t}$ en t par rapport au rendement sans risque $R_{f,t}$ en t (Treasury bill), $R_{m,t}$ représente le rendement du portefeuille de marché, SMB_t (small minus big) est la différence entre le rendement moyen d'un portefeuille composé de titres à faible capitalisation et le rendement moyen d'un portefeuille composé de titres à forte capitalisation, HML_t (high minus low) représente la différence de rendement entre un portefeuille avec un ratio *book-to-market* élevé et un portefeuille avec un ratio *book-to-market* faible, MOM_t (momentum) est la différence de rendement entre un portefeuille composé des winners sur base des 12 derniers mois et un portefeuille composé des losers sur base des 12 derniers mois, $\beta_{0i}, \beta_{1i}, \beta_{2i}, \beta_{3i}$ capturent le risque.

Les données relatives aux différents facteurs sont issues du site Kenneth French². Déjà calculées et facilement accessibles, il est pratique de les utiliser. Cependant, dans le but d'une meilleure compréhension du modèle, on précisera tout de même ci-dessous la manière dont les facteurs SMB, HML et MOM ont été calculés. D'abord, tel que décrit sur le site, afin de construire les facteurs SMB et HML les actions propres au marché européen (*Europe region*) sont réparties en deux groupes selon la capitalisation boursière (*size*) et en trois groupes selon le ratio *book-to-market* (*B/M*) à la fin de chaque mois de juin. Plus précisément, les actions *Big* sont celles qui se situent dans les 90% supérieurs de la capitalisation boursière en juin. Inversement, les actions *Small* se situent quant à elles dans les 10% inférieurs. Pour le ratio *book-to-market*, les points de rupture utilisés sont les 30^{ème} et 70^{ème} centiles. Les tris indépendants 2x3 sur la capitalisation boursière (*size*) et le ratio *book-to-market* (*B/M*) entraînent la formation de six portefeuilles pondérés : SG, SN, SV, BG, BN et BV où S

²Les trois facteurs provenant de la base de données de K. French :

https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_3developed.html. Pour le facteur momentum : https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_developed_mom.html

signifie *Small*, B signifie *Big* et où G, N et V signifie *Growth* (B/M faible), *Neutral* et *Value* (B/M élevé) (French, s.d.).

Le facteur SMB correspond à la différence entre le rendement mensuel moyen des trois portefeuilles *Small* et le rendement mensuel moyen des trois portefeuilles *Big* sur base du ratio book-to-market (B/M) (Ferreira et al., 2011 ; site Kenneth R. French). On peut donc le représenter sous cette forme (French, s.d.) :

$$SMB = 1/3(Small\ Value + Small\ Neutral + Small\ Growth) - 1/3(Big\ Value + Big\ Neutral + Big\ Growth) \quad (2.7)$$

Le facteur HML, quant à lui, est la différence entre les rendements des deux portefeuilles aux B/M élevés et les rendements des deux portefeuilles aux B/M faibles (*ibid.*). Ce facteur est donc calculé de la façon suivante (*ibid.*):

$$HML = 1/2(Small\ Value + Big\ Value) - 1/2(Small\ Growth + Big\ Growth) \quad (2.8)$$

Dans le cas du facteur MOM, sur les mêmes bases que pour les deux précédents facteurs, deux tris indépendants 2x3 sont réalisés mensuellement : sur base de la taille et sur base du lag momentum (*lagged momentum*), cette fois. Pour les portefeuilles formés à la fin de la période $t-1$, le rendement *lagged momentum* correspond au rendement cumulé du mois $t-12$ au mois $t-2$. Les points de rupture sont identiques : 30^{ème} et 70^{ème} centiles. Les deux tris conjoints produisent également six portefeuilles pondérés : SL, SN, SW, BL, BN et BW, où S signifie *Small*, B signifie *Big* et L, N et W indiquent *Losers*, *Neutral* et *Winners*. *Losers* comprend les 30% inférieurs, *Neutral* les 40% moyens et *Winners* les 30% supérieurs (*ibid.*). Finalement, le facteur momentum est obtenu en faisant la différence entre les rendements des deux portefeuilles *Winners* et les rendements des deux portefeuilles *Losers* (*ibid.*):

$$MOM = 1/2(Small\ High + Big\ High) - 1/2(Small\ Low + Big\ low) \quad (2.9)$$

Les benchmarks utilisés sont les benchmarks destinés au marché européen. Cependant, bien que portant sur les pays européens, ces données sont exprimées en U.S. dollars. Etant donné qu'il serait problématique de régresser des données exprimées dans différentes devises, une des possibilités est alors de convertir les rendements du portefeuille obtenus jusque-là en euros en U.S. dollars, afin de conserver les facteurs inchangés. Il sera alors possible d'obtenir des coefficients estimés sans distorsion. Cependant, cela implique que les résultats soient alors évalués du point de vue d'un investisseur américain par la suite (Glück et al., 2019).

Toujours à partir des recherches de Glück et al. (2019), il est possible de calculer le rendement du taux de change de la manière suivante :

$$r_{FX,t}^{EUR/USD} = \frac{S_t^{EUR/USD}}{S_{t-1}^{EUR/USD}} - 1 \quad (2.10)$$

Où $r_{FX,t}^{USD/EUR}$ est le rendement du taux de change au temps t calculé à partir des taux de change au comptant.

Dès lors, une fois le rendement du taux de change calculé, il est maintenant possible de convertir le rendement d'un portefeuille exprimé en euros en U.S. dollars de la façon suivante (Shum, 2017) :

$$\text{Si } (1 + r_t^{EUR}) = (1 + r_t^{USD}) * (1 + r_{FX,t}^{EUR/USD}) \quad (2.11)$$

$$\text{Alors } r_t^{USD} = \frac{(1 + r_t^{EUR})}{(1 + r_{FX,t}^{EUR/USD})} - 1 \quad (2.12)$$

Où r_t^{EUR} est le rendement du portefeuille en euros au temps t et r_t^{USD} est le rendement du portefeuille en U.S. dollars au temps t .

Enfin, du point de vue de la pertinence de l'utilisation d'un modèle à quatre facteurs, Ferreira et al., (2011) fournissent dans leurs recherches un aperçu général des coefficients de pondération moyens et des valeurs R^2 associées en fonction des pays. On y trouve un grand nombre de pays européens. On remarque, en moyenne, des valeurs plus élevées pour les fonds américains U.S. concernant les facteurs SMB, HML et MOM. Sans surprise étant donné que le modèle à quatre facteurs fonctionne particulièrement bien pour expliquer les variations de performance des fonds américains. Cependant, comme le souligne Ferreira et al. (2011), même si le modèle a été développé à partir de données américaines, il se révèle également adapté pour des études portant sur des fonds étrangers (hors U.S.). En témoigne la valeur R^2 plus élevée pour les données hors Etats-Unis (88% vs 85%). En d'autres termes, le modèle à quatre facteurs semble être un modèle adéquat pour évaluer les performances d'une stratégie se basant sur des fonds mutuels d'origine européenne.

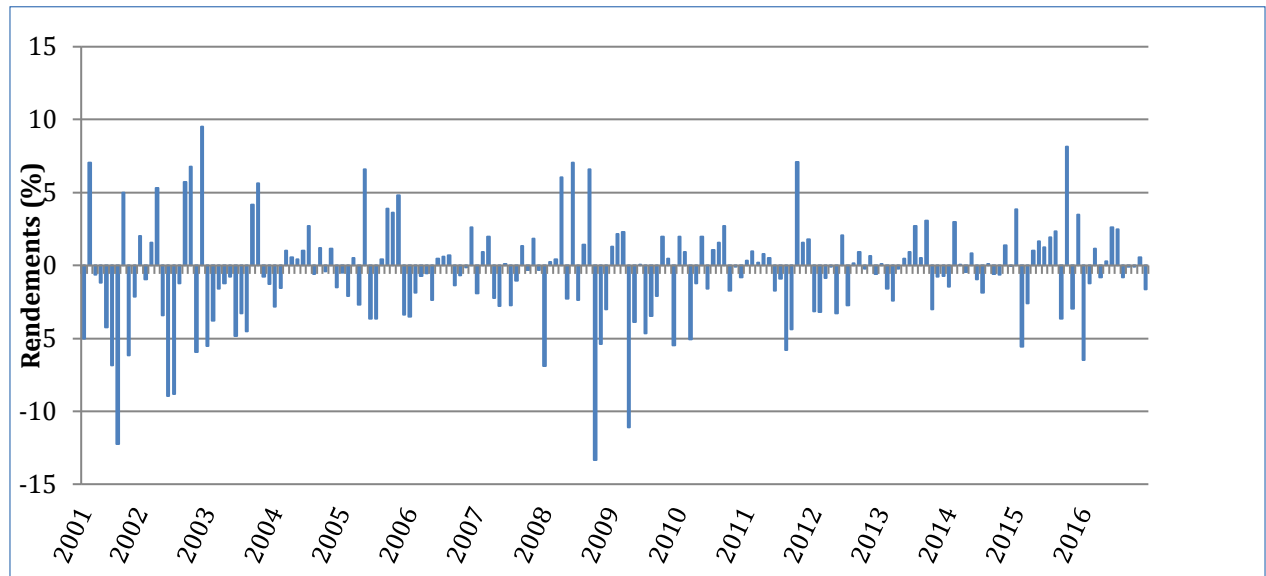
III. RESULTATS

1. RENDEMENTS DU PORTEFEUILLE

Premièrement, intéressons-nous aux rendements mensuels absolus mesurés pour le portefeuille au cours de la période mars 2001 – décembre 2016. D'un point de vue général, on observe, au sein du portefeuille, davantage de rendements négatifs que de rendements positifs. Le rendement mensuel moyen est en effet de -0,48% avec un écart-type de 3,45%. Plus précisément, on remarque que les deux premières années étudiées (de 2001 à 2003) ainsi que les années 2008 et 2009 représentent une part importante des performances les plus mauvaises reportées. On note par exemple un rendement de -12,23% en septembre 2001 et un rendement de -13,34%, soit le rendement le plus bas observé au cours des 190 périodes, en octobre 2008 (cfr Annexe 3). L'annexe 4 présente, elle, les rendements annualisés de 2001 à 2016. On observe notamment des rendements annualisés de -24,66% en 2001 et -16,87% en 2003. Les années 2008 et 2009 affichent quant à elles des rendements annualisés de respectivement -12,74% et -21,02%. Historiquement, on remarque que les deux périodes générant des rendements particulièrement bas, coïncident avec deux périodes de troubles. En effet, la période 2001-2003 fait suite à l'éclatement de la bulle internet (*dotcom bubble*) en 2000. Les années 2008-2009 correspondent quant à elles au début de la crise financière de 2008.

À l'inverse, on peut observer pour plusieurs périodes des performances positives. Ainsi, les années 2004 et 2005, par exemple, affichent des rendements annualisés à hauteur de 1,11% et 3,22%. De même, on mesure un rendement annualisé de 8,38% lors de l'année 2015. En outre, les périodes 2010-2011 et 2013-2014 se caractérisent par des performances annualisées quasi nulles.

Figure 3. Rendements mensuels du portefeuille (mars 2001 – décembre 2016)

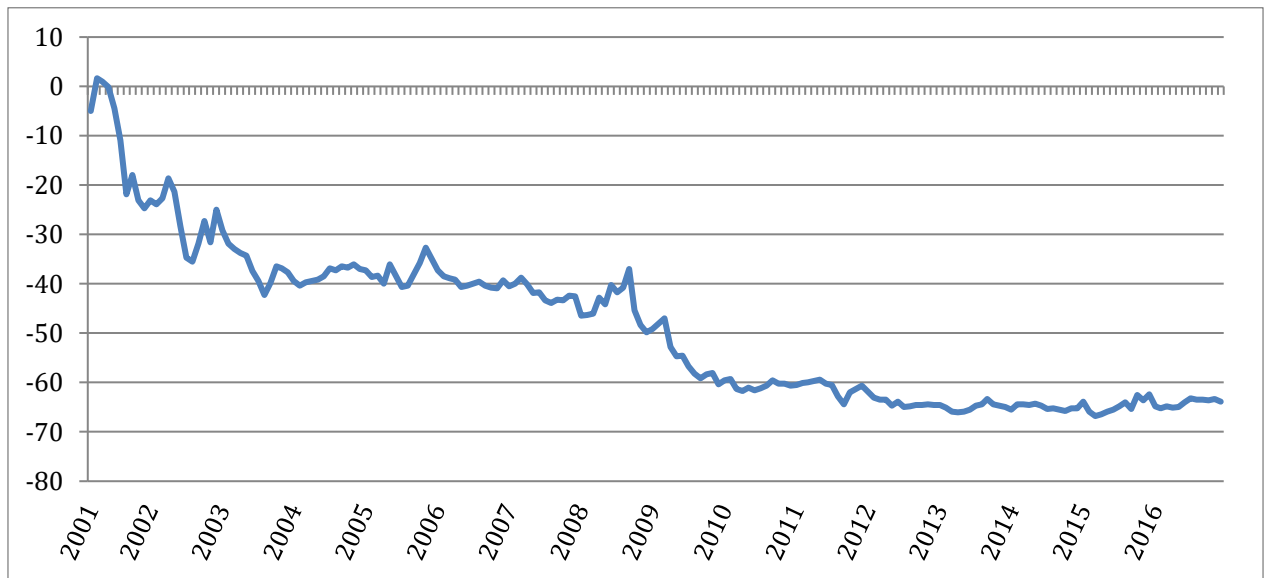


Note : chaque rendement mensuel est calculé comme la somme des rendements pondérés des fonds mutuels en fonction de positions long et short au cours de la période et sur base des observations de la période précédente.

Ensuite, l'Annexe 5 fournit des informations concernant l'évolution de la constitution du portefeuille au cours de la période étudiée. En effet, celle-ci affiche, pour chaque période, le nombre de fonds mutuels en déconnexion et intégrés au portefeuille ainsi que la proportion des positions long et des positions short. En moyenne, le portefeuille contient 703 fonds mutuels, soit un peu plus de 14% de la population totale. Pour rappel, Bereau et al. (2019) avaient mesuré la probabilité qu'un fond de changer de cluster, pendant au moins deux périodes, à 15,73%. L'annexe 6 quant à elle, permet de visualiser l'évolution du TNA du portefeuille. On peut constater une forte croissance du TNA total du portefeuille entre la première et la dernière période. Le TNA moyen s'élève à 1181 milliards d'euros.

La Figure 4, ci-dessous, représente le rendement cumulé du portefeuille entre mars 2001 et décembre 2016. Comme on peut le voir, nous n'observons un rendement cumulé positif que lors de la deuxième et troisième période. En accord avec les observations faites précédemment, on remarque que le rendement cumulé chute fortement entre 2001 et 2003, avant de se stabiliser. Il rechute ensuite à partir du milieu de l'année 2008. À partir de 2010, le rendement cumulé connaît une nouvelle période de stabilisation, jusqu'à la fin de la période couverte, fin 2016.

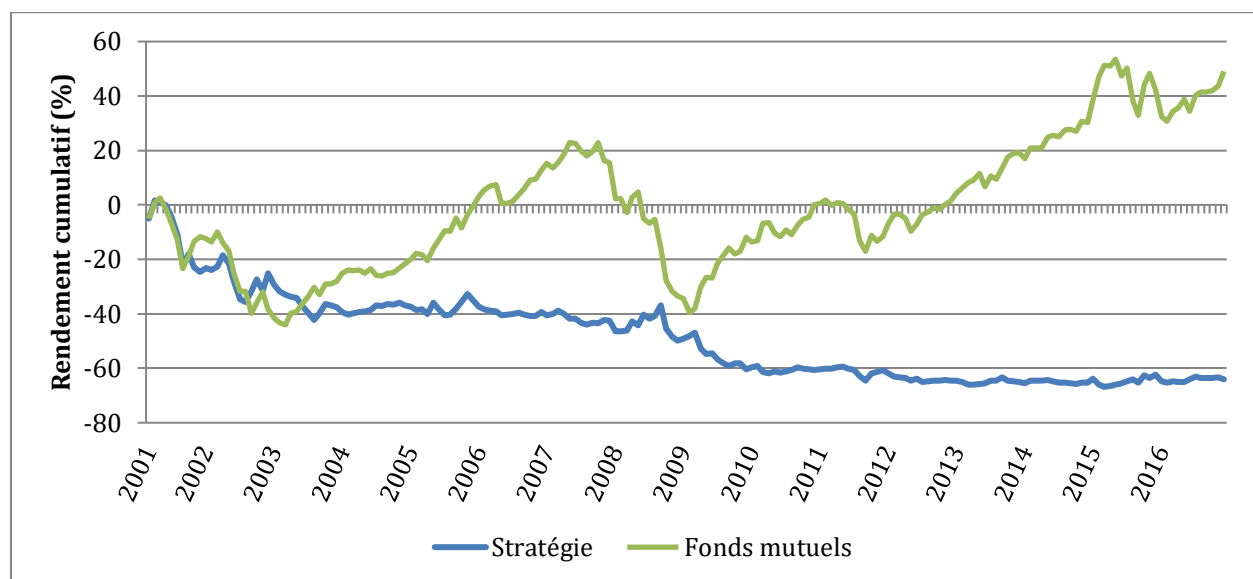
Figure 4. Rendement cumulé du portefeuille (mars 2011 – décembre 2016)



2. CHOIX DU BENCHMARK : APPROCHE ACTIVE

Après avoir présenté les rendements du portefeuille dans la section précédente, il s'agira maintenant de comparer ces derniers à un benchmark. Le benchmark choisi repose sur l'ensemble des fonds mutuels européens présents au sein de la base de données. C'est-à-dire l'ensemble des fonds pris en compte lors de la mise en place de la stratégie. Ce choix réside dans la volonté de ne pas mesurer une stratégie d'investissement active avec un index davantage adapté à une gestion passive (*MSCI Europe Index* par exemple). En effet, les fonds mutuels européens étudiés ici sont considérés comme des fonds actifs (Bereau et al., 2019). On s'intéressera donc à la comparaison des rendements mensuels générés par la stratégie et des rendements moyens mensuels des 4957 fonds mutuels sur la même période. La Figure 5 ci-dessous propose une première comparaison, en présentant le rendement cumulé des rendements de la stratégie et des rendements moyens des fonds sur la période mars 2001 – décembre 2016.

Figure 5. Rendements cumulatifs du portefeuille et du benchmark
(mars 2001 – décembre 2016)



Comme le montre la Figure 5, on remarque que la stratégie sous-performe le benchmark, du point de vue du rendement cumulé. On constate que durant les deux premières années le portefeuille et le benchmark évoluent de façon similaire. En effet, le benchmark affiche des rendements majoritairement négatifs lors de cette période. Les rendements annualisés du benchmark pour les années 2001 et 2002 s'élèvent respectivement à -11,73% et -30,16% (cfr Annexe 7). Cependant, alors que le portefeuille entame ensuite une période de stabilité, le rendement du benchmark augmente fortement jusqu'à atteindre un pic fin 2007 à plus de 20%. Il s'en suit une forte chute entre ce pic et début 2009, avec notamment un rendement annuel de -42,38% en 2008. À partir de là, les rendements mensuels moyens des fonds, et donc le rendement cumulé, augmentent jusqu'à la fin de la période étudiée.

3. RESULTATS DE LA REGRESSION QUATRE FACTEURS

Les 190 rendements mensuels du portefeuille sur la période mars 2001- décembre 2016 ont été régressés selon un modèle à quatre facteurs, comme expliqué précédemment. L'objectif principal est ici d'obtenir une estimation des coefficients pour les différents facteurs. On s'intéressera en particulier à l'alpha Carhart qui permet d'évaluer le rendement excédentaire d'une stratégie. Mais tout d'abord, jetons un œil aux principales statistiques des facteurs obtenues (Tableau 3) ainsi qu'à la matrice de corrélation (Tableau 4).

Tableau 3. *Résumé des principales statistiques des quatre facteurs*

	RM_RF	SMB	HML	MOM
Mean	0.46870	0.19320	0.34670	0.9680
Std. Dev.	0.05269	0.12085	0.10894	0.06393
t-value	4.21800	-0.13900	-3.33500	2.898

Note : R_f correspond au taux sans risque (Treasury bill), SMB est le facteur size, HML est le facteur book-to-market et MOM est le facteur momentum.

Pour la période mars 2001 - mars 2016, le Tableau 3 nous montre que la prime moyenne du facteur SMB est plus faible que celle des autres facteurs et que c'est le facteur MOM qui affiche la prime la plus élevée. La valeur positive pour le facteur MOM indique la présence d'un effet momentum sur le marché, c'est-à-dire une tendance pour les winners à surperformer les losers. Ensuite, la prime SMB positive signifie que les petites actions ont surperformé les grosses actions avec une différence de 0,19 % par mois (2,34% par an). Fama et French (1996) avaient quant à eux observé 4,96 % par an. Le Tableau 3 montre également que les *value stocks* ont des rendements supérieurs par rapport aux *growth stocks* (+0,34% par mois, soit 4,24% par an). Ce rendement est inférieur au rendement obtenu par Fama et French (1996) qui est de 6,33%. Concernant l'écart-type (*standard deviation*), on remarque que c'est la prime de marché qui affiche la plus faible volatilité avec 5,22% mensuellement et 18,11% par an, contre 16,33 % pour Fama et French (1996). À l'inverse, le facteur SMB est le plus sujet à la volatilité avec 11% par mois.

Tableau 4. *Matrice de corrélation des quatre facteurs*

	RM_RF	SMB	HML	MOM
RM_RF	1	-	-	-
SMB	-0.07905	1	-	-
HML	0,33399	0.00193	1	-
MOM	-0.50666	0.08421	-0,20366	1

Le Tableau 4 révèle que le facteur de marché (RM_RF) affiche une corrélation négative avec le facteur *size* (SMB = -0,08) ainsi qu'avec le facteur momentum (MOM = -0,51). D'un autre côté, il affiche une corrélation positive avec le facteur *value* (HML = 0,33). Concernant le facteur *size* (SMB), ce dernier montre une faible corrélation positive avec le facteur *value*

(HML = 0,00193) et le facteur momentum (MOM = 0,08). Enfin, le facteur *value* (HML) se caractérise par une faible corrélation négative avec le facteur momentum (MOM = -0,20). À la vue des résultats, on remarque qu’aucun des facteurs n’est fortement corrélé à un autre. Selon Evbayiro-Osagie et Osamwonyi (2017) : « Cela implique que l’extension du modèle CAPM de Fama et French était pertinente et que l’extension du facteur momentum de Carhart au modèle à trois facteurs était également importante. Cela signifie qu’il y a une absence de multicolinéarité puisque les quatre variables explicatives ne sont pas fortement corrélées » (p. 46). On suppose généralement l’absence de multicolinéarité tant qu’aucun coefficient de corrélation entre facteurs ne dépasse 0,7 (Fazal, Shafiq, 2019).

Tableau 5. Résultats de la régression des rendements mensuels du portefeuille sur le modèle quatre facteurs (mars 2001 – décembre 2016)

On obtient pour l’équation suivante : $R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta_0 (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_1 SMB_t + \beta_2 HML_t + \beta_3 MOM_t + \varepsilon_{i,t}$				
*, **, *** indiquent la significativité pour les niveaux de confiance 10%, 5% et 1%. Les P valeurs sont données entre parenthèses.				
α	β_0	β_1	β_2	β_3
-0.74851** (0.00361)	0.22225*** (0.00000)	-0.01677 (0.88976)	-0.36331** (0.00103)	0.18527** (0.00421)

Le coefficient du facteur de marché est positif et statistiquement significatif (1%), ce qui signifie qu’une augmentation du facteur de marché entraînerait avec lui une augmentation significative du rendement excédentaire du portefeuille. Le coefficient du facteur momentum est également positif et significatif (5%). On peut l’interpréter ici aussi comme une relation positive entre le facteur MOM et le rendement excédentaire du portefeuille. À l’inverse, le facteur *value* (HMB) est significatif (5%) mais négatif, ce qui signifie qu’il y a une relation négative entre le facteur et le rendement excédentaire du portefeuille. En outre, on constate un coefficient non significatif pour le facteur *size* (SMB), le portefeuille ne capture donc pas une partie de risque associée à la taille. A noter que le R^2 observé est faible puisqu’il n’explique que 12% des rendements du portefeuille. Enfin, l’alpha Carhart généré est significatif (5%) et négatif. De plus, il est également important de préciser que l’alpha obtenu ici est un alpha qui n’est pas ajusté par rapport aux coûts de transaction. En effet, la stratégie nécessite des *rebalancings* fréquents qui impactent donc négativement la performance.

Intéressons-nous maintenant aux résultats obtenus en régressant les rendements moyens mensuels du benchmark sur un modèle à quatre facteurs également. Il sera notamment intéressant de comparer les alphas du portefeuille et du benchmark. Pour rappel, le choix de ce benchmark se justifie par la nature active de la stratégie mise en place dans ce mémoire. Le Tableau 6 propose un récapitulatif des principaux résultats.

Tableau 6. *Résultats de la régression du benchmark sur le modèle quatre facteurs (mars 2001 – décembre 2016)*

On obtient pour l'équation suivante : $R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta_0 (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_1 SMB_t + \beta_2 HML_t + \beta_3 MOM_t + \varepsilon_{i,t}$				
*, **, *** indiquent la significativité pour les niveaux de confiance 10%, 5% et 1%. Les P valeurs sont données entre parenthèses.				
α	β_0	β_1	β_2	β_3
0.18750 (0.34576)	0.57536*** (0.00000)	-0.00363 (0.969357)	-0.25856*** (0.00272)	-0,183477*** (0.00031)

D'abord, comme pour le portefeuille de la stratégie, le coefficient du facteur de marché est positif et significatif (1%). Le facteur *size* n'est quant à lui toujours pas significatif. Le coefficient observé pour le facteur *value* est négatif. Il y a donc une relation négative entre le facteur et le benchmark. C'est également ce qu'on observe pour le facteur momentum. Le R^2 observé est plus élevé et est de 0,65. On observe finalement pour le benchmark, un alpha Carhart non significatif. En d'autres termes, on ne peut pas considérer alpha comme significativement différent de zéro. À partir de là, on peut affirmer que la performance de la stratégie sous-performe son benchmark.

4. CHANGEMENT DE LA PERIODE D'OBSERVATION

Il est également intéressant de générer des résultats en modifiant l'intervalle de déconnexion fixé, afin de pouvoir comparer avec les résultats obtenus précédemment. Dans cette optique, la même stratégie a été appliquée mais en considérant cette fois un intervalle de déconnexion de cinq périodes (au lieu de trois). En d'autres termes, il faudra observer une période de déconnexion d'au moins cinq périodes consécutives pour un fond par rapport à son cluster de référence pour qu'une position soit adoptée la période suivante. Une période de minimum cinq mois préalable à l'ouverture d'une position implique que, dans ce cas, le portefeuille ne

soit constitué qu'à partir de la sixième période. Le portefeuille est dès lors constitué à partir de mai 2001 jusqu'à décembre 2012. L'annexe 8 fournit un aperçu détaillé des rendements mensuels calculés pour le portefeuille lors de chaque période. Le Tableau 7 propose un résumé des résultats obtenus à la suite de la régression.

Tableau 7. Résultats de la régression sur le modèle quatre facteurs pour un intervalle de déconnexion de cinq périodes (mai 2001 – décembre 2016)

On obtient pour l'équation suivante : $R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta_0 (R_{m,t} - R_{f,t}) + \beta_1 SMB_t + \beta_2 HML_t + \beta_3 MOM_t + \varepsilon_{i,t}$ *, **, *** indiquent la significativité pour les niveaux de confiance 10%, 5% et 1%. Les P valeurs sont données entre parenthèses.				
α	β_0	β_1	β_2	β_3
-0.79889** (0.00197)	0.20416*** (0.00019)	-0.00670 (0.95610)	-0.31075** (0.00548)	0.18621** (0.00387)

On observe des résultats similaires à ceux observés dans le cas d'un portefeuille constitué sur base d'un intervalle de déconnexions de trois périodes. En effet, on constate des coefficients positifs et significatifs (1% et 5%) pour le facteur de marché et le facteur momentum. Le coefficient du facteur HML est lui aussi significatif (5%) et négatif. Le facteur *size* ne passe pas non plus les tests de significativité avec un intervalle de déconnexion prolongé. Enfin, on observe un alpha négatif de -0,799 et significatif à 5%. On constate donc que l'augmentation de la période d'observation préalable à la prise de position n'a pas un impact positif sur les performances de la stratégie. En effet, pour une part importante des fonds, les périodes de déviation sont assez longues. Il n'y a donc que très peu de différence en termes de performances en augmentant l'intervalle minimum de seulement deux périodes.

CONCLUSION

Le but de ce mémoire était de déterminer dans quelle mesure une stratégie d'investissement long/short sur des fonds mutuels européens est profitable. Plus spécifiquement, de découvrir dans quelle mesure des fonds suivent des styles et s'en déconnectent. L'objectif étant de déterminer s'il est possible de profiter de ces déconnexions pour investir. Après avoir effectué l'analyse empirique, nous pouvons conclure que cette stratégie n'est pas profitable.

Afin d'arriver à cette conclusion, nous avons premièrement établi le cadre théorique sur le fonctionnement et l'efficacité du marché, ainsi que les stratégies couramment documentées dans le domaine de l'investissement financier, leurs avantages et leurs inconvénients. Cette étape a permis d'avoir une connaissance globale des stratégies d'investissement. Une fois le cadre théorique établi, nous nous sommes intéressés à la stratégie mentionnée dans le paragraphe ci-dessus. Cette stratégie présente la particularité de reposer sur une déconnexion des fonds, de leur cluster de référence.

Pour analyser les fonds mutuels européens (sur une période de décembre 2000 à décembre 2016) et leur performance, nous avons déterminé pour chaque fond un cluster de référence. Ensuite, nous avons déterminé les périodes pendant lesquelles un fond se déconnecte de son cluster de référence, pendant plusieurs périodes (trois mois). Finalement, nous avons déterminé les positions long et short et enfin construit le portefeuille de la stratégie.

Suite à cette méthodologie et l'analyse des performances, nous avons constaté de prime abord davantage de rendements mensuels négatifs que positifs, d'ailleurs le rendement moyen est négatif (-0,48%). Cependant, pour pouvoir avoir un aperçu plus précis, nous avons régressé les rendements mensuels du portefeuille à l'aide d'un modèle quatre facteurs. L'objectif principal étant d'observer l'alpha généré (-0,75). L'alpha négatif obtenu nous donne une première indication sur la performance de la stratégie, au regard du modèle quatre facteurs. Dans le but d'objectiver davantage ce résultat, nous avons comparé celui-ci à l'alpha généré par le modèle quatre facteurs pour un benchmark pertinent. Nous avons choisi d'utiliser comme benchmark les rendements mensuels moyens de tous les fonds mutuels de la base de données, au cours de la même période. Ce choix se justifie par la nature active de la stratégie mise en place dans ce mémoire. L'alpha obtenu suite à la régression du benchmark

n'est pas significatif. Ce qui signifie que, d'un point de vue statistique, l'alpha n'est pas différent de zéro. Cette comparaison confirme les performances négatives de la stratégie.

On en conclut que la stratégie long/short basée sur la déconnexion de fonds mutuels de leur cluster, avec la construction d'un portefeuille rééquilibré chaque mois, n'est pas profitable sur la période étudiée.

Toutefois, nous distinguons plusieurs pistes qui mériteraient d'être davantage investiguées afin de corroborer nos résultats. Premièrement, une piste intéressante à creuser serait de comparer nos résultats avec ceux générés en appliquant, cette fois, l'approche adaptative proposée par Bereau et al. (2019). Deuxièmement, il serait intéressant de mesurer les performances en procédant à un rebalancing moins fréquent (trimestriel, par exemple). Enfin, on pourrait également tenter d'identifier l'intervalle de déconnexion qui maximise la performance de la stratégie.

SOURCES

- Andrade, S. C., di Pietro, V. et Seasholes, M. S. (2005), Understanding the Profitability of Pairs Trading.
URL:<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.466.1045&rep=rep1&type=pdf>
- Anton, M. et Polk, C. (2014), Connected Stocks, *The Journal of Finance* 69(3), 1099-1127.
- Ariel, R. A. (1987), A monthly effect in stock returns, *Journal of Financial Economics* 18(1), 161-174.
- Armitage, S. (1995), Event Study Methods and Evidence On Their Performance, *Journal of Economic Surveys* 9(1), 25-52.
- Asquith, P. et Mullins, D. (1986), Signalling with Dividends, Stock Repurchases, and Equity Issues, *Financial Management* 15(3), 27-44.
- Bacmann, J. F. et Dubois, M. (1998), Contrarian Strategy and Cross-Autocorrelations in Stock Returns : evidence from France, *Paper SSRN*.
- Ball, R. et Brown, P. (1968), An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers, *Journal of Accounting Research* 6(2), 159-178.
- Banz, R. (1981), The relationship between return and market value of common stocks, *Journal of Financial Economics* 9(1), 3-18.
- Bauman, W. S., Conover, C. M. et Miller, R. E. (1998), Growth versus value and large-cap versus small-cap stocks in international markets, *Financial Analysts Journal* 54(2), 75-89.
- Bereau, S., Gnabo, J. Y. et Vanhomwegen, H. (2019), Making a difference: European mutual funds distinctiveness and peers' performance, *CORE Discussion Papers 2019/15*.
- Bildik, R. et Gulay, G. (2002), The Winners and Losers Effect: Evidence from the Istanbul Stock Exchange, *Paper SSRN*.
- Bodie, Z., Kane, A. et Marcus, A. J. (2005), *Investments*. Boston, Mass: McGraw-Hill Irwin.
- Bodie, Z., Kane, A. et Marcus, A. (2014), *Investments (10^e Edition)*. New-York : McGraw-Hill Education.
- Brooks, C. (2014), *Introductory Econometrics for Finance (3rd Edition)*. Cambridge : University Press.

- Caldeira, J. F., et Moura, G. V. (2013), Selection of a portfolio of pairs based on cointegration: A statistical arbitrage strategy, *Paper SSRN*.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W. et MacKinlay, A. C (1997), *The Econometrics of Financial Markets*, New Jersey : Princeton University Press.
- Capaul, C., Rowley, I. et Sharpe, W. F. (1993), International Value and Growth Stock Returns, *Financial Analyst Journal* 49(1), 27-36.
- Chan, K., et Kot, H. W. (2002), Price Reversal and Momentum Strategies.
URL: <http://hdl.handle.net/1783.1/364>
- Charest, G. (1978), Dividend information, stock returns and market efficiency-II, *Journal of Financial Economics* 6(2-3), 297-330.
- Chen, H., Chen, S., Chen, Z., et Li, F. (2017), Empirical Investigation of an Equity Pairs Trading Strategy, *Management Science* 65(1), 1-22.
- Chen, J. (2019a), Contrarian, *Investopedia*.
URL:<https://www.investopedia.com/terms/c/contrarian.asp#:~:text=Contrarian%20investing%20is%20an%20investment%20strategy%20that%20involves%20bucking%20against,attention%20or%20prevailing%20market%20dynamics.>
- Chen, J. (2019b), Pairs Trade, *Investopedia*.
URL: <https://www.investopedia.com/terms/p/pairtrade.asp>
- Chen, J. (2019c), What is CAN SLIM?, *Investopedia*.
URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/canslim.asp>
- Chowdhury, S. S. H (2017), Time-series and Cross-sectional Momentum in the Saudi Arabia Stock Market Returns, *Paper SSRN*.
- Chui, A., Titman S. et Wei, C. (2000), Momentum, Legal Systems and Ownership Structure: An Analysis of Asian Stock Markets, *Paper SSRN*.
- Clacher, I., Hillier, D. J. et Lhaopapadchan, S. (2009), Corporate insider trading : A literature review, *Spanish Journal of Finance and Accounting* 38(143), 373-397.
- Conrad, J. et Kaul, G. (1988), Time-Variation in Expected Returns, *The Journal of Business* 61(4), 409-425.
- Daniel, K., Hirshleifer, D. et Subrahmanyam, A. (1998), Investor Psychology and Security Market Under- and Overreaction, *The Journal of Finance* 53(6), 1839-1885.
- De Bondt, W. F. M. et Thaler, R. (1985), Does the Stock Market Overreact, *The Journal of Finance* 40(3), 793-805.
- Dhir, R. (2019), Momentum Definition, *Investopedia*.
URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/momentum.asp>

- Do, B.H. et Faff, R.W. (2010), Does Pairs Trading Still Work ?, *Financial Analysts Journal* 66(4), 83-95.
- Do, B.H. et Faff, R.W. (2011), Are Pairs Trading Profits Robust to Trading Costs ?, *Paper SSRN*.
- Dolley, J. (1933), Characteristics and Procedure of Common Stock Split-Ups, *Harvard Business Review* 11, 316-326.
- Doyle, K. (2018), Warren Buffett Proves ‘Bad News Is an Investor’s Best Friend’, *Yahoo Finance*.
URL : <https://finance.yahoo.com/news/warren-buffett-proved-bad-news-174952004.html>
- Drakopoulou, V. (2015), A Review of Fundamental and Technical Stock Analysis Techniques. *Journal of Stock and Forex Trading* 5(1), 1-8.
- Elton, E. J., Gruber, M. J. et Blake, R. B. (1996), The Persistence of Risk-Adjusted Mutual Fund Performance, *The Journal of Business* 69(2), 133-157.
- Engelberg, J., Gao, P. et Jagannathan, R. (2008), An Anatomy of Pairs Trading: the role of idiosyncratic news, common information and liquidity.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/94d9/ba22ec33d8d5f1d0bced4af73bcac240a22b.pdf>
- Engelen, P. et Van Liederkerke, L. (2007), The Ethics of Insider Trading Revisited, *Journal of Business Ethics* 74(4), 497-507.
- Evbayiro-Osagiel, E. I. et Osamwonyi, I. O. (2017), A Comparative Analysis of Four-Factor Model and Three-Factor Model in the Nigerian Stock Market, *International Journal of Financial Research* 8(4), 38-52.
- Fama, E. F. (1965a), Random Walks in Stock- Market Prices.
URL:<https://www.chicagobooth.edu/~media/34F68FFD9CC04EF1A76901F6C61C0A76.PDF>
- Fama, E. F. (1965b), The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business* 38(1), 34-105.
- Fama, E. F., Fisher, L., Jensen, M. C., et Roll, R. (1969), The Adjustment of Stock Prices to New Information, *International Economic Review* 10(1), 1-21.
- Fama, E. F. (1970), Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, *The Journal of Finance* 25(2), 383-417.
- Fama, E. F. (1991), Efficient Capital Markets : II, *The Journal of Finance* 46(5), 1575-1610.
- Fama, E. F. et French, K. R. (1992), The Cross-Section of Expected Stock Returns, *The Journal of Finance* 47(2), 427-465.
- Fama, E. F. et French, K. R. (1996), Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies, *The Journal of Finance* 51(1), 55-84.

- Fama, E. F. et French, K. R. (1998), Value versus Growth : The International Evidence, *The Journal of Finance* 53(6), 1975-1999.
- Fazal, E. et Shafiq, M. (2019), A Study for Validity of Multifactor Asset Pricing Models for Pakistan Stock Exchange, *European Online Journal of Natural and Social Sciences* 8(4)
- Ferreira, M. A., Miguel, A. F., Keswani, A. et Ramos, S. B. (2011), The Determinants of Mutual Fund Performance: A Cross-Country Study, *Swiss Finance Institute Research Paper* 31.
- Fidelity, (s.d.), Technical Indicator Guide.
URL: <https://www.fidelity.com/learning-center/trading-investing/technical-analysis/technical-indicator-guide/overview>
- Finnerty, J. E. (1976), Insiders and Market Efficiency, *The Journal of Finance* 31(4), 1141-1148.
- French, K. R. (1980), Stocks returns and weekend effect, *Journal of Financial Economics* 8(1), 55-69.
- French, K. R. (s.d), Description of Fama/French 3 Factors for Developed Markets.
URL: https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f_f_3developed.html
- Fricke, D. et Savoie, C. (2017), Common Asset Holdings and Stock Return Comovement.
URL: https://www.inet.ox.ac.uk/files/Common_Asset_Holdings_and_Stock_Return_Comovement.pdf
- Gatev, E., Goetzmann, W. et Rouwenhorst, K. (2006), Pairs Trading : Performance of a Relative Value Arbitrage Rule, *Review in Financial Studies* 19(3), 797-827.
- Gibbons, M. R., Hess, P. (1981), Day of the Week Effects and Asset Returns, *Journal of Business* 54, 579-596.
- Glück, M., Hübel, B. et Scholz, H. (2020), Currency conversion of Fama/French factors : how and why, *Paper SSRN*.
- Haugen, R. A. et Jorion, P. (1996), The January effect: Still there after all these years, *Financial Analysts Journal* 52(1), 27–31.
- Hayes, A. (2019a), Value Investing, Investopedia.
URL : <https://www.investopedia.com/terms/v/valueinvesting.asp>
- Hayes, (2019b), Introduction to Technical Analysis Price Patterns, *Investopedia*.
URL: <https://www.investopedia.com/articles/technical/112601.asp>
- Jacobs, B. I. et Levy, K. N. (1993), Long/short Equity Investing.
URL: https://jlem.com/documents/FG/jlem/articles/580182_LongShortEquityInvesting.pdf

- Jakpar, S., Tinggi, M., Tak, A. H. et Chong W. Y. (2018), Fundamental Analysis VS Technical analysis: The Comparison of Two Analysis in Malaysia Stock Market, *UNIMAS Review of Accounting and Finance* 1(1), 38-61.
- Jegadeesh, N. et Titman, S. (1993), Return to Buying Winners and Selling Losers : Implications for Stock Market Efficiency, *The Journal of Finance* 48(1), 65-91.
- Jegadeesh, N. et Titman, S. (2001), Profitability of Momentum Strategies: An Evaluation of Alternative Explanations, *The Journal of Finance* 56(2), 699-720.
- Jensen, M. C. (1968), The Performance of Mutual Funds In The Period 1945-1964, *The Journal of Finance* 23(2), 389-416.
- Jondeau, (s.d.), *Finance Empirique : la prévisibilité des rendements*. [Diapositives].
URL: http://www.hec.unil.ch/ejondeau/lecturenotes/Finemp/FESlide_EMH4.pdf
- Keim, D. (1983), Size-related anomalies and stock return seasonality: Further empirical evidence, *Journal of Financial Economics* 12(1), 13-32.
- Kendall, M. G. et Bradford, H. (1953), The Analysis of Economic Time Series, Part I : Prices, *Journal of the Royal Statistical Society (Series A, General)* 116 (1), 11-34.
- Kothari, S. P. et Warner, J. (2006), Econometrics of Event Studies, *Working Paper*.
URL : <https://www.bu.edu/econ/files/2011/01/KothariWarner2.pdf>
- Krauss, C. (2015), Statistical Arbitrage Pairs Trading Strategies: *Review and Outlook, Discussion Papers No.09/2015*.
URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/116783/1/833997289.pdf>
- Kunal, T. (2010), Projet d'économétrie : le modèle de rentabilité à trois facteurs de Fama et French (1993).
URL : https://taylankunal.files.wordpress.com/2012/06/projet-fama-2010_partie1.pdf
- Lakonishok, J. et Smidt, S. (1988), Are Seasonal Anomalies Real ? A Ninety-Year Perspective, *The Review of Financial Studies* 1(4), 403-425.
- Lakonishok, J., Shleifer, A. et Vishny, R. W. (1994), Contrarian Investment, Extrapolation and Risk, *The Journal of Finance* 49(5), 1541-1578.
- Langone, R., Mall, R. et Suykens, J. A. K. (2014), Clustering data over time using kernel spectral clustering with memory, *Conference paper*.
URL : https://www.researchgate.net/publication/301410186_Clustering_data_over_time_using_kernel_spectral_clustering_with_memory
- Lo, A. et MacKinlay, A. (1988), Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test, *The Review for Financial Studies* 1(1), 41-66.

- Levis, M. et Liodakis, M. (1999), The Profitability of Style Rotation Strategies in the United Kingdom: Depends on temporal volatility of underlying return spread between styles, *The Journal of Portfolio Management*.
URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/0f12/a0c7be0c8f1e7b7bc45999c2954380c49a6f.pdf>
- Lutey, M., Crum, M. et Raymone, D. (2014), OPBM II: An Interpretation of the CAN SLIM Investment Strategy, *Journal of Accounting and Finance* 14(5), 114-123.
- MacConnel, J. J. et Xu, W. (2008), Equity Returns at the Turn of the Month, *Financial Analysts Journal* 64(2), 49-64.
- Manne, H. G. (1966), *Insider Trading and the stock market*, New York : The Free press.
URL : <https://scholarship.law.duke.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=2096&context=dlj>
- McLachlan, K. (2013), The Difference Between Value Investing & Being a Contrarian.
URL: <http://smallcaps.co.za/blog/the-difference-between-value-investing-a-being-a-contrarian/>
- Merrill, (s.d.), Growth vs. Value : two approaches to stock investing.
URL: <https://www.merrilledge.com/article/growth-vs-value-investing-two-approaches-to-stocks>
- Mignon, V. (2006), L'efficience informationnelle des marchés financiers, *Regards croisés sur l'économie* 3(1), 27-47.
- Mignon, V. (2008), Les ambiguïtés de la théorie de l'efficience informationnelle des marchés financiers, *Regards croisés sur l'économie* 3(1), 104-117.
- Nasir, M., Khan, K. et Rossi, M.(2017), The Calendar Anomalies on Performance and Volatility of Stock Market, *Global Business and Economics Review* 19(1), 54-69.
- Poterba, J. M. et Summers, L. H. (1988), Mean reversion in stock prices: Evidence and Implications, *Journal of Financial Economics* 22(1), 27-59.
- Petruno, T. (2018), Momentum Investing : It Works, But Why?, *UCLA Anderson Review*.
URL: <https://www.anderson.ucla.edu/faculty-and-research/anderson-review/momentum>
- Reinganum, M. R. (1983), The anomalous stock market behaviour of small firms in January : Empirical tests for tax-loss selling effects, *Journal of Financial Economics* 12(1) , 89-104.
- Rozeff, M. S. et Kinney, W. (1976), Market seasonality : The case of stock returns, *Journal of Financial Economics* 3(4), 379-402.
- Samuelson, P. (1965), Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly, *Industrial Management Review* 6(4), 41-49.
- Schum, M. (2017), How To Calculate Currency Adjusted Returns, Investment Frontier.
URL : <https://www.investmentfrontier.com/2017/06/19/calculate-currency-adjusted-returns/>

Schwert, G. W. (2002), Anomalies and Market Efficiency, *Simon School of Business Working Paper No. FR 02-13*, 1-54.

Segal, T. (2019), Growth Investing, *Investopedia*.

URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/growthinvesting.asp#growth-investing-vs-value-investing>

Segal, T. (2020), Fundamental Analysis, *Investopedia*.

URL: <https://www.investopedia.com/terms/f/fundamentalanalysis.asp>

Van Dijk, M. A. (2011), Is size dead? A review of the size effect in equity returns, *Journal of Banking & Finance* 35(12), 3263-3274.

Vidyamurthy, G. (2004), Pairs Trading: Quantitative Methods and Analysis, Hoboken, N. J : J. Wiley.

Walter, C. (2013), Les origines du modèle de marche au hasard en finance, *FMSH* 33.

ANNEXES

Annexe 1. Benchmark et styles (décembre 2016)

Styles	Benchmarks	# of funds	€billions
Europe Small-Cap Equity	MSCI Europe Small Cap NR EUR	82	17.47
Asia-Pacific incl Japan Equity	MSCI AC Asia Pacific NR USD	60	9.14
Sector Equity Consumer Goods & Services	Cat 50%MSCI Wld/CD NR&50%MSCI Wld/CS NR	46	14.15
Global Emerging Markets Equity	MSCI EM NR USD	228	114.55
Europe Large-Cap Value Equity	MSCI Europe Value NR EUR	89	26.34
Global Large-Cap Blend Equity	MSCI World NR USD	631	188.32
US Large-Cap Blend Equity	Russell 1000 TR USD	146	58.65
Europe Large-Cap Blend Equity	MSCI Europe NR EUR	519	160.65
Asia ex Japan Equity	MSCI AC Asia Ex Japan NR USD	84	29.79
US Large-Cap Growth Equity	Russell 1000 Growth TR USD	58	36.15
Eurozone Large-Cap Equity	MSCI EMU NR EUR	364	86.62
Global Large-Cap Growth Equity	MSCI World Growth NR USD	107	49.56
Global Large-Cap Value Equity	MSCI World Value NR USD	98	45.80
Europe Large-Cap Growth Equity	MSCI Europe Growth NR EUR	65	33.24
Japan Large-Cap Equity	Topix TR JPY	100	38.96
Sector Equity Technology	MSCI World/Information Tech NR USD	48	12.60
Sector Equity Healthcare	MSCI World/Health Care NR USD	57	19.05
France Large-Cap Equity	Euronext Paris CAC 40 NR EUR	100	23.83
Asia-Pacific ex-Japan Equity	MSCI AC Asia Pac Ex JPN NR USD	59	27.88
Emerging Europe Equity	MSCI EM Europe NR EUR	42	5.37
Italy Equity	MSCI Italy NR EUR	45	9.07
Spain Equity	MSCI Spain NR EUR	69	6.95
		Total 3097	1,014.13

Note : Annexe reprenant les 22 styles identifiés par Morningstar Direct ainsi que les benchmarks associés. Les données relatives aux deux dernières colonnes correspondent aux données observées en décembre Q4.

Source : Bereau et al., 2019

Annexe 2. *EEMFs Domiciles*

Domicile	# of funds	% of total funds
Luxembourg	2074	42%
France	849	17%
Ireland	424	9%
Germany	312	6%
Spain	293	6%
Italy	256	5%
Belgium	144	3%
Austria	127	3%
Nederlands	126	3%
Finland	105	2%
United Kingdom	76	2%
Switzerland	42	1%
Portugal	28	1%
Slovenia	15	0%
Sweden	14	0%
Liechtenstein	11	0%
Norway	10	0%
Denmark	10	0%
Greece	10	0%
Guernsey	8	0%
Monaco	6	0%
Andorra	5	0%
Malta	4	0%
Jersey	3	0%
Isle of man	1	0%
Gibraltar	1	0%
Estonia	1	0%
Poland	1	0%
Hungary	1	0%

Source Bureau et al., 2019

Annexe 3. Rendements mensuels du portefeuille au cours des 190 mois consécutifs
(mars 2001 à décembre 2016)

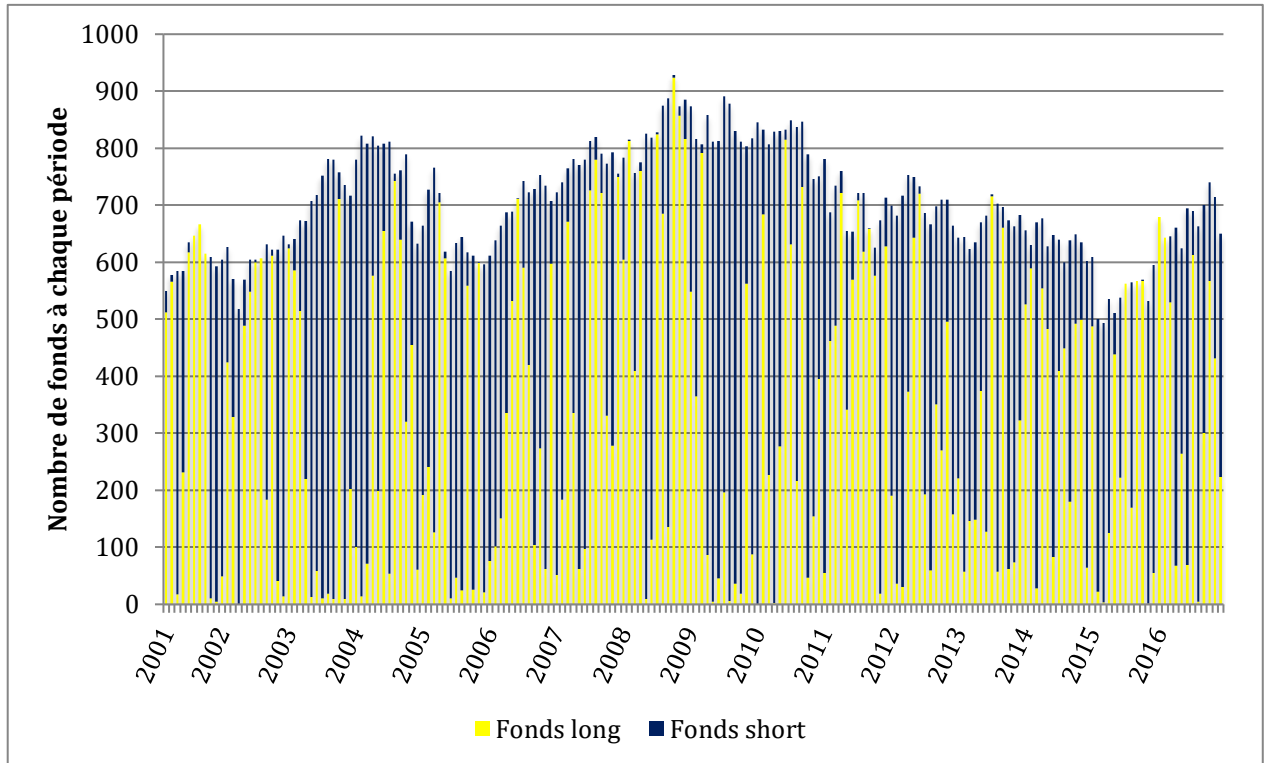
Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)
1	-5,24	39	0,39	77	-2,71	115	2,44	153	-0,77
2	6,95	40	1,04	78	-1,02	116	-1,73	154	-0,70
3	-0,62	41	2,77	79	1,22	117	-0,01	155	-1,47
4	-1,17	42	-0,61	80	-0,32	118	-0,83	156	2,91
5	-4,15	43	1,16	81	1,79	119	0,30	157	0,03
6	-6,62	44	-0,43	82	-0,32	120	0,93	158	-0,45
7	-12,24	45	1,08	83	-6,76	121	0,18	159	0,86
8	5,09	46	-1,49	84	0,23	122	0,72	160	-0,97
9	-6,20	47	-0,50	85	0,37	123	0,57	161	-1,88
10	-2,14	48	-2,06	86	6,11	124	-1,71	162	0,14
11	2,12	49	0,56	87	-2,29	125	-0,90	163	-0,58
12	-0,97	50	-2,72	88	6,94	126	-5,80	164	-0,62
13	1,57	51	6,95	89	-2,40	127	-4,62	165	1,41
14	5,13	52	-3,71	90	1,57	128	6,82	166	-0,02
15	-3,34	53	-3,63	91	6,90	129	1,66	167	4,21
16	-8,51	54	0,39	92	-14,67	130	1,89	168	-5,63
17	-8,95	55	4,02	93	-5,39	131	-3,11	169	-2,64
18	-1,20	56	3,66	94	-2,84	132	-3,17	170	0,93
19	5,68	57	4,89	95	1,49	133	-0,85	171	1,69
20	6,76	58	-3,37	96	2,18	134	-0,08	172	1,19
21	-5,91	59	-3,47	97	2,13	135	-3,46	173	1,97
22	8,97	60	-1,88	98	-11,10	136	1,98	174	2,27
23	-5,42	61	-0,71	99	-3,71	137	-2,79	175	-3,66
24	-3,77	62	-0,56	100	0,08	138	0,12	176	8,28
25	-1,58	63	-2,36	101	-4,61	139	0,86	177	-3,03
26	-1,23	64	0,46	102	-3,44	140	-0,22	178	3,38
27	-0,78	65	0,62	103	-2,08	141	0,64	179	-6,48
28	-4,91	66	0,68	104	1,97	142	-0,59	180	-1,22
29	-3,34	67	-1,37	105	0,44	143	0,05	181	1,04
30	-4,58	68	-0,70	106	-5,68	144	-1,59	182	-0,83
31	3,88	69	-0,16	107	2,06	145	-2,45	183	0,34
32	5,69	70	2,63	108	0,97	146	-0,23	184	2,63
33	-0,76	71	-1,94	109	-5,09	147	0,50	185	2,47
34	-1,25	72	0,89	110	-1,23	148	0,93	186	-0,83
35	-2,84	73	1,96	111	2,24	149	2,63	187	-0,07
36	-1,54	74	-2,21	112	-1,59	150	0,50	188	-0,06
37	1,06	75	-2,83	113	0,94	151	2,96	189	0,61
38	0,61	76	0,09	114	1,63	152	-2,99	190	-1,64

Annexe 4. Rendements annualisés du portefeuille (2001 – 2016)

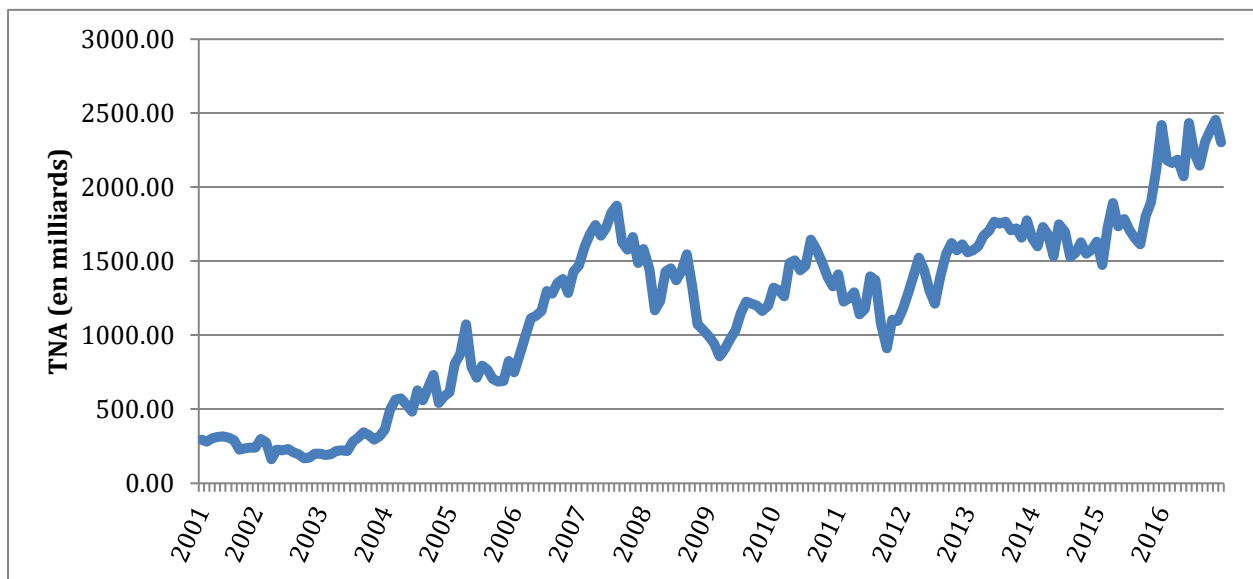
<u>Année</u>	<u>Rendements annualisés</u>
2001	-24,58%
2002	-0,64%
2003	-17,16%
2004	1,05%
2005	3,79%
2006	-6,73%
2007	-5,43%
2008	-13,56%
2009	-20,94%
2010	-0,46%
2011	-0,53%
2012	-10,32%
2013	-1,34%
2014	-0,75%
2015	8,44%
2016	-4,28%

Note : les rendements annualisés sont obtenus en annualisant les rendements mensuels du portefeuille et correspondent aux Annual Percentage Yield (APY) pour chaque année.

Annexe 5. Evolution du nombre de fonds composant le portefeuille
(mars 2001 – décembre 2016)



Annexe 6. Evolution du TNA du portefeuille en milliards d'euros (mars 2001 – décembre 2016)



Note : le TNA mensuelle du portefeuille est calculé comme la somme des TNA des fonds en positions long et des TNA des fonds en position short à chaque période.

Annexe 7. Rendements annualisés du benchmark (2001 – 2016)

<u>Année</u>	<u>Rendements annualisés</u>
2001	-11,73%
2002	-30,16%
2003	16,81%
2004	8,89%
2005	26,86%
2006	13,45%
2007	2,40%
2008	-42,38%
2009	32,37%
2010	13,56%
2011	-11,69%
2012	14,97%
2013	17,37%
2014	9,14%
2015	9,25%
2016	4,78%

Note : les rendements annualisés sont obtenus en annualisant les rendements mensuels moyens des fonds mutuels et correspondent aux Annual Percentage Yield (APY) pour chaque année.

*Annexe 8. Rendements mensuels du portefeuille au cours des 188 mois consécutifs
(mai 2001 - décembre 2016)*

Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)	Mois	Rendement (%)
1	-0,71	48	-2,60	95	2,22	142	-1,52
2	-1,16	49	7,12	96	-11,01	143	-2,43
3	-4,00	50	-3,80	97	-3,66	144	-0,31
4	-6,57	51	-3,70	98	0,05	145	0,67
5	-12,13	52	0,25	99	-4,95	146	0,85
6	5,22	53	4,00	100	-3,34	147	2,44
7	-6,45	54	3,67	101	-2,18	148	0,24
8	-2,15	55	4,92	102	1,97	149	3,00
9	2,13	56	-3,41	103	0,44	150	-3,01
10	-0,82	57	-3,35	104	-5,68	151	-0,79
11	1,01	58	-1,73	105	1,98	152	-0,77
12	4,91	59	-0,66	106	1,02	153	-1,42
13	-3,32	60	-0,54	107	-5,25	154	3,05
14	-8,08	61	-1,77	108	-1,35	155	0,03
15	-9,07	62	0,51	109	2,45	156	-0,68
16	-1,21	63	0,62	110	-2,04	157	0,91
17	4,97	64	0,65	111	0,80	158	-0,97
18	6,52	65	-1,33	112	1,43	159	-1,84
19	-5,45	66	-0,74	113	2,28	160	0,05
20	8,64	67	-0,16	114	-1,77	161	-0,55
21	-4,96	68	2,62	115	-0,19	162	-0,62
22	-3,75	69	-2,05	116	-0,86	163	1,28
23	-1,61	70	0,88	117	0,55	164	-0,02
24	-1,66	71	1,92	118	1,03	165	3,97
25	-0,95	72	-2,13	119	0,31	166	-5,50
26	-5,15	73	-2,75	120	0,76	167	-2,65
27	-3,34	74	0,04	121	0,58	168	0,81
28	-4,38	75	-2,61	122	-2,07	169	1,55
29	3,97	76	-1,08	123	-1,19	170	1,02
30	5,72	77	1,20	124	-5,90	171	2,08
31	-0,73	78	-0,27	125	-4,55	172	2,51
32	-1,25	79	2,02	126	6,72	173	-3,72
33	-2,86	80	-0,38	127	1,60	174	8,25
34	-1,67	81	-7,24	128	1,99	175	-3,13
35	1,60	82	0,45	129	-3,29	176	3,25
36	0,56	83	0,62	130	-3,43	177	-6,38
37	0,39	84	6,02	131	-0,75	178	-1,12
38	0,98	85	-2,20	132	-0,01	179	1,01

39	2,73	86	6,98	133	-3,39	180	-0,83
40	-0,61	87	-2,52	134	1,99	181	0,18
41	1,33	88	1,59	135	-2,81	182	2,78
42	-0,42	89	6,78	136	-0,27	183	2,31
43	1,06	90	-14,87	137	0,31	184	-0,80
44	-1,51	91	-5,23	138	-0,24	185	-0,12
45	-0,62	92	-2,70	139	0,61	186	-0,02
46	-2,29	93	1,49	140	-0,57	187	0,76
47	0,56	94	2,66	141	-0,03	188	-1,67