

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

**L'impact du sentiment des investisseurs sur la
performance des fonds mutuels quantitatifs et des
fonds assistés par intelligence artificielle**

Mémoire

Mina Ouanes

Sous la direction de :

Manel Kammoun, PhD

Juin 2025

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à l'impact du sentiment des investisseurs sur les fonds qui s'appuient davantage sur les modèles informatiques que sur le jugement humain dans leurs stratégies d'investissement, dont les fonds gérés par intelligence artificielle (IA). L'étude analyse séparément l'impact du sentiment sur la performance et sur les flux nets des deux types de fonds entre janvier 2003 et décembre 2023.

L'analyse empirique de la relation entre le coefficient de sentiment et la performance des fonds révèle globalement une relation négative entre le bêta de sentiment et la performance. Les fonds à exposition négative au sentiment affichent des rendements supérieurs à ceux des fonds à forts bêtas de sentiment négatifs ainsi qu'à ceux des fonds à exposition positive au sentiment. De plus, les fonds quantitatifs à bêta de sentiment négatif performant mieux que les fonds à fort bêta de sentiment négatif et ceux à bêta de sentiment positif.

L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds suggère que l'exposition des fonds IA au sentiment améliore leurs performances. Par contre, l'exposition des fonds quantitatifs au sentiment a un effet négatif sur leurs performances. La probabilité d'obtenir des alphas positifs statistiquement significatifs diminue avec la prise en compte du sentiment, alors que la probabilité d'obtenir des alphas négatifs statistiquement significatifs augmente en incluant le sentiment dans le modèle.

L'analyse de l'effet du sentiment des investisseurs sur les flux nets de chaque catégorie de fonds montre qu'une hausse du sentiment des investisseurs entraîne une augmentation des flux nets vers les fonds le mois suivant. En revanche, lorsque le sentiment est négatif, son impact est négatif sur les flux nets des fonds IA et positif, non significatif sur les flux des fonds quantitatifs. Les résultats révèlent également une relation négative et significative entre VIX et les flux ultérieurs des fonds d'action étudiés ainsi qu'une relation négative entre les rendements et les flux ultérieurs mensuels des fonds quantitatifs.

Table des matières

Résumé	i
Table des matières	ii
Liste des tableaux	iv
Liste des abréviations	v
Remerciements	vi
1. Introduction	1
2. Cadre théorique	6
2.1 Les fonds mutuels.....	6
2.1.1 Définitions et fonctionnement des fonds mutuels	6
2.1.2 Évolutions de l'industrie des fonds mutuels	8
2.2 Les fonds quantitatifs	9
2.3 Les fonds mutuels gérés par l'IA	10
2.4 La mesure du sentiment des investisseurs	12
3. Revue de la littérature	15
3.1 La finance comportementale	15
3.2 La performance des fonds mutuels conventionnels	18
3.3 La performance des fonds quantitatifs	22
3.4 La performance des fonds mutuels gérés par IA.....	24
3.5 L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds mutuels	26
3.6 Relation entre les flux des fonds mutuels et le sentiment des investisseurs	31
4. Question de recherche et Hypothèses	33
5. Cadre méthodologique	36
5.1. Évaluation de l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds	36
5.1.1 Modèle d'exposition aux sentiments.....	37
5.1.2 Bêta de sentiment et rendements des fonds	38
5.1.3 Bêta de sentiment et performances des fonds.....	38
5.1.4 Sentiment des investisseurs et performance des fonds	39
5.2 Sentiment des investisseurs et flux de fonds	40
6. Données et statistiques descriptives	40
6.1 Données	40

6.2 Statistiques descriptives	42
7. Résultats empiriques	47
7.1 Évaluation de l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds	47
7.1.1 Bêta de sentiment et rendements des fonds	47
7.1.2 Bêta de sentiment et performances des fonds.....	52
7.1.3 Sentiment des investisseurs et performance des fonds	54
7.2 Sentiment des investisseurs et flux de fonds	60
8. Conclusions et limites de l'étude	63
9. Bibliographie.....	65

Liste des tableaux

Tableau 1 : Statistiques descriptives des caractéristiques des fonds étudiés	44
Tableau 2 : Statistiques descriptives des variables BW, VIX, ΔEPU et ΔADS	45
Tableau 3 : Matrice de corrélation	46
Tableau 4 : Bêta de sentiment et rendements des fonds.....	48
Tableau 5 : Régression du modèle à six facteur de Fama et French (2018) des rendements équipondérés	50
Tableau 6 : Régression du modèle à six facteur de Fama et French (2018) des rendements pondérés par la valeur	51
Tableau 7 : Impact du bêta de sentiment des investisseurs sur la performance des fonds	53
Tableau 8 : Coefficients de régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) des rendements équipondérés	55
Tableau 9: Régression du modèle à six facteurs et du modèle ajusté au sentiment de Fama et French (2018).....	58
Tableau 10 : Probabilité de surperformance et de sous-performance des fonds quantitatifs	59
Tableau 11: Impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds	62

Liste des abréviations

ADS : Indice de Aruoba et al. (2009) de la « Federal Reserve Bank of Philadelphie »

BW : Indice de sentiment des investisseurs de Baker et Wurgler (2006)

CMA : Qualité de l'investissement

EPU : Mesure de l'incertitude de la politique économique

HML : Prime de risque de valeur

IA : Intelligence Artificielle

MEDAF : Modèle d'Équilibre des Actifs Financiers

MOM: Facteur de « Momentum » du modèle de Carhart (1997)

PLS : Indice de sentiment de Huang et al. (2015)

RmRf : Prime de risque du marché

RMW : Rentabilité de l'investissement

SMB : Prime de risque de taille

TNA : Total net des actifs

VIX : Indice de volatilité du marché

WML : Facteur de « Momentum » du modèle de de Fama et French (2018)

Remerciements

Tout d’abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à ma directrice de recherche, madame Manel Kammoun pour sa disponibilité, son soutien et ses encouragements constants tout au long de ce travail. Ses conseils avisés et son expertise ont été essentiels à la réalisation de ce mémoire de recherche.

Mes sincères remerciements s’adressent également aux membres du jury pour le temps consacré à l’évaluation de mon travail et pour leurs remarques constructives. Je souhaite aussi exprimer ma reconnaissance envers les enseignants du département des sciences administratives ainsi que le personnel administratif de l’Université du Québec en Outaouais pour leur soutien académique.

Enfin, je tiens à remercier chaleureusement ma famille pour leur patience et leur soutien inconditionnel. Leur présence et leur encouragement ont été d’une aide précieuse tout au long de mon parcours académique.

1. Introduction

Les fonds mutuels, aussi connus sous le nom de « fonds commun de placement », sont des véhicules d'investissement qui attirent de plus en plus l'attention des investisseurs. L'actif net de ce type d'investissement est en constante progression. Entre 2013 et 2023, il enregistre un bond de 89% pour s'établir à \$ 68,9 trillions¹ à fin 2023. Avec le développement de la tarification multifactorielle et l'augmentation de la puissance de calcul des logiciels d'analyse qui facilitent les stratégies fondées sur des règles, de nombreux gestionnaires de fonds mutuels adoptent des stratégies plus quantitatives dans leurs investissements (Ahmed et Nanda, 2005; Dyer et al., 2024). Ces stratégies sont exécutées sous supervision humaine, mais nécessitent moins d'interaction comparée aux fonds basés principalement sur le jugement humain (Dyer et al., 2024). Aussi, avec le progrès technologique et l'apparition d'algorithmes d'intelligence artificielle « IA » et d'apprentissage automatique, certains fonds mutuels s'appuient dans leurs gestions exclusivement sur des systèmes intelligents d'apprentissage, de raisonnement et de décision (Chen et Ren, 2022).

Des études récentes révèlent la performance des fonds quantitatifs et des fonds assistés par l'IA. L'un des avantages attribués aux fonds quantitatifs est qu'ils sont dénués d'émotion. Le recours à des modèles informatiques peut supprimer les biais comportementaux des gestionnaires (Ahmed et Nanda, 2005; Beggs et al., 2023; Dyer et al., 2024). Elles affirment aussi que les fonds dotés du plus haut niveau d'automatisation surpassent les fonds qui s'appuient davantage sur l'implication humaine (Chen et Ren, 2022; Das et Ali, 2020). Les fonds basés sur l'IA utilisent des techniques exclusives pour effectuer des prévisions en temps réel et améliorent considérablement la flexibilité et la rapidité des fonds traditionnels. Ces fonds ont une capacité supérieure de sélection de titres et de réduction des biais comportementaux.

Cependant, la performance des fonds IA ne fait pas l'unanimité. Certaines études (Buczynski et al., 2021; Zhang et al., 2023) indiquent ne pas avoir de preuve concluante qui montre que les stratégies d'investissement basées sur des algorithmes d'IA peuvent

¹ Source : « Investment Company Institute ». Voir le lien : www.ici.org

réellement battre le marché. Ces fonds ne présentent pas de performances supérieures comparées aux performances des fonds gérés par des humains. Abis (2020) explique que les fonds quantitatifs qui reposent sur des modèles informatiques ont une plus grande capacité d'apprentissage, mais moins de flexibilité pour s'adapter à l'évolution du marché.

L'approche classique de la finance, qui repose sur la rationalité individuelle et l'efficacité des marchés (Fama, 1970), est remise en cause dans les années 1980 par de nombreuses études économétriques (De Bondt et Thaler, 1985; Shefrin et Statman, 1985; Shiller, 1981). Ces études contribuent à l'apparition d'une nouvelle discipline, la finance comportementale. Cette discipline, qui réfute la rationalité substantielle, est développée sur la base des études cognitives de la théorie des perspectives de Tversky et Kahneman (1974). L'approche comportementale amène une dimension plus réaliste à la finance, en proposant des alternatives aux hypothèses irréalistes de l'approche traditionnelle (Shefrin, 2009). La finance comportementale a pour objectif de comprendre l'évolution des marchés financiers sur la base du comportement des individus et de la société (DeBondt et al., 2010). Les deux éléments constitutifs de la finance comportementale sont la psychologie cognitive (la façon dont les gens pensent) et les limites de l'arbitrage (lorsque les marchés sont inefficaces) (Ritter, 2003).

Les théories de la finance comportementale montrent que le comportement irrationnel des investisseurs affecte la hausse et la baisse des cours boursiers (Ritter, 2003). C'est ainsi que Baker et Wurgler (2006) tentent de quantifier le sentiment des investisseurs et créent l'indice du sentiment. Il est défini plus spécifiquement comme l'optimisme (sentiment élevé) ou le pessimisme (sentiment faible) à l'égard des actions (Baker et Wurgler, 2007). Le sentiment des investisseurs n'est pas directement observable, il n'existe pas de mesure unique qui permette de le quantifier. La littérature existante suggère deux catégories d'indicateurs : les mesures directes des anticipations des investisseurs issues des sondages d'opinion (Boudabbous et al., 2021; Da et al., 2011; Khan et al., 2020) et les mesures indirectes (Baker et Wurgler, 2006; Baker et al., 2012).

Les flux entre les fonds communs de placement font partie des indicateurs de sentiment des investisseurs explorés par de nombreuses études (Ben-Rephael et al., 2012; Chiu et Kini, 2014; Zweig, 1973). Les flux nets entre les fonds mutuels peuvent refléter le

sentiment des investisseurs, car souvent les investisseurs dans ces fonds sont des particuliers mal informés. Les investisseurs qui se considèrent comme informés investissent probablement directement sur le marché (Ben-Rephael et al., 2012). Étant donné que les investisseurs individuels détiennent environ 88 %², du total des actifs des fonds communs de placement aux États-Unis, ces investisseurs sont plus susceptibles d'être des négociateurs de sentiment (Da et al., 2015).

La littérature établit l'existence de relations entre le sentiment des investisseurs et le rendement des marchés boursiers. Certaines études (Baker et Wurgler, 2006; Ben-Rephael et al., 2012; Gupta et al., 2014; Jansen et Nahuys, 2003; Lee et al., 2002) documentent une corrélation positive entre le sentiment des investisseurs et les rendements des marchés boursiers. Ainsi que l'existence d'un effet contagieux des sentiments des investisseurs sur les rendements et les volatilités des actions, confirmant la relation entre le sentiment et le cours des actions (Li, 2021). Mais d'autres études (Akhtar et al., 2011; Baker et al., 2012; Brown et Cliff, 2005; Siganos et al., 2014) constatent une relation inverse entre le sentiment des investisseurs et le rendement des actions, ce qui implique que les sentiments élevés des investisseurs sont liés à de faibles rendements futurs des actions et vice versa.

La finance comportementale met en évidence les biais décisionnels des investisseurs dans leur utilisation des actions ordinaires individuelles (Bailey et al., 2011). Ces biais comportementaux ont également un impact sur la façon dont un investisseur particulier utilise les fonds communs de placement. En effet, ces investissements semblent être liés à des biais comportementaux, plutôt qu'à une déduction rationnelle des compétences de gestion à partir des performances passées (Bailey et al., 2011).

Les fluctuations du sentiment des investisseurs sur le marché boursier reflètent l'appréciation du risque par les investisseurs. Une baisse du sentiment incite les investisseurs à délaisser les actifs les plus risqués en faveur d'actifs plus sûrs, car ils deviennent plus réticents au risque (Islam, 2021). De ce fait, les flux entre les fonds mutuels sont considérés comme indicateur de sentiment et sont étudiés pour expliquer la performance des fonds. Les flux importants obligent les fonds mutuels à effectuer des

² Voir page 45 de 2024 « Investment Company Fact Book ». Voici le lien : <https://www.ici.org/system/files/2024-05/2024-factbook.pdf>.

transactions massives. Les investisseurs doivent liquider leurs positions en réponse à des sorties de fonds importantes ou élargir leurs positions existantes en réponse à des entrées de fonds importantes, ce qui entraîne une pression sur les prix des titres détenus par de nombreux fonds (Coval et Stafford, 2007). Par conséquent, le comportement des gestionnaires de fonds en réponse aux variations du sentiment des investisseurs peut impacter la performance de ces fonds.

Lorsque le sentiment des investisseurs est en hausse, les flux vers les fonds mutuels entraînent une surévaluation des actifs de ces derniers en raison de la pression sur les prix induite par ces flux. Les fonds mutuels ayant une faible exposition au sentiment du marché affichent des performances supérieures à celles des fonds ayant une forte exposition au sentiment du marché (Islam, 2021; Massa et Yadav, 2015). Les fonds avec des flux plus importants simulés par l'attention des investisseurs ne permettent pas de prédire de meilleures performances pour ces fonds (Chen et al., 2021; Cheraghali et al., 2022).

Ces études explorent la relation entre les fonds mutuels conventionnels et le sentiment des investisseurs. Mais, si l'IA optimise les résultats espérés et est censée être plus rationnelle (D'Acunto et al., 2019). Et que la gestion quantitative minimise les biais comportementaux des gestionnaires (Ahmed et Nanda, 2005; Beggs et al., 2023; Dyer et al., 2024). Comment le sentiment des investisseurs affecte-t-il les fonds quantitatifs et ceux gérés par l'IA ? L'éventuel impact du sentiment sur ces fonds demeure une question empirique entièrement ouverte. Nous ne recensons aucune étude qui s'intéresse à cette problématique. À cet effet, en nous basant sur la littérature existante, nous tentons de répondre aux questions suivantes : quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds quantitatifs et celle des fonds gérés par l'IA ? et quel est son impact sur les flux de fonds de chaque catégorie de fonds ?

L'objectif principal de ce mémoire est d'analyser la relation entre le sentiment des investisseurs et les fonds mutuels quantitatifs ainsi que les fonds gérés par l'IA. La littérature (Bu, 2019; Chen et al., 2021; Cheraghali et al., 2022; Frazzini et Lamont, 2008; Islam, 2021; Massa et Yadav, 2015) souligne bien l'importance de la mesure du sentiment des investisseurs dans la prédiction des performances futures des fonds mutuels. En effet, elle révèle que lorsque le sentiment des investisseurs est élevé, les actions à faible sentiment

sont sous-évaluées et leurs rendements ultérieurs sont plus élevés. Les actions à faible sentiment surperforment considérablement les actions à sentiment élevé. Cette étude explore en premier lieu l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance de ces fonds. Nous supposons qu'en raison de l'intervention limitée ou de l'absence d'intervention humaine, les stratégies de négociation des gestionnaires basées sur le sentiment ne sont pas appliquées par ce type de fonds. Néanmoins, le comportement des investisseurs peut aussi bien impacter la performance de ces fonds. Ces résultats contribuent à la littérature existante sur l'évaluation de la performance des fonds quantitatifs et de ceux gérés par l'IA et qui analyse les implications de l'absence de biais comportementaux des gestionnaires de fonds.

La littérature (Ben-Rephael et al., 2012; Chiu et Kini, 2014; Zweig, 1973) indique aussi que les flux de fonds entre les fonds communs de placement peuvent faire partie des indicateurs de sentiment. Les investisseurs en fonds communs de placement réagissent au sentiment des investisseurs individuels lorsqu'ils transfèrent de l'argent vers et hors des fonds mutuels (Indro, 2004). Les investisseurs ont tendance à déplacer leurs investissements vers les fonds d'obligations lorsque le sentiment négatif se développe sur le marché boursier, ce qui reflète le phénomène de fuite vers la sécurité (Da et al., 2015).

En deuxième lieu, ce mémoire explore l'impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds, aussi bien des fonds quantitatifs que des fonds gérés par l'IA. Les flux entre différents types de fonds communs de placement sont considérés comme indicateurs du sentiment des investisseurs. Nous analysons ces flux pour déterminer si leurs mouvements ont un lien avec le comportement des investisseurs sur les marchés boursiers. Ces résultats contribuent à la littérature existante qui s'intéresse aux flux des fonds communs de placement et qui les considère comme indicateur du sentiment des investisseurs. En supposant que les investisseurs transfèrent de l'argent vers et hors de ces fonds en réponse à un sentiment haussier ou baissier, le sentiment des investisseurs peut être mesuré en examinant les flux des fonds quantitatifs et des fonds IA.

Le reste de ce mémoire est organisé comme suit : la deuxième section de cette étude présente le cadre théorique de l'industrie des fonds mutuels et le sentiment des investisseurs. La troisième section effectue une revue de la littérature relative aux éléments

clés de l'étude. La quatrième section comprend une description détaillée des hypothèses de recherche. La cinquième section présente le traitement des données utilisées dans la recherche. La sixième section présente le cadre méthodologique et l'étude empirique. La septième section présente les résultats obtenus et la huitième la conclusion.

2. Cadre théorique

2.1 Les fonds mutuels

2.1.1 Définitions et fonctionnement des fonds mutuels

Un fonds mutuel, aussi connu sous le nom de fonds commun de placement, est un fonds d'investissement constitué des sommes mises en commun par des investisseurs et gérées pour leur compte par un gestionnaire (Beaulieu et al., 2015). L'investisseur est propriétaire, proportionnellement au montant investi, de tous les actifs financiers inclus dans le fonds de placement. Les sommes sont placées dans des titres choisis en fonction des critères et des objectifs du fonds (aversion au risque, croissance à long terme, revenu à court terme, préservation du capital ou une combinaison de ces critères). Les fonds communs de placement se différencient selon le type d'investissement (fonds à capital fixe, fonds à capital variable, fonds mixtes, fonds spécialisés, fonds à caractère social, etc.). Ils sont très diversifiés pour répondre aux différents besoins des investisseurs.

Elton et al. (2009) classent les fonds mutuels en trois principales catégories. La première concerne les fonds mutuels ouverts, qui est la forme la plus répandue des fonds mutuels. Ces fonds se transigent à travers des courtiers et non en bourse à un prix unique qui correspond à leur valeur liquidative (valeur nette des actifs) du jour de la transaction. La deuxième catégorie est les produits structurés, aussi appelés fonds d'investissement à capital fixe. Cette forme utilise des fonds réunis par le biais d'une offre publique afin d'investir dans un portefeuille de titres. La dernière catégorie concerne les fonds négociés en bourses qui suivent généralement le rendement d'un indice boursier.

La gestion d'un fonds mutuel est assurée par des spécialistes du marché des valeurs mobilières, qui ont la responsabilité de superviser le portefeuille du fonds. Ces derniers procèdent à l'achat et à la vente des titres en respectant les contraintes imposées par la

gestion du fonds (types de placements auxquels a droit le fonds) et par la Commission des valeurs mobilières.

Deux méthodes de gestion des placements existent, la gestion active et la gestion passive. Bogle (2017) considère la gestion active de portefeuille comme une approche qui vise à battre le marché en utilisant des stratégies de négociation actives et des prévisions de marché pour faire des choix d'investissement. La gestion active nécessite l'intervention d'une équipe de professionnels en placements qui cherchent en permanence à maximiser le rendement du placement. Les gestionnaires de portefeuille actifs sont constamment à la recherche d'opportunités d'investissement afin de maximiser les rendements pour leurs clients (Alexander et Baptista, 2008).

Derigs et Nickel (2003) définissent la gestion passive comme une approche d'investissement qui consiste à suivre la performance d'un indice de marché sans tenter de le battre par une sélection active de titres. Ce style de gestion consiste généralement à acheter et à détenir des fonds négociés en bourse ou d'autres produits financiers qui cherchent à reproduire les rendements d'un indice de référence (Cox, 2017). La gestion de portefeuille passive nécessite moins de prise de décisions et de négociation que la gestion active.

Proportionnellement au nombre de parts détenues, les détenteurs de parts de fonds perçoivent des rendements qui proviennent soit des revenus (dividendes ou intérêts payés sur les titres du fonds) ou des gains ou pertes en capital (découlant de la vente des titres détenus par le fonds). Dans le cas des fonds mutuels ouverts, l'investisseur peut vendre et acheter les parts d'un fonds à la fin de chaque journée au prix de sa valeur liquidative (Lamontagne, 2001).

Les fonds communs de placement procurent de nombreux avantages aux investisseurs. Ils permettent aux particuliers de bénéficier de la gestion professionnelle des spécialistes de l'investissement ainsi qu'une grande diversification. Un fonds commun de placement peut contenir un nombre de titres beaucoup plus élevé que ce que la plupart des investisseurs indépendants peuvent se permettre, ce qui contribue à répartir le risque et à réduire les effets de la volatilité du marché sur les rendements. Ce véhicule d'investissement jouit aussi d'une grande liquidité, son détenteur est en mesure d'encaisser

la valeur de ses parts à tout moment et accéder à son argent (Beaulieu et al., 2015; Lamontagne, 2001)

Les fonds communs de placement comportent des coûts administratifs. Même si certains fonds ne comportent aucuns frais d'acquisition, d'autres entraînent des frais élevés qui varient selon le montant investi qui ne conviennent pas aux placements à court terme (moins d'un an). Le participant paie aussi des frais de gestion du portefeuille, et lorsque le volume est grand, ces frais deviennent plus lourds et les coûts s'accumulent. Plusieurs études s'intéressent à la rentabilité nette, après déduction des frais de négociation et des dépenses, des fonds mutuels et documentent la performance négative de ces fonds (Barras et al., 2010; Carhart, 1997; Fama et French, 2010).

2.1.2 Évolutions de l'industrie des fonds mutuels

La création du premier fonds commun de placement remonte aux années 1770 (crise financière européenne). En 1774, un marchand néerlandais du nom de « Adriaan Abraham Van Ketwich » pense à mettre en commun l'argent provenant de plusieurs investisseurs afin de former une fiducie de placement. Ce n'est qu'en 1824 que le premier fonds commun de placement apparaît aux États-Unis. Le premier fonds à taux variable, considéré comme le premier fonds commun de placement moderne, apparaît aussi aux États-Unis en 1924 (Elton et al., 2009).

Hull (2012) montre que depuis la Seconde Guerre mondiale, le nombre de fonds communs de placement ne cesse de croître. Ils deviennent indispensables et fortement attractifs pour le public dans les années 1980 grâce à leurs performances incroyables (Das et Ali, 2020). Fink (2011) revient sur le succès de l'industrie des fonds mutuels à travers l'histoire et montre sa prospérité malgré les prédictions contraires.

La demande pour ce type de véhicule d'investissement reste en progression en raison notamment de la facilité d'accès et de l'opportunité de diversification offertes aux petits investisseurs. En 2023, le total net d'actif des fonds ouverts réglementés s'élève à \$ 68,9 trillions, dont 54% de l'actif mondial en Amériques et 31% en Europe. Les États-Unis totalisent \$ 33,6 trillions, soit près de 49% de l'actif mondial. Le Canada 3% avec \$ 1,8 trillion. En termes d'évolution, l'actif net des fonds mutuels aux États-Unis passe de \$ 2,8

trillions en 1995 à \$ 11,1 trillions en 2009³ pour atteindre \$ 25.5 trillions en 2023. La majorité des actifs nets des fonds mutuels américains en 2023 sont des fonds communs de placement à long terme. Les fonds d'action représentent 52 % de l'actif net, les fonds du marché monétaire 23% et les fonds obligataires 19%⁴.

2.2 Les fonds quantitatifs

L'investissement quantitatif est un processus de prise de décisions d'investissement qui s'appuie sur des modèles informatiques et des critères systématiques (Beggs et al., 2023). Avec les avancées technologiques qui améliorent l'accès aux données économiques, les approches quantitatives fondées sur des règles permettent des prises de décision plus objectives et évolutives. Ces dernières décennies, de nombreux fonds mutuels adoptent des stratégies d'investissement davantage axées sur l'approche quantitative (Dyer et al., 2024).

Contrairement aux gestionnaires traditionnels qui effectuent des analyses fondamentales et dont la décision d'investissement est basée sur le jugement humain, les investisseurs quantitatifs utilisent une approche fondée sur le développement et le test rétrospectif de règles fixes ou « backtesting » des modèles (Abis, 2020). Cette approche permet l'évaluation des performances de modèles construits à partir de la modélisation empirique des données historiques. Des stratégies de négociation sont ensuite élaborées sur la base des résultats de ces tests. Ces stratégies sont exécutées sous supervision humaine, mais nécessitent peu ou pas d'interaction humaine quotidienne (Dyer et al., 2024). Selon une étude de « CFA Institute »⁵ de 2019, sur 230 gestionnaires de portefeuille interrogés, 50% utilisent des tests rétrospectifs de leurs stratégies et 19% utilisent des tests rétrospectifs d'algorithmes.

Ahmed et Nanda (2005) indiquent que l'un des avantages d'une approche entièrement quantitative est la réduction des coûts de gestion. Ces coûts semblent marginaux et présentent des avantages compensatoires (Dyer et al., 2024). Les gestionnaires quantitatifs peuvent exploiter les anomalies temporaires du marché pour améliorer leurs résultats. Un autre avantage souvent cité des approches quantitatives est leur processus de prise de

³ Voir page 9 de 2010 « Investment Company Fact Book ». Voici le lien : https://www.ici.org/doc-server/pdf/%3A2010_factbook.pdf

⁴ Voir page 43 de 2024 « Investment Company Fact Book ». Voici le lien : <https://www.ici.org/system/files/2024-05/2024-factbook.pdf>.

⁵ Voir le document « AI Pioneers in Investment Management » de 2019. Voici le lien : <https://www.cfainstitute.org/-/media/documents/survey/AI-Pioneers-in-Investment-Management.pdf>

décision d'investissement qui minimise l'impact des émotions humaines et évite les erreurs de jugement. Le recours à des modèles informatiques peut supprimer les biais comportementaux des gestionnaires (Ahmed et Nanda, 2005; Beggs et al., 2023; Dyer et al., 2024).

Cependant, les fonds quantitatifs ont aussi des détracteurs. Harvey et al. (2017) parlent d'« aversion aux algorithmes » en indiquant que les fonds quantitatifs sont considérés comme des fonds homogènes, complexes, qui manquent de transparence et dépendent des données passées. En effet, les processus quantitatifs sont basés sur des données ou des relations historiques qui aboutissent à l'élaboration de processus de négociations aux règles fixes, mais ces relations peuvent changer (Ahmed et Nanda, 2005). Les stratégies des fonds quantitatifs semblent manquer de flexibilité et s'adaptent moins rapidement aux changements économiques et aux normes comptables comparées aux fonds traditionnels (Abis, 2020; Dyer et al., 2024).

2.3 Les fonds mutuels gérés par l'IA

Le terme intelligence artificielle « IA » est défini par l'un des pionniers du domaine, « John McCarthy », comme la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes (McCarthy et al., 2006). L'IA est utilisée comme un concept qui englobe différentes technologies. L'apprentissage automatique est un des sous-domaines les plus populaires de l'IA. Ce dernier se concentre sur le développement de modèles capables d'apprendre à partir de données antérieures qui leur permettent de faire des prédictions ou de prendre des décisions sans programmation explicite. L'apprentissage profond est un sous-ensemble spécialisé de l'apprentissage automatique. Le traitement du langage naturel est aussi associé à l'IA, il permet aux ordinateurs de traiter, de générer et de manipuler le langage humain. L'IA générative, un aspect plus récent et encore en développement de cette technologie, fait référence à l'utilisation de l'IA dans le but de créer de nouveaux contenus, comme du texte, mais aussi des images, de la musique, des sons et des vidéos.

Selon Bartram et al. (2020), les systèmes d'IA sont largement utilisés dans le secteur des services financiers, notamment dans la gestion de portefeuille. Les techniques d'IA permettent de faciliter l'analyse fondamentale grâce à l'analyse de données quantitatives ou textuelles et à la génération de nouvelles stratégies d'investissement. Les techniques

d'IA peuvent produire de meilleures estimations du rendement des actifs et résoudre des problèmes d'optimisation de portefeuille avec des contraintes complexes. Ainsi, des portefeuilles avec de meilleures performances hors échantillon par rapport aux approches traditionnelles peuvent être construits.

Selon une étude de « CFA Institute »⁶ de 2019, trois types d'application de l'IA et du « big data » en gestion de placements sont identifiés. Le premier est basé sur l'utilisation du traitement du langage naturel, la vision par ordinateur et la reconnaissance vocale. Ces méthodes sont utilisées pour traiter efficacement les données texte, image et audio. Le second est basé sur l'utilisation de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage profond. Ces techniques améliorent l'efficacité des algorithmes utilisés dans les processus d'investissement. Le troisième type utilise les techniques du « big data »⁷ qui sont utilisées pour exploiter les informations sur les investissements.

L'utilisation de l'IA dans la gestion des fonds communs de placement revient à l'investisseur « Jim Simons » qui est le précurseur de la négociation algorithmique. Cette méthode utilise des modèles mathématiques pour analyser les données du marché et prédire les prix des actions. Il crée un système de négociation automatisé qui repose sur une approche mathématique et algorithmique sans interface humaine. En 1982, il fonde une société de gestion de fonds appelée « Renaissance Technologies », qui dispose d'un fonds de placement appelé « Medaillon » piloté par des algorithmes. Entre 1988 et 2018, le fonds « Medaillon », avec 10 milliards de dollars d'actif sous gestion, génère un rendement annuel moyen après déduction des frais de près de 40% (Lipton, 2021).

« L'AI Powered Equity ETF » est le premier fonds à utiliser pleinement l'IA dans la structure de son portefeuille. La taille de ses actifs s'élève aujourd'hui à \$ 105 millions. L'algorithme analyse plus d'un million de points de données chaque jour, à travers l'actualité, les réseaux sociaux, les rapports industriels et d'analystes, les états financiers de plus de 6 000 entreprises américaines, des statistiques macroéconomiques, de l'analyse des

⁶ Voir le document « AI Pioneers in Investment Management » de 2019. Voici le lien : <https://www.cfainstitute.org/-/media/documents/survey/AI-Pioneers-in-Investment-Management.pdf>

⁷ Les data scientists définissent le « big data » avec quatre V (volume, variété, véracité et vélocité). Voir le lien : www.ibmbigdatahub.com/infographic/four-vs-big-data

niveaux de prix ou des signaux techniques⁸. À septembre 2023, le rendement total annuel du fonds est de 4,2 %, tandis que le rendement de l'indice S&P 500 est de 21,6 %⁹.

Les résultats d'une étude menée par « Mercer Investments »¹⁰ en 2024 auprès de gestionnaires d'actifs sur l'intégration de l'IA dans la gestion des investissements, montre que plus de la moitié des gestionnaires (54 %) déclarent utiliser actuellement l'IA dans le cadre de stratégies d'investissement ou pour la recherche de classes d'actifs. Parmi ces utilisateurs, 25 % déclarent utiliser l'IA pour soutenir la prise de décision en matière d'investissement et 18 % pour la construction et le rééquilibrage de portefeuille.

En dépit de l'amélioration des systèmes de l'IA ces dernières décennies grâce aux progrès technologiques, leur utilisation comporte des inconvénients. Les modèles d'IA sont souvent complexes et opaques, ce qui les rend difficiles à surveiller et à examiner par les utilisateurs. D'après Brown (2021), une limite majeure de l'IA concerne la « boîte noire », effet qui fait référence à l'incapacité d'expliquer le fonctionnement d'un système ou d'identifier ses processus.

2.4 La mesure du sentiment des investisseurs

Le sentiment des investisseurs est communément défini comme l'ensemble des anticipations des investisseurs non justifiées par les fondamentaux économiques (Baker et Wurgler, 2007; Chang et al., 2012; Lee et al., 1991; Lemmon et Portniaguina, 2006). Ils affirment qu'il existe deux canaux potentiels pour l'influence du sentiment des investisseurs sur les cours des actions : les limites de l'arbitrage et la difficulté de l'évaluation des entreprises.

Le sentiment de l'investisseur n'est pas directement observable, il n'existe pas de mesure unique qui permet de le quantifier. La littérature existante (Brown et Cliff, 2004; Prasad et al., 2023) suggère deux catégories d'indicateurs : les indicateurs directs et les indicateurs indirects.

⁸ Voir le site de « Amplify ETFs ». Voici le lien : <https://amplifyetfs.com/aieq/>

⁹ Voir page 4 du rapport annuel de septembre 2023 de « AI Powered Equity ETF ». Voici le lien : https://amplifyetfs.com/wp-content/uploads/files/AIEQ_Annual_Report.pdf

¹⁰ Voir le document « AI integration in investment management » de 2024. Voici le lien : https://www.mercer.com/assets/ca/fr_ca/shared-assets/global/attachments/pdf-2024-Mercer-AI-integration-in-investment-management-2024-global-manager-survey-report-03212024.pdf

Les mesures directes des anticipations des investisseurs sont issues de sondages d'opinion. Il s'agit essentiellement des enquêtes auprès des investisseurs et des enquêtes de conjoncture. De nombreuses enquêtes existent, principalement aux États-Unis. Brown et Cliff (2004) utilisent dans leur étude deux enquêtes qui mesurent directement le sentiment des acteurs du marché : les enquêtes de « l'Association Américaine des Investisseurs « Individuels » et celles de « Investors Intelligence ».

L'indice de confiance des ménages est aussi une mesure très utilisée (Zouaoui et al., 2011). L'indice se base sur une enquête directe auprès du public concernant leur perception des conditions économiques et financières. Selon Lemmon et Portniaguina (2006), l'augmentation de la participation (directe ou indirecte) des ménages dans les marchés financiers fait de l'indice de confiance un baromètre possible du sentiment de l'investisseur particulier.

La méthode indirecte suppose que certaines variables économiques et financières véhiculent des anticipations non justifiées par une approche fondamentale. Les données spécifiques au marché, à l'entreprise, à l'investisseur ainsi qu'à l'activité de négociation de produits dérivés peuvent être utilisées pour construire les indices de sentiment indirect.

La décote des fonds fermés, étudiée par Zweig (1973), est probablement la plus ancienne mesure disponible. Cette mesure représente la différence entre le cours de bourse d'un fond et la valeur des actifs nets de ce fonds. Si le cours de bourse est supérieur à la valeur des actifs nets, cela suggère que les investisseurs sont optimistes par rapport au fond, et inversement si le cours de bourse du fonds y est inférieur.

D'autres études considèrent les flux entre les fonds communs de placement comme indicateurs du sentiment des investisseurs. Ben-Rephael et al. (2012) suggèrent que les flux entre les fonds obligataires et les fonds d'action reflètent le sentiment des investisseurs. Chiu et Kini (2014) soutiennent que les flux de fonds d'action agrégés sont un indicateur du sentiment des négociateurs de bruit.

Baker et Wurgler (2006) sont considérés comme les pionniers des recherches sur l'indice de sentiment des investisseurs. Prasad et al. (2023) identifient l'indice composite du sentiment des investisseurs de Baker et Wurgler (2006) et l'indice de sentiment

« FEARS » développé par Da et al. (2015) comme étant les indicateurs les plus utilisés dans les études de recherche.

Baker et Wurgler (2006) élaborent une mesure indirecte du sentiment basée sur six variables de marché : la décote des fonds à capital fixe, la rotation des actions à la Bourse de New York, la prime de dividende, le nombre d'introductions en bourse, les rendements moyens du premier jour des introductions en bourse et la part des fonds propres dans les nouvelles émissions. Ils utilisent la composante avec le pouvoir explicatif le plus élevé de l'analyse en composantes principales pour construire le sentiment des investisseurs. Baker et al. (2012) utilisent le même procédé pour développer un indice mondial et des indices locaux pour six pays (Canada, France, Allemagne, Japon, Royaume-Uni et États-Unis).

Boudabbous et al. (2021), Da et al. (2011) et Khan et al. (2020) utilisent les données de recherche des moteurs de recherche internet pour construire l'indice de sentiment des investisseurs. Da et al. (2011) sont parmi les premiers à utiliser l'indice de volume de recherche de Google (SVI) comme une nouvelle mesure directe de l'attention des investisseurs. Da et al. (2015), utilisent un indice basé sur la recherche Google « FEARS ». L'étude utilise les données de recherche des termes financiers et économiques du dictionnaire sur Google pour construire l'indicateur. Koo et al. (2019) suivent la même méthodologie en utilisant les données de recherche internet de la plateforme en ligne sud-coréenne « NAVER » pour construire l'indice « NAVER SVI ».

Avec l'émergence de la technologie du « big data », la construction de proxys de sentiment basés sur l'analyse de données textuelles provenant de plateformes d'informations financières est devenue un moyen populaire de mesurer le sentiment des investisseurs en temps réel. Gillam et al. (2015) étudient la quantification des informations contenues dans les données textuelles à travers le nombre d'actualités et constatent qu'elles peuvent améliorer les rendements boursiers.

Garcia (2013) utilise la proportion de mots positifs et négatifs dans les nouvelles financières du « New York Times » pour mesurer le sentiment des investisseurs. Sun et al. (2021) utilisent l'analyse de texte ainsi qu'un dictionnaire de sentiments basé sur des données collectées à partir de publications en ligne pour la construction de l'indice de

sentiments. He et al. (2022) utilise l'analyse de texte sur les journaux financiers pour construire un indicateur.

Les données textuelles des médias sociaux et des forums financiers en ligne sont aussi utilisées pour construire des indices. Chen et al. (2014), Bonato et al. (2021) et Shen et al. (2018) utilisent les données de Twitter pour analyser le sentiment des investisseurs. Kharde et Sonawane (2016) découvrent que les points de vue dans les tweets sont très structurés et hétérogènes en analysant les données de Twitter. Siganos et al. (2017) utilisent les données provenant de mises à jour de statut sur Facebook comme mesure du sentiment des investisseurs. Ren et al. (2019) construisent un indice de sentiment quotidien basé sur le nombre de commentaires positifs et négatifs de « Eastmoney »¹¹.

3. Revue de la littérature

3.1 La finance comportementale

Comme le résume Shefrin (2009), la finance connaît un changement de paradigme et l'approche comportementale amène une dimension plus réaliste à la finance, en proposant des alternatives aux hypothèses irréalistes de l'approche traditionnelle. La finance comportementale soutient que certains phénomènes financiers peuvent être compris de manière plausible à l'aide de modèles dans lesquels certains agents ne sont pas entièrement rationnels. Ce domaine repose sur les limites de l'arbitrage et sur la psychologie en s'appuyant sur les études cognitives de la théorie des perspectives de Tversky et Kahneman (1974).

La finance comportementale apparaît au cours des années 1980, où de nombreuses études économétriques remettent en cause l'efficacité des marchés et le modèle de portefeuille optimal. De Bondt et Thaler (1985) sont les premiers à fournir une explication comportementale crédible en se focalisant sur les effets des annonces sur la surréaction du marché boursier. Shefrin et Statman (1985) définissent l'effet de disposition comme la tendance des investisseurs à vendre rapidement les titres gagnants et à détenir trop longtemps les titres perdants. L'étude empirique de (Shiller, 1981) qui démontre que la

¹¹ « East Money Information » est un fournisseur chinois de sites web d'informations financières et boursières.

volatilité d'un marché boursier ne peut pas être expliquée par des considérations rationnelles est considérée comme le point de départ de la finance comportementale.

Certaines études en finance comportementale affirment que le sentiment des investisseurs est le principal facteur qui affecte les décisions d'investissement. Black (1986) explique pourquoi le « bruit » peut entraîner une inefficacité du marché. De Long et al. (1990) décrivent comment la négociation basée sur le bruit et le sentiment peut conduire à une mauvaise tarification et à une volatilité excessive. Baker et Wurgler (2006) présentent des preuves que le sentiment des investisseurs peut avoir des effets significatifs sur l'échantillon représentatif des cours des actions.

Le krach boursier d'octobre 1987, qui ne peut être expliqué par des événements économiques, suscite une importante vague d'études qui tentent d'expliquer son origine. Shiller (1987) mène une étude auprès d'investisseurs peu après cette crise boursière. Pour la grande majorité d'entre eux, la baisse enregistrée des cours est due à l'attitude psychologique des investisseurs et non pas à de nouvelles informations sur des données fondamentales. Siegel (1992) constate que les facteurs fondamentaux ne peuvent pas expliquer le comportement des prix à cette date. Il conclut que les changements de sentiment des investisseurs sont corrélés aux rendements du marché autour du krach.

La finance comportementale se développe dans les années 1990 pour devenir l'un des principaux courants de la finance. Les études de ce domaine soutiennent que les investisseurs ont une rationalité limitée et ont des facteurs psychologiques et émotionnels qui influencent leurs processus de prise de décision. Hirshleifer (2001) suggère que la tâche principale de la tarification des actifs est d'examiner comment les rendements attendus sont liés au risque et à la mauvaise évaluation des investisseurs. Kızılar et Akkaya (2016) affirment que les sentiments optimistes et pessimistes des émotions générales des investisseurs à l'égard des marchés sont considérés comme une source supplémentaire de risque non diversifiable ou systématique dans les théories de la finance comportementale.

Plusieurs études financières et économiques étudient la relation entre les sentiments et le comportement des marchés boursiers. Jansen et Nahuis (2003) et Gupta et al. (2014) trouvent une corrélation positive entre le sentiment des investisseurs et les rendements des marchés boursiers. Li (2021) constate l'existence d'un effet contagieux des sentiments des

investisseurs sur les rendements et les volatilités des actions, confirmant la relation entre le sentiment et le cours des actions. Haroon et Rizvi (2020) et Salisu et Vo (2020) montrent, en mesurant les sentiments en fonction de la pandémie de COVID-19, que le sentiment des investisseurs a un impact sur les rendements des marchés boursiers.

Yu et Yuan (2011) et Chen et al. (2019) soutiennent que les sentiments des investisseurs ont un effet important sur le degré d'efficacité du marché et sur la mauvaise évaluation des actions. Il existe un arbitrage fort et positif entre le rendement des actions et la volatilité lorsque le sentiment des investisseurs est bas et inversement. Brown et Cliff (2005), Akhtar et al. (2011), Baker et al. (2012), et Siganos et al. (2014) constatent une relation inverse entre le sentiment des investisseurs et le rendement des actions, ce qui implique que les sentiments élevés des investisseurs sont liés à de faibles rendements futurs des actions et vice versa.

Certaines études (Antoniou et al., 2016; DeVault et al., 2019; Shen et al., 2017; Wang, 2020) s'intéressent au rôle du sentiment des investisseurs institutionnels dans la détermination de la relation bêta-rendement. DeVault et al. (2019) suggèrent que les investisseurs institutionnels sont des négociateurs de sentiment. Le rapport risque/rendement est compromis lorsqu'ils sont haussiers, alors qu'il est observé lorsqu'ils sont baissiers. Antoniou et al. (2016) soutiennent que les investisseurs individuels effectuent davantage de transactions en période haussière qu'en période baissière. Shen et al. (2017) prouvent que les actions fortement exposées au risque de marché (bêta) ont tendance à générer des rendements élevés en période baissière plutôt qu'en période haussière. Wang (2020) confirme une relation bêta-rendement positive (négative) sur les périodes baissières (haussières), ce qui implique que les investisseurs institutionnels peuvent également être des négociateurs de sentiment.

Les études en finance comportementale proposent des modèles d'évaluation d'actifs alternatifs aux modèles classiques. Shefrin et Statman (1994) proposent un modèle alternatif au modèle Modèle d'Équilibre des Actifs Financiers (MEDAF), le modèle comportemental d'évaluation des actifs qui a pour objectif d'expliquer la relation entre les prix des actifs et les biais comportementaux. Shefrin et Statman (2000) développent une théorie comportementale du portefeuille qui induit des choix d'investissement différents de

ceux proposés par les modèles classiques comme la théorie de l'utilité espérée ou le modèle moyenne-variance de Markowitz (1952).

Thaler (2000) montre que les émotions et les décisions économiques sont vraisemblablement liées. Andrade et Ariely (2009) indiquent que les émotions peuvent avoir des effets durables sur la prise de décision. Ben-Rephael et al. (2012) suggèrent que les flux entre les fonds obligataires et les fonds d'actions, qui reflètent probablement le sentiment des investisseurs, induisent du bruit dans les prix du marché. Kamstra et al. (2017) expliquent que le sentiment induit par la variation saisonnière influence les rendements des actions et les flux monétaires entre les catégories de fonds communs de placement. Bazley et al. (2021) constatent que le bonheur transitoire et le bien-être perçu sont liés de manière positive et indépendante aux flux des fonds.

3.2 La performance des fonds mutuels conventionnels

La littérature sur les fonds mutuels s'intéresse amplement à la performance en tentant de savoir si les investisseurs obtiennent des alphas positifs lorsqu'ils achètent des parts de fonds communs de placement (Barras et al., 2022). En plus de vouloir identifier les fonds qui battent le marché, certaines études (Berk et Green, 2004; Fama et French, 2010; Harvey et Liu, 2022; Kosowski et al., 2006) essayent de distinguer la chance de la compétence des gestionnaires et de savoir si la performance de ces fonds persiste dans le temps.

Berk et Green (2004) montrent que les flux des fonds mutuels réagissent rationnellement aux performances passées, même si les performances ne sont pas persistantes et que les investissements avec des gestionnaires actifs ne surpassent pas en moyenne les indices de référence passifs. Une performance élevée est interprétée comme une preuve de la capacité supérieure du gestionnaire. Les fonds reçoivent de nouveaux fonds, ce qui rend les rendements excédentaires attendus compétitifs. La réponse des flux de fonds à la performance indique que les flux se dirigent vers les investissements les plus productifs. La relation flux-performance est cohérente avec des niveaux moyens élevés de compétences et une hétérogénéité considérable entre les gestionnaires.

Kosowski et al. (2006) utilisent la technique statistique « Bootstrap » pour examiner la performance du secteur des fonds communs de placement à capital variable américains. Ils

testent si les rendements anormaux (alphas) estimés à quatre facteurs des gestionnaires de fonds communs de placement sont dus uniquement à la chance ou à de véritables compétences en sélection de titres. Les résultats montrent que la performance des gestionnaires n'est pas seulement due à la chance. Ils indiquent de solides preuves de performances supérieures et de persistance de la performance parmi les fonds axés sur la croissance. Mais, ils ne trouvent aucune preuve de compétence parmi les gestionnaires de fonds axés sur le revenu. Ils concluent qu'une minorité non négligeable de gestionnaires sélectionnent suffisamment bien les actions pour couvrir largement leurs coûts, les alphas supérieurs de ces gestionnaires persistent.

Fama et French (2010) utilisent aussi une approche « Bootstrap » pour tenter de distinguer la chance de la compétence des performances des gestionnaires de fonds mutuels. Leurs résultats indiquent que le portefeuille global des fonds communs de placement en actions américaines à gestion active est proche du portefeuille de marché, mais les coûts élevés de la gestion active se traduisent par des rendements inférieurs pour les investisseurs.

Harvey et Liu (2022) s'intéressent aussi aux performances des fonds mutuels, à savoir si les fonds surperforment par chance ou par compétence. Ils réconcilient les résultats de Fama et French (2010) et de Kosowski et al. (2006) pour trouver les raisons pour lesquelles les conclusions de ces deux études sont différentes, alors que les deux études utilisent des données similaires et une approche commune. Les résultats suggèrent que le sous-échantillonnage de l'approche de Fama et French (2010) pose des problèmes pour les fonds avec un petit nombre d'observations. Dans cette approche, peu ou pas de fonds atteignent le seuil de nombre d'observations, même lorsque ces fonds ont des alphas économiquement significatifs. Cette technique n'arrive pas à bien détecter les fonds réellement surperformant. Par contre, la méthode de Kosowski et al. (2006) rejette considérablement trop de fonds. Cela signifie que cette approche conduit à conclure à tort qu'un grand nombre de fonds surperforment.

D'autres études (Barber et al., 2016; Song, 2020) s'intéressent aux méthodes d'évaluation des performances des fonds mutuels par les investisseurs. Barber et al. (2016) examinent les facteurs pris en compte par les investisseurs en analysant les flux des fonds

communs de placement en fonction des rendements récents décomposés en alpha et en rendements liés aux facteurs. Ils constatent que même si les investisseurs tiennent compte des rendements attribuables à la taille, à la valeur et au « Momentum » d'un fonds lorsqu'ils évaluent les compétences managériales, la plus grande attention est accordée au risque de marché (bêta). Ils indiquent aussi que les investisseurs les plus avertis utilisent des indices de référence plus sophistiqués lors de l'évaluation des performances des fonds.

Song (2020) montre que plusieurs investisseurs en fonds mutuels confondent les effets de l'exposition des fonds aux facteurs systématiques courants avec les compétences managériales lors de l'allocation du capital entre les fonds. Il indique que les flux de fonds communs de placement réagissent positivement aux rendements associés aux expositions à des facteurs communs. Les fonds ayant des rendements passés positifs liés aux facteurs accumulent des actifs au point de sous-performer considérablement. Ce qui explique la performance globale négative de tous les fonds gérés activement. L'étude montre que la performance globale négative ajustée par rapport à l'indice de référence des fonds communs de placement en actions à gestion active est principalement due à des fonds surdimensionnés.

Barras et al. (2022), Berk et van Binsbergen (2015) et Zhu (2018) explorent la performance des fonds mutuels en examinant la valeur ajoutée ainsi que les déséconomies d'échelle. Si la nature des rendements d'échelle n'est pas constante, la taille du fonds est informative et les compétences non observées se reflètent dans deux mesures observables, le rendement et la taille (Zhu, 2018).

Berk et van Binsbergen (2015) utilisent la valeur qu'un fonds mutuel extrait des marchés financiers comme mesure de compétence. Ils définissent la valeur ajoutée comme le produit de l'alpha brut et de la taille du fonds. L'étude montre que les gestionnaires moyens sont compétents et que leurs compétences ne peuvent être attribuées qu'à la chance. La persistance des différences transversales en termes de valeur ajoutée peut atteindre une période de dix ans. Les investisseurs semblent être capables d'identifier et de récompenser correctement cette compétence. Une corrélation positive entre la rémunération actuelle et les performances futures existe. Les résultats de l'étude démontrent aussi que la mesure de compétence des gestionnaires de fonds la plus

appropriée dans un monde de rendements d'échelle décroissants est la valeur ajoutée. Cette mesure classe les gestionnaires avec plus de précision que les mesures utilisées dans la littérature, l'alpha net et l'alpha brut. Ces résultats soutiennent que la rationalité des investisseurs et la compétitivité des marchés financiers sont mesurées par l'alpha net. Un alpha net positif implique que les marchés financiers ne sont pas compétitifs. Un alpha net négatif implique que certains investisseurs sont irrationnels dans la mesure où ils consacrent trop d'argent à la gestion active.

Zhu (2018) étudie les rendements d'échelle dans le secteur de la gestion active des fonds communs de placement. Il suppose une forme fonctionnelle log-linéaire de rendements d'échelle décroissants et développe une stratégie empirique pour quantifier la valeur maximale que le fonds peut extraire des marchés financiers. Cette valeur est mesurée par la valeur ajoutée réalisée, telle que mesurée par Berk et van Binsbergen (2015). Les résultats de l'étude montrent un impact négatif significatif de la taille du fonds sur la performance en fournissant des preuves solides de rendements d'échelle décroissants au niveau du fonds. Ce qui indique que l'alpha et la taille du fonds ne sont pas indépendantes, mais aucune des deux variables ne fournit une image complète des compétences managériales. Une fois que les rendements d'échelle décroissants au niveau des fonds sont établis, la seule mesure appropriée des compétences managériales doit être la valeur qu'un fonds extrait des marchés financiers. Les résultats suggèrent également l'existence d'investisseurs sophistiqués capables d'apprentissage rationnel. Ces investisseurs allouent correctement leur capital pour explorer les opportunités d'investissement à valeur actuelle nette positive.

Barras et al. (2022) analysent conjointement les compétences, l'évolutivité et la valeur ajoutée dans le secteur des fonds communs de placement. L'étude repose sur le principe selon lequel la valeur créée par un fonds dépend des compétences (capacité du fonds à identifier des idées d'investissement rentables) et de l'évolutivité (l'exposition du fonds aux contraintes d'échelle lorsqu'il grandit). Les résultats de l'étude indiquent que la plupart des fonds sont compétents et capables d'extraire de la valeur des marchés financiers. La distribution de la valeur ajoutée peut être expliquée par la variation observée dans les coefficients de compétence et d'échelle. Les coefficients de compétence et d'échelle sont

fortement corrélés. Les résultats indiquent aussi que la valeur ajoutée se rapproche de son niveau optimal à mesure que les fonds vieillissent. Une période d'ajustement peut être nécessaire en raison de l'apprentissage des investisseurs.

3.3 La performance des fonds quantitatifs

Avec le développement de la tarification multifactorielle et à mesure que la technologie se développe et facilite l'accès aux données économiques, des modèles informatiques permettent la construction de portefeuilles basés sur des approches quantitatives. La puissance de calcul et les logiciels d'analyse facilitent les stratégies systématiques fondées sur des règles. Ainsi, de nombreux gestionnaires de fonds d'investissement adoptent des approches plus quantitatives dans leurs investissements (Ahmed et Nanda, 2005; Dyer et al., 2024). Dans la littérature existante, l'impact de l'approche quantitative dénuée d'émotion en matière d'investissement sur l'instabilité des marchés financiers reste toutefois mitigé (Beggs et al., 2023).

Ahmed et Nanda (2005) examinent la performance des fonds indiciels améliorés et des fonds d'action quantitatifs. Ils définissent les fonds quantitatifs comme les fonds qui utilisent des modèles quantitatifs dans la sélection des investissements. Ils les déterminent en examinant les prospectus de chaque fonds. Les résultats de l'étude indiquent la surperformance des fonds de croissance gérés quantitativement, en particulier ceux qui investissent dans des actions à petite capitalisation. Seuls les fonds qui investissent dans des actions de croissance à petite capitalisation ont des alphas positifs significatifs. L'alpha basé sur les modèles Fama et French (1993) à trois facteurs ou Carhart (1997) à quatre facteurs des fonds de croissance à grande capitalisation n'est pas significatif. Les fonds indiciels quantitatifs ont généralement des ratios de frais inférieurs à ceux des fonds d'action comparables. Néanmoins, l'étude souligne la petite taille de l'échantillon à prendre en considération dans l'interprétation des résultats.

Harvey et al. (2017) s'intéressent aux performances des fonds spéculatifs systématiques, en particulier les fonds qui suivent les stratégies appelées couverture action et macro. Ils utilisent une analyse textuelle des descriptions des fonds pour classer les fonds spéculatifs en fonds systématiques ou discrétionnaires. Les fonds systématiques sont définis comme ceux qui utilisent des stratégies basées sur des règles et qui nécessitent peu ou pas

d'intervention humaine quotidienne, contrairement aux discrétionnaires qui reposent sur la prise de décision humaine. Les résultats de l'étude montrent qu'en termes de rendements non ajustés aux facteurs de risques, les fonds macro systématiques surperforment les fonds macro discrétionnaires. L'inverse est constaté pour les fonds d'action. La part des rendements attribués aux facteurs de risques est plus importante chez les fonds conventionnels que chez leurs homologues systématiques. Après ajustement de la volatilité et des expositions aux facteurs de risques, les deux groupes de fonds ont des performances historiques semblables. Ces résultats suggèrent que certaines inefficiences du marché sont mieux exploitées par une approche systématique et d'autres le sont par une approche discrétionnaire.

Abis (2020) compare la performance des fonds quantitatifs (reposant sur des modèles informatiques) à celle des fonds gérés par des humains. L'étude se concentre sur les fonds communs de placement en actions actifs aux États-Unis. Elle analyse les implications des différences communément connues entre les humains et les ordinateurs. Elle montre que les fonds quantitatifs peuvent avoir une plus grande capacité d'apprentissage, mais moins de flexibilité pour s'adapter aux conditions changeantes du marché que les fonds discrétionnaires. Les fonds gérés par des humains affichent des rendements positifs plus élevés que les investisseurs quantitatifs pendant les périodes de baisse du marché.

Beggs et al. (2023) étudient l'effet de l'investissement quantitatif et non quantitatif sur l'instabilité des marchés financiers, plus précisément l'impact des ventes forcées « fires sales » des fonds mutuels quantitatifs et de leurs homologues sur le rendement des actions. Pour déterminer si les fonds intègrent des aspects quantitatifs dans leur processus d'investissement, ils s'appuient sur une liste d'expressions susceptibles d'indiquer un processus d'investissement quantitatif. Les résultats de l'étude indiquent que les ventes forcées effectuées par les fonds quantitatifs produisent des pressions plus importantes sur le prix des titres que celles induites par les fonds non quantitatifs. L'important impact des fonds quantitatifs sur l'instabilité des marchés peut être expliqué par le fait que les fonds quantitatifs s'appuient sur des stratégies de négociations similaires. L'approche d'investissement relativement homogène des fonds quantitatifs peut entraîner un environnement moins stable sur les marchés financiers.

Dyer et al. (2024) explorent la capacité des fonds quantitatifs à gérer l'impact des nouvelles normes comptables sur les processus de génération de données financières. Dans leurs approches d'investissement, les fonds discrétionnaires traditionnels analysent les informations des états financiers en s'appuyant sur le jugement et la supervision humaine. Les fonds quantitatifs fondamentaux utilisent aussi la même approche, mais ces fonds délèguent généralement une partie ou la totalité de la prise de décision d'investissement à des modèles informatiques. Pour déterminer les fonds susceptibles d'utiliser des méthodes quantitatives, l'étude se base sur l'analyse textuelle afin d'identifier les termes quantitatifs dans les documents réglementaires des fonds communs de placement. Les résultats de l'étude montrent que les rendements des fonds mutuels quantitatifs se détériorent temporairement comparés aux rendements des fonds qui s'appuient davantage sur le jugement humain dans les mois qui suivent la mise en place de nouvelles normes comptables qui modifient les variables clés des états financiers. L'approche quantitative repose sur la modélisation des données historiques, ce qui engendre une certaine rigidité par rapport aux méthodes d'investissement plus traditionnelles. L'étude conclut que les fonds quantitatifs ont la capacité de s'ajuster aux évolutions comptables, bien que les modifications majeures puissent temporairement leur être défavorables par rapport aux investisseurs traditionnels.

3.4 La performance des fonds mutuels gérés par IA

La littérature existante (Abis, 2020; Buczynski et al., 2021; Chen et Ren, 2022; Das et Ali, 2020; Zhang et al., 2023) s'intéresse à l'utilisation de la technologie dans l'investissement financier, en particulier aux avantages de l'IA dans la prévision des cours des actions et la performance des investissements. Das et Ali (2020) indiquent que l'utilisation de l'IA par les sociétés de gestion d'actifs conduit à une efficacité accrue des opérations des institutions financières et augmente l'efficacité globale du système financier et de l'économie. Les fonds basés sur l'IA utilisent des techniques exclusives pour effectuer des prévisions en temps réel et améliorent considérablement la flexibilité et la rapidité des fonds traditionnels.

Buczynski et al. (2021) examinent les données des véhicules d'investissement basés sur l'apprentissage automatique. Leur étude se concentre sur les fonds dans lesquels

l'apprentissage automatique est utilisé dans le processus de prise de décision d'investissement. Ils démontrent qu'il n'existe aucune preuve concluante que les stratégies d'investissement basées sur des algorithmes d'IA et la technologie du « big data » peuvent réellement battre le marché.

Wang et al. (2021) et Coleman et al. (2022) comparent les capacités de prise de décision des humains et de la technologie dans l'investissement financier et démontrent les avantages des analystes IA dans la prévision du cours des actions et la performance des investissements. D'Acunto et al. (2019) indiquent que les conseillers en investissement IA peuvent aider les investisseurs à réduire les risques d'investissement et les biais comportementaux.

Chen et Ren (2022) évaluent la performance des fonds communs de placement basés sur l'IA et les comparent à ceux gérés par des êtres humains. L'étude définit les fonds alimentés par l'IA comme étant les fonds qui utilisent des technologies d'apprentissage automatique pour sélectionner activement les actions dans le choix du portefeuille. Les comparaisons univariées montrent que les fonds alimentés par l'IA surpassent considérablement les fonds conventionnels sans forcément surperformer le marché. Ils montrent que cette performance est attribuable aux coûts de transaction des fonds IA qui sont inférieurs à ceux des fonds conventionnels. Ainsi qu'à leur capacité supérieure de sélection de titres et à la réduction des biais comportementaux.

Zhang et al. (2023) étudient la performance des fonds mutuels « big data ». Ils définissent les fonds « big data » comme des produits financiers innovants qui utilisent le « big data » d'internet pour extraire des données pertinentes grâce à des techniques d'exploration de données. Ces fonds utilisent des modèles basés sur l'apprentissage automatique pour sélectionner des actions de qualité supérieure. Leurs résultats indiquent que les fonds « big data » ne présentent pas de performances supérieures aux performances des fonds gérés par des humains. Ils indiquent que la technologie « big data » et les algorithmes d'IA ne peuvent pas remplacer les gestionnaires de fonds dans leurs décisions. Bien que l'analyse du « big data » nécessite l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique et d'IA, le concept de fonds « big data » n'est pas exactement le même que celui de fonds IA.

3.5 L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds mutuels

Lors de l'évaluation des compétences d'un gestionnaire de fonds mutuels, les investisseurs avertis prennent en compte tous les facteurs qui expliquent la variation transversale de la performance du fonds. Les investisseurs les plus avertis utilisent des indices de référence plus sophistiqués, tels que le sentiment des investisseurs pour l'évaluation des performances des fonds (Barber et al., 2016).

La littérature existante documente la relation entre la performance des fonds mutuels et les mesures de performance passées. Certaines études (Bergstresser et Poterba, 2002; Sapp et Tiwari, 2004; Sirri et Tufano, 1998) indiquent que les investisseurs ont tendance à rechercher les fonds avec des rendements passés élevés. Bailey et al. (2011) montrent que les investissements en fonds communs de placement semblent être liés à des biais comportementaux, plutôt qu'à une déduction rationnelle des compétences de gestion à partir des performances passées. Ils montrent que les facteurs comportementaux influencent les décisions des investisseurs individuels à détenir des actions individuelles plutôt que des fonds communs de placement. Les décisions d'investissement dans ces fonds peuvent affecter indirectement les rendements des actions.

Gruber (1996) et Zheng (1999) montrent que la performance à court terme des fonds qui connaissent des entrées de fonds est nettement meilleure que celle des fonds qui connaissent des sorties de fonds. Cela suggère que les investisseurs en fonds communs de placement ont une capacité de sélection. Ils constatent que les flux de fonds sont suivis de rendements positifs à court terme. Coval et Stafford (2007) soutiennent que les flux importants obligent certains fonds mutuels à effectuer des transactions massives. Les investisseurs doivent liquider leurs positions en réponse à des sorties de fonds importantes ou élargir leurs positions existantes en réponse à des entrées de fonds importantes. Cela entraîne une pression sur les prix des titres détenus par de nombreux fonds.

Plusieurs études (Ben-Rephael et al., 2012; Chiu et Kini, 2014; Zweig, 1973) indiquent que les entrées et sorties de fonds ainsi que les performances passées ont potentiellement une relation avec la performance future des fonds mutuels. Ces études considèrent les flux entre les fonds communs de placement comme indicateurs du sentiment des investisseurs.

De ce fait, certaines études (Bazley et al., 2021; Frazzini et Lamont, 2008; Islam, 2021) explorent la relation entre différents indicateurs de sentiment et les flux entrants et sortants des fonds mutuels pour expliquer l'impact du sentiment des investisseurs sur les performances des fonds mutuels.

Frazzini et Lamont (2008) utilisent les flux de fonds communs de placement comme mesure du sentiment des investisseurs individuels. En reliant ce sentiment aux différentes actions détenues par ces fonds, ils constatent qu'un sentiment élevé prédit de faibles rendements futurs. Ils explorent l'hypothèse selon laquelle les actions détenues par des fonds avec des entrées de fonds importantes sont surévaluées. Ils affirment que les entrées de fonds obligent les fonds communs de placement à acheter plus d'actions et donc à faire grimper les prix des actions. Ils arguent que les décisions des investisseurs individuels de réaffectation des fonds communs de placement peuvent être utilisées pour prédire les futurs rendements des actions. En faisant le contraire des individus, il est possible de construire un portefeuille avec des rendements élevés. Ils trouvent peu de preuves indiquant que les gestionnaires de fonds mutuels ont des compétences en matière de sélection d'actions. Mais, toute compétence est entravée par les actions des investisseurs particuliers qui transfèrent leur argent entre les fonds. Cette conclusion souligne l'importance de la mesure des sentiments des investisseurs dans la prédiction des performances futures des fonds mutuels.

Bazley et al. (2021) examinent l'influence des primitives du sentiment sur la prise de décision financière, en se concentrant sur les investissements dans les fonds mutuels d'action nationaux actifs. L'étude utilise les données de « Gallup »¹², qui mène des enquêtes nationales sur la santé et les émotions des Américains. Elle fournit un aperçu des relations entre le bonheur transitoire et le bien-être perçu des ménages et les flux vers les fonds selon différents styles d'investissement sur le marché boursier américain. Les résultats suggèrent que les émotions transitoires et les perceptions subjectives du bien-être peuvent façonner les décisions d'investissement des individus et sont associées aux flux vers les fonds communs de placement. Ils constatent qu'une augmentation de la performance nette d'un

¹² L'organisation « Gallup » est une société de conseil privée qui réalise des sondages quotidiens auprès des américains. Les sondages recueillent des informations démographiques sur les répondants et des réponses à des questions sur plusieurs sujets (par exemple, l'économie, la politique, les émotions et le bien-être). Voir le lien : <https://www.gallup.com/224855/gallup-poll-work.aspx>.

fonds est associée à des entrées de flux plus élevées. Les mesures générales du sentiment peuvent masquer les nuances du comportement des investisseurs, qui peuvent potentiellement affecter les prix des actifs par le biais des préférences de style d'investissement.

Massa et Yadav (2015) ainsi qu'Islam (2021) indiquent que lorsque le sentiment des investisseurs est élevé, les actions à faible bêta de sentiment sont sous-évaluées et leurs rendements ultérieurs sont plus élevés. Les actions à faible bêta de sentiment surperforment considérablement les actions à bêta de sentiment élevé. Ils suggèrent qu'une stratégie de négociation idéale pour les gestionnaires d'actifs consiste à investir principalement dans des actions à faible bêta de sentiment pour générer des performances supérieures.

Massa et Yadav (2015) examinent les stratégies des fonds communs de placement en fonction du sentiment des investisseurs. Ils testent les effets potentiels que le sentiment peut avoir sur les stratégies adoptées par les gestionnaires de fonds. Ils utilisent la méthodologie de Baker et Wurgler (2007) pour définir le bêta de sentiment des actions. Pour chaque fond étudié, ils identifient le bêta de sentiment en agrégeant le bêta de sentiment de ses positions en actions. Ils utilisent le sentiment de fonds pour expliquer la performance des fonds. Leurs résultats indiquent une relation négative entre le bêta de sentiment des fonds et la performance des fonds. Les fonds à faible sentiment surperforment les fonds à sentiment élevé. En termes de stratégie, les fonds parient contre le sentiment des investisseurs, ils investissent dans des actions à faible bêta de sentiment afin de générer des performances futures élevées. Le faible sentiment n'est pas le résultat d'une stratégie d'investissement conventionnelle ou passive, mais du choix délibéré mis en œuvre par les gestionnaires de fonds plus informés. Cependant, il n'existe pas de réaction stratégique comportementale unique au sentiment de la part de tous les fonds communs de placement. Certains fonds répondent au sentiment des investisseurs pour attirer des flux à court terme, tandis que d'autres fonds choisissent de parier contre le sentiment des investisseurs pour générer des performances qui conduisent à des flux élevés à long terme.

Islam (2021) explore la relation entre le sentiment des investisseurs sur le marché des actions et les investissements dans les fonds d'obligations d'entreprises. Il utilise l'indice de sentiment composite basé sur le marché de Baker et Wurgler (2006). Les résultats de cette

étude indiquent qu'un sentiment baissier du marché des actions incite les investisseurs à se tourner vers les fonds d'obligations, ce qui indique que la tolérance au risque des investisseurs diminue lorsque le sentiment est négatif. Un sentiment élevé sur le marché des actions entraîne des sorties des fonds d'obligation, ce qui suggère une tolérance au risque plus élevée des investisseurs. La baisse du sentiment sur le marché des actions incite les investisseurs à se détourner des actifs les plus risqués en faveur des actifs les plus sûrs. Les fonds ayant une exposition négative au sentiment du marché des actions attirent des flux entrants tandis que les fonds ayant une exposition positive au sentiment du marché des actions connaissent des sorties de flux. Les fonds obligataires ayant une exposition négative ou faible au sentiment du marché des actions affichent des performances supérieures à celles des fonds ayant une exposition positive ou élevée au sentiment du marché des actions.

D'autres mesures sont aussi utilisées pour mesurer le sentiment des investisseurs. Parmi ces mesures, celles qui s'appuient sur les volumes de recherches relatives au contexte économique et au marché dans son ensemble. Da et al. (2015) utilisent le volume de recherche quotidien sur internet de millions de ménages pour construire un indice d'attitudes financières et économiques comme mesure du sentiment des investisseurs. Ils sélectionnent les termes les plus négatifs pour former leur indice. Ils trouvent une corrélation négative entre l'indice de sentiment des investisseurs et les rendements des marchés boursiers. Cependant, dans les jours qui suivent, cette relation s'inverse. Les augmentations de l'indicateur aujourd'hui prédisent des augmentations des rendements des marchés boursiers dans les deux jours suivants. Ce qui est cohérent avec une mauvaise évaluation temporaire induite par le sentiment. Ils constatent que cette mesure prédit les flux de fonds communs de placement sortant des fonds d'action vers les fonds d'obligations. Les investisseurs individuels passent des fonds d'action aux fonds obligataires lorsque le sentiment négatif est élevé.

Chen et al. (2021) utilisent l'indice de volume de recherche fourni par le site web de Google « Google Trends » comme mesure directe de l'attention des investisseurs pour étudier le rôle de l'attention des investisseurs dans la performance future des fonds communs de placement américains et la survie des nouveaux fonds. Cet indice indique la

fréquence à laquelle un terme de recherche particulier est saisi dans le moteur de recherche Google. Il permet de mesurer directement l'attention des investisseurs à un fonds donné. Les résultats de l'étude indiquent que les entrées de fonds induites par l'attention peuvent aider à soutenir les nouveaux fonds sur des marchés de fonds concurrentiels. Par contre, les anciens fonds avec des flux de fonds plus importants axés sur l'attention ne permettent pas de prédire de meilleures performances. Les flux de fonds axés sur l'attention ne peuvent pas améliorer la survie des anciens fonds.

Cheraghali et al. (2022) s'intéressent aussi à la relation entre l'attention et la performance des fonds communs de placement norvégiens en utilisant l'indice de volume de recherche Google. Ils arrivent à la même conclusion que Chen et al. (2021) selon laquelle les fonds ayant des performances antérieures positives attirent l'attention des investisseurs et impactent les performances futures des fonds.

Différemment aux études précédentes, Bu (2019) examine le sentiment des investisseurs et ses effets sur la performance des fonds communs de placement en introduisant une nouvelle mesure. Cette mesure, nommée biais d'estimation du risque, correspond à la différence entre la volatilité perçue et la volatilité réelle de l'indice S&P 500. Le biais d'estimation du risque peut refléter les composantes comportementales des investisseurs dans la mesure où la surestimation et la sous-estimation proviennent généralement d'une surréaction ou d'une sous-réaction à l'égard de la volatilité future du marché. L'étude examine l'impact du biais d'estimation du risque sur les rendements anormaux des fonds communs de placement (l'alpha du fonds). Elle teste si l'anomalie documentée est due au sentiment des investisseurs à l'égard du risque futur du marché, mesuré par le biais d'estimation du risque. Les résultats indiquent que l'exposition des fonds gagnants (avec des alphas positifs) à cette mesure améliore leur performance. Tandis que l'exposition des fonds perdants (avec des alphas négatifs) a un effet négatif sur la performance. Cela implique que le biais d'estimation du risque a un impact plus important sur la performance du fonds lorsqu'il est négatif, en d'autres termes, lorsque les investisseurs sous-estiment le risque de marché. Pour les fonds perdants, le biais d'estimation du risque est important lorsqu'il existe un écart important entre la volatilité perçue et la volatilité réelle, indépendamment de celui qui est le plus élevé. Le biais

d'estimation du risque est globalement plus important pour l'alpha du fonds lorsque le risque de marché futur est sous-estimé ou surestimé par les investisseurs du fonds.

3.6 Relation entre les flux des fonds mutuels et le sentiment des investisseurs

Warther (1995) affirme que les flux des fonds communs de placement sont un endroit logique pour rechercher des indicateurs du sentiment des investisseurs peu avertis. Indro (2004) indique que pour que les flux de fonds communs de placement reflètent le sentiment des investisseurs, ces derniers doivent investir ou se désinvestir en réponse au sentiment haussier ou baissier. À cet effet, plusieurs études (Ben-Rephael et al., 2012; Frazzini et Lamont, 2008; Indro, 2004) s'intéressent à l'impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds mutuels et si ce dernier peut refléter le sentiment des investisseurs.

Indro (2004) examine la relation entre le flux net global des fonds d'action et les mesures directes de sentiment des investisseurs basées sur des sondages. Il utilise les indicateurs de « American Association of Individual Investors » et de « Investors Intelligence ». Il constate que le sentiment des investisseurs individuels et des rédacteurs de bulletins d'information est lié au flux net global des fonds d'action. Les investisseurs en fonds communs de placement réagissent au sentiment des investisseurs individuels lorsqu'ils transfèrent de l'argent vers et hors des fonds mutuels en action. Ce comportement affecte ensuite le sentiment des rédacteurs de bulletins d'information. Plus précisément, le flux net des fonds d'action de la semaine en cours est plus élevé lorsque les investisseurs individuels sont plus optimistes au cours des semaines précédentes et en cours. Un flux net global des fonds d'action plus élevé au cours de la semaine en cours incite les rédacteurs de bulletins d'information à devenir plus optimistes la semaine suivante. La relation entre le sentiment des investisseurs et le flux net des fonds d'actions est forte, même après avoir pris en compte l'effet de la prime de risque des actions et les variations de l'inflation.

Frazzini et Lamont (2008) indiquent que les investisseurs particuliers réallouent activement leur argent entre différents fonds communs de placement. Et que le sentiment de ces investisseurs peut être mesuré en examinant les fonds qui enregistrent des entrées et ceux qui enregistrent des sorties de fonds. En reliant ce sentiment aux différentes actions détenues par ces fonds, ils constatent qu'un sentiment élevé prédit de faibles rendements

futurs. Ils concluent que les rendements futurs des actions peuvent être prédits en utilisant une mesure du sentiment basée sur les flux. Ils affirment que les entrées de fonds obligent les fonds communs de placement à acheter plus d'actions et donc à faire grimper les prix des actions. Les entrées de fonds reflètent les types d'actions avec une forte demande des investisseurs.

Ben-Rephael et al. (2012) étudient un sous-ensemble des flux agrégés : les transferts entre fonds obligataires et fonds d'actions. Ils utilisent les données de « Investment Company Institute » sur les flux mensuels agrégés vers les fonds communs de placement. En définissant une mesure pour ce transfert, ils trouvent une relation contemporaine significative et positive entre cette mesure et les rendements excédentaires du marché boursier et une relation négative entre les flux et les rendements ultérieurs du marché. Ils constatent aussi que les échanges nets sont négativement liés aux variations contemporaines de l'écart type implicite du S&P 500. Par conséquent, ils interprètent les échanges nets comme un indicateur du sentiment des investisseurs. Ils constatent que cet indicateur est faiblement corrélé aux mesures du sentiment de l'indice de confiance des consommateurs du centre d'enquête de l'« Université du Michigan » et de Baker et Wurgler (2006). Ces mesures prédisent la coupe transversale des rendements (Baker et Wurgler, 2006; Lemmon et Portniaguina, 2006), tandis que l'indicateur des échanges nets prédit le rendement excédentaire global du marché. Cet indicateur capture une dimension différente du sentiment des investisseurs que ces autres mesures.

Bazley et al. (2021) et Islam (2021) explorent la corrélation entre les flux des fonds mutuels et les mesures de sentiment des investisseurs. Ils expliquent que les changements de sentiment des investisseurs incitent ces derniers à revoir leurs décisions d'allocation d'actifs. Bazley et al. (2021) fournissent un aperçu des relations entre le bonheur transitoire et le bien-être perçu des ménages et les flux vers les fonds selon différents styles d'investissement sur le marché boursier. Ils suggèrent que le bonheur transitoire est associé aux flux vers les fonds axés sur la croissance (fonds qui ciblent les entreprises ayant un potentiel de hausse) au cours du mois suivant. Mais, ils constatent l'absence de corrélation entre l'émotion passagère et les flux vers les fonds axés sur la valeur (fonds qui visent à investir dans des actions sous-évaluées par rapport à leur valeur fondamentale). Les

données indiquent que le bonheur impermanent a des implications hétérogènes sur les décisions financières des ménages en matière de style d'investissement. Les émotions transitoires et les perceptions subjectives du bien-être peuvent façonner les décisions d'investissement des individus et affecter les préférences des investisseurs en fonction des caractéristiques des actifs. L'étude montre qu'un plus grand bonheur et un plus grand bien-être réduisent les flux vers les fonds d'action passifs. Un plus grand bonheur est corrélé à une baisse des flux vers les fonds axés sur la valeur et la croissance. Ce qui peut suggérer que les ménages considèrent les fonds de croissance passifs comme moins intéressants que les fonds de croissance actifs. Ils constatent aussi que le plaisir passager est positivement corrélé aux flux axés sur la croissance

Islam (2021) montre que les flux de fonds d'obligations d'entreprises réagissent négativement au sentiment des investisseurs sur le marché des actions. Lorsque le sentiment du marché des actions se renforce, les investisseurs ont tendance à passer des fonds obligataires aux fonds d'action. Ainsi, les flux se dirigent vers les fonds communs de placement lorsque le sentiment du marché des actions s'affaiblit, et les flux sortent des fonds communs de placement lorsque le sentiment du marché des actions se renforce. Ces résultats sont cohérents avec les conclusions de Da et al. (2015) qui suggèrent que les investisseurs ont tendance à déplacer leurs investissements vers les fonds d'obligations lorsque le sentiment négatif se développe sur le marché des actions, ce qui reflète le phénomène de fuite vers la sécurité.

4. Question de recherche et Hypothèses

Ce mémoire est motivé par deux sujets distincts débattus séparément par la littérature. Dans le but de faire le lien entre ces deux sujets, nous tentons de répondre à la question de recherche suivante : quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance et les flux nets des fonds quantitatifs et des fonds gérés par l'IA ?

Cette étude s'intéresse aux fonds qui adoptent des approches quantitatives dans leurs stratégies d'investissement et à ceux qui s'appuient exclusivement sur l'IA. Certaines études soutiennent que les fonds dotés du plus haut niveau d'automatisation surpassent les fonds qui s'appuient davantage sur l'implication humaine (Ahmed et Nanda, 2005; Chen et Ren, 2022; Grobys et al., 2022; Harvey et al., 2017; Manda et SS, 2018). Les fonds basés

sur l'IA ont des aptitudes supérieures en termes de sélection de titres et de réduction des biais comportementaux. Mais, d'autres études (Buczynski et al., 2021; Zhang et al., 2023) indiquent ne pas avoir de preuve concluante qui montre que les stratégies d'investissement basées sur des algorithmes d'IA peuvent réellement battre le marché. Elles expliquent que ces fonds ne présentent pas de performances supérieures comparées aux performances des fonds gérés par des humains. Abis (2020) explique que les fonds quantitatifs ont une plus grande capacité d'apprentissage, mais moins de flexibilité pour s'adapter à l'évolution du marché.

Nous nous intéressons en particulier à la relation entre ce type de fonds et le sentiment des investisseurs. Nous explorons en premier l'impact du comportement des investisseurs sur la performance de ces fonds mutuels. Le sentiment des investisseurs est utilisé comme indice de référence dans l'évaluation des performances des fonds communs de placement (Bazley et al., 2021; Bu, 2019; Chen et al., 2021; Cheraghali et al., 2022; Da et al., 2015; Frazzini et Lamont, 2008). Les investissements en fonds communs de placement semblent être liés à des biais comportementaux, plutôt qu'à une déduction rationnelle des compétences de gestion à partir des performances passées (Bailey et al., 2011).

La première hypothèse de ce mémoire est motivée par les résultats des études qui affirment qu'un sentiment élevé prédit de faibles rendements futurs (Chen et al., 2021; Cheraghali et al., 2022; Frazzini et Lamont, 2008; Islam, 2021; Massa et Yadav, 2015). En effet, lorsque le sentiment des investisseurs est élevé, les actions à faible bêta de sentiment sont sous-évaluées et leurs rendements ultérieurs sont plus élevés. Les fonds mutuels ayant une faible exposition au sentiment du marché affichent des performances supérieures à celles des fonds ayant une forte exposition au sentiment du marché (Chen et al., 2021; Cheraghali et al., 2022; Frazzini et Lamont, 2008; Islam, 2021; Massa et Yadav, 2015).

Ces résultats empiriques établissent une relation négative entre la performance des fonds conventionnels et le sentiment des investisseurs. Mais la littérature ne s'est pas penchée sur l'éventuel impact que peut avoir ce dernier sur les fonds quantitatifs et les fonds gérés par l'IA. Ces fonds sont supposés avoir un recours limité ou exclure toute intervention humaine et ne pas être affectés par les biais comportementaux des gestionnaires. En effet, la littérature attribue aux fonds quantitatifs une flexibilité ainsi

qu'une capacité de réduction des biais comportementaux (Beggs et al., 2023; Das et Ali, 2020; Dyer et al., 2024). Elle indique aussi que les fonds IA basés sur des règles fixes et des algorithmes ont une capacité supérieure de sélection de titres et de gestion des investissements (Chen et Ren, 2022).

À cet effet, l'hypothèse A consiste à tester l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds quantitatifs et des fonds IA.

HA_0 : Le sentiment des investisseurs n'a pas d'impact sur la performance des fonds mutuels quantitatifs et ceux assistés par l'IA.

HA_1 : Le sentiment des investisseurs a un impact négatif significatif sur la performance des fonds mutuels quantitatifs et ceux assistés par l'IA.

Dans cette étude, nous explorons aussi l'impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds des fonds quantitatifs et des fonds gérés par l'IA. Plusieurs études considèrent les flux entre les fonds communs de placement comme indicateurs du sentiment des investisseurs (Bazley et al., 2021; Ben-Rephael et al., 2012; Chiu et Kini, 2014). Les investisseurs en fonds communs de placement réagissent au sentiment des investisseurs individuels lorsqu'ils transfèrent de l'argent vers et hors des fonds mutuels en actions (Indro, 2004). En effet, le sentiment de bonheur des investisseurs est associé à des flux vers les fonds mutuels. Une baisse du sentiment incite les investisseurs à délaisser les actifs les plus risqués en faveur d'actifs plus sûrs. De ce fait, les investisseurs déplacent leurs investissements des fonds d'action, considérés comme des fonds risqués, vers les fonds d'obligations, considérés comme des fonds moins risqués (Bazley et al., 2021; Da et al., 2015; Islam, 2021).

La deuxième hypothèse de ce mémoire est motivée par ces résultats qui montrent que le sentiment des investisseurs impacte positivement les flux nets des fonds et que ces derniers peuvent être interprétés comme une mesure de sentiment. Aussi, une raison pour laquelle les flux nets reflètent le sentiment est le fait que la majorité des investisseurs en fonds communs de placement aux États-Unis sont des particuliers (à fin 2023¹³, 88 % des

¹³ Voir page 45 de 2024 « Investment Company Fact Book ». Voici le lien : <https://www.ici.org/system/files/2024-05/2024-factbook.pdf>.

actifs des fonds communs de placement aux États-Unis sont détenus par des ménages). Par ailleurs, certaines études attribuent une performance supérieure aux fonds quantitatifs et aux fonds IA par rapport aux fonds gérés par les humains (Ahmed et Nanda, 2005; Chen et Ren, 2022; Das et Ali, 2020; Harvey et al., 2017). De ce fait, les flux nets de ces fonds peuvent avoir des implications rationnelles en lien avec le sentiment des investisseurs. Ces mouvements peuvent aussi bien avoir une corrélation avec le sentiment des investisseurs que les flux nets des fonds conventionnels et être un indicateur de sentiment.

Cette hypothèse permet de tester si le transfert de fonds vers et hors des fonds quantitatifs et des fonds IA est également lié aux sentiments des investisseurs. L'hypothèse B consiste à tester si le sentiment des investisseurs impacte les flux de fonds des fonds quantitatifs et des fonds IA.

HB_0 : Le sentiment des investisseurs n'a pas d'impact sur les flux de fonds entre les fonds mutuels quantitatifs et les flux entre les fonds assistés par l'IA.

HB_1 : Le sentiment des investisseurs a un impact positif sur les flux de fonds entre les fonds mutuels quantitatifs et les flux entre les fonds assistés par l'IA.

5. Cadre méthodologique

L'objectif de ce mémoire est d'étudier l'impact du sentiment des investisseurs sur les fonds mutuels quantitatifs, dont ceux gérés par l'IA. La première hypothèse consiste à tester si le sentiment des investisseurs a un impact négatif significatif sur la performance de ces fonds. La deuxième hypothèse teste si les flux de fonds entre les fonds mutuels quantitatifs et entre les fonds IA reflètent le sentiment des investisseurs. Afin de vérifier la pertinence de ces deux hypothèses, nous nous basons sur Bu (2019) et Massa et Yadav (2015) qui s'intéressent à l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds mutuels. Nous nous référons également à Da et al. (2015) qui analysent l'impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds.

5.1. Évaluation de l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds

5.1.1 Modèle d'exposition aux sentiments

Afin d'estimer l'exposition des fonds aux sentiments des investisseurs, nous nous basons sur la littérature (Bu, 2019; Massa et Yadav, 2015; Zheng et al., 2018) qui utilise les modèles d'évaluation d'actifs pour construire des modèles ajustés aux sentiments. Nous incorporons le sentiment au modèle à six facteurs de Fama et French (2018).

Le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) s'écrit :

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{MRKTi} RmRf_t + \beta_{SMBi} SMB_t + \beta_{HMLi} HML_t + \beta_{RMWi} RMW_t + \beta_{CMAi} CMA_t + \beta_{MOMi} MOM_t \quad (1)$$

Le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) s'écrit :

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_{MRKTi} RmRf_t + \beta_{SMBi} SMB_t + \beta_{HMLi} HML_t + \beta_{RMWi} RMW_t + \beta_{CMAi} CMA_t + \beta_{MOMi} MOM_t + \beta_{Sentiment_i} Sentiment_t \quad (2)$$

R_i : Taux de rendement de l'actif i

R_f : Taux de rendement de l'actif sans risque

$R_{i,t} - R_{f,t}$: Rendement excédentaire (rendement diminué du taux sans risque)

$RmRf_t = R_{m,t} - R_{f,t}$: Prime de risque du marché

SMB : Prime de risque de taille (différence entre le rendement espéré d'un portefeuille de titres à faible capitalisation et celui d'un portefeuille de titres à forte capitalisation).

HML : Prime de risque de valeur (différence entre le rendement espéré d'un portefeuille de titres avec un ratio valeur comptable / valeur marchande élevé et celui d'un ratio faible).

RMW : Rentabilité de l'investissement (différence entre les rendements des entreprises avec une rentabilité opérationnelle élevée et celles avec rentabilité faible).

CMA : Qualité de l'investissement (différence entre les rendements des entreprises qui investissent de manière conservatrice et ceux des entreprises qui investissent de manière agressive).

MOM (UMD) : Facteur de « Momentum » calculé comme la moyenne d'un écart de rendement entre les actions à faible performance et les actions à haute performance.

Le coefficient $\beta_{Sentiment}$ de l'équation (1) capture l'exposition du fonds i au sentiment des investisseurs. Si le coefficient d'exposition au sentiment ($\beta_{Sentiment}$) est statistiquement significatif dans le modèle, le sentiment des investisseurs impacte la performance des fonds. Le coefficient alpha (α_i) indique le rendement excédentaire ou le rendement anormal après avoir contrôlé l'exposition aux facteurs de risque du modèle.

5.1.2 Bêta de sentiment et rendements des fonds

Nous nous référons à l'étude de Massa et Yadav (2015) pour analyser la relation entre le coefficient de sentiment (bêta de sentiment) et le rendement des fonds. Nous utilisons l'indice de sentiment de Baker et Wurgler (2006) (BW) comme mesure de sentiment.

Pour chaque mois t , nous calculons le coefficient de sentiment à partir des données des mois $t-1$ à $t-31$ en régressant le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Nous classons les fonds en cinq quantiles en fonction de leurs bêtas de sentiment. Le premier quantile inclut les fonds avec les plus faibles bêtas de sentiment et le cinquième quantile inclut les fonds avec les plus forts bêtas de sentiment. Nous divisons l'échantillon en deux sous-échantillons : les mois où le sentiment est négatif et les mois où le sentiment est positif. Nous calculons ensuite le rendement de chaque fonds, puis nous déterminons la moyenne des rendements des fonds appartenant au même quantile.

Nous analysons ensuite les rendements ajustés aux risques en construisant des portefeuilles équipondérés et des portefeuilles pondérés par la valeur des fonds appartenant au même quantile. Nous régressons les rendements mensuels des portefeuilles équipondérés et des portefeuilles pondérés par la valeur en utilisant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018).

5.1.3 Bêta de sentiment et performances des fonds

Nous effectuons une régression multivariée des performances mensuelles des fonds (alphas) sur les bêtas de sentiment en utilisant les caractéristiques spécifiques des fonds comme variables de contrôle. En nous référant à Massa et Yadav (2015), les variables de

contrôle utilisées incluent la taille du fonds, l'âge du fonds et les performances des 12 derniers mois (pour chaque mois t , nous calculons la moyenne des rendements des douze derniers mois). Nous calculons l'alpha de chaque fonds au mois t à partir des données des mois $t-1$ à $t-31$ en utilisant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018)¹⁴. La régression s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Alpha}_{i,t} = & \alpha_i + \beta_{1,i} \text{Beta de sentiment}_t + \beta_{2,i} \text{Log}(TNA_{i,t}) + \beta_{3,i} \text{Age}_{i,t} + \\ & \beta_{4,i} R_{i,t-12 \rightarrow t-1} + \mu_{i,t} \end{aligned} \quad (3)$$

5.1.4 Sentiment des investisseurs et performance des fonds

Dans cette partie, nous explorons l'impact du sentiment des investisseurs sur les rendements excédentaires des fonds (alpha). Nous régressons les rendements mensuels des portefeuilles équipondérés constitués pour chaque quantile en utilisant le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018).

Nous nous référons dans la suite de cette partie à la méthodologie de Bu (2019). Nous construisons deux portefeuilles de fonds, un portefeuille équipondéré composé de fonds avec des alphas positifs significatifs et un portefeuille équipondéré composé de fonds avec des alphas négatifs significatifs. Nous régressons ces deux portefeuilles en utilisant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) et le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Contrairement à la méthodologie de Massa et Yadav (2015), Bu (2019) utilise le sentiment au mois t et non au mois $t-1$ dans l'équation (2). Cette méthodologie ne peut être appliquée aux fonds IA, car les alphas des dix fonds sont statistiquement non significatifs.

Pour confirmer l'impact du sentiment sur la performance des fonds, nous nous intéressons aux alphas statistiquement significatifs au seuil de 10 % obtenus en estimant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) et le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Nous comparons les probabilités de surperformance (le nombre d'alphas positifs statistiquement significatifs)

¹⁴ À noter que pour l'analyse des fonds quantitatifs, nous ne prenons que les données des mois où les alphas et les bêtas de sentiment sont statistiquement significatifs. Par contre, pour les fonds IA, par manque de données, nous prenons les données des mois où les bêtas sont significatifs, même si les alphas ne le sont pas.

et les probabilités de sous-performance (le nombre d'alphas négatifs statistiquement significatifs) entre ces deux modèles.

5.2 Sentiment des investisseurs et flux de fonds

Afin de tester la deuxième hypothèse selon laquelle le sentiment des investisseurs influence les flux de fonds entre les fonds mutuels, nous nous référons à l'étude de Da et al. (2015).

Nous estimons un modèle de régression multiple des données mensuelles des flux de fonds sur le sentiment : $Flux_{i,t}$ variable dépendante et BW_{t-1} variable indépendante. les variables de contrôle comprennent les valeurs mensuelles retardées d'un mois (t-1) de l'indicateur de volatilité implicite du marché financier américain (VIX), les variations mensuelles de la mesure des conditions macroéconomiques (ADS) et de la mesure de l'incertitude de la politique économique (EPU) ainsi que les rendements du marché. Nous divisons l'échantillon en deux sous-échantillons : les mois où le sentiment est négatif et les mois où le sentiment est positif. La régression s'écrit comme suit :

$$Flux_{i,t} = \alpha_i + \beta_{1,i} BW_{t-1} + \beta_{2,i} VIX_{t-1} + \beta_{3,i} \Delta ADS_{i,t-1} + \Delta \beta_{4,i} EPU_{i,t-1} + \beta_{5,i} RmRf_{i,t-1} + \mu_{i,t} \quad (4)$$

Pour calculer les flux nets des fonds, nous nous référons à la méthodologie de Chrétien et Kammoun (2024) :

$$Flux_{i,t} = \frac{TNA_{i,t} - (TNA_{i,t-1} * r_{i,t})}{TNA_{i,t-1}} \quad (5)$$

$TNA_{i,t}$: Actif net du fonds i au mois t

$r_{i,t}$: Rendement net du fonds i au mois t

6. Données et statistiques descriptives

6.1 Données

Dans cette étude, nous utilisons les données mensuelles des rendements et de la taille des fonds communs de placement d'action américaine à capital variable gérés activement de la base de données de « Morningstar Direct ». Nous appliquons plusieurs filtres afin de

sélectionner notre échantillon initial de fonds d'action. Nous sélectionnons la catégorie action pour obtenir uniquement les fonds action. Nous excluons les fonds indiciels et nous ne prenons en compte que les fonds qui investissent entre 80 % et 105 % en actions ordinaires. Pour éviter le biais de survivance, nous ne sélectionnons pas le critère « inclure uniquement les investissements survivants » dans la base de données « Morningstar Direct ». Afin d'atténuer les biais de remplacement et d'incubation tels que Kammoun et al. (2024), nous supprimons les observations antérieures à la date de création du fonds.

En nous référant à Chen et Ren (2022), nous identifions les fonds IA comme ceux qui incluent des mots-clés tels que « intelligence artificielle », « algorithme », « apprentissage automatique », ou « traitement du langage naturel » dans leurs principales stratégies d'investissement. Nous identifions dix-huit fonds IA entre janvier 2003 et décembre 2023. En éliminant les fonds qui ne disposent pas de 30 observations nécessaires pour estimer les coefficients d'exposition au sentiment et les alphas, notre échantillon de fonds IA final est composé de 10 fonds.

Afin d'identifier les fonds quantitatifs, nous nous basons sur Abis (2020) qui définit ces fonds comme ceux qui utilisent des règles fixes et des méthodes numériques pour générer des modèles pilotés par ordinateur et prendre des décisions d'investissement. Nous analysons le descriptif des stratégies d'investissement à l'aide de mots clés pour identifier les termes susceptibles d'indiquer les fonds qui s'appuient davantage sur les modèles informatiques que sur le jugement humain. Ces fonds contiennent dans leurs principales stratégies d'investissement des phrases tels que « outils de recherche analytique », « ressources analytiques », « modèle informatique », « techniques de modélisation informatique », « modèle piloté par ordinateur », « modèle de sélection de titres informatisé », « analyse quantitative assistée par ordinateur », « modèle d'évaluation informatique », ou « optimisateur informatique ». En éliminant les fonds ne disposant pas d'au moins 30 observations entre janvier 2003 et décembre 2023, notre échantillon de fonds quantitatifs se compose de 80 fonds.

Les données sur l'indice de sentiment BW sont extraites du site des auteurs Baker et Wurgler (2006)¹⁵. Les données sur l'indicateur de volatilité VIX sont extraites du site du

¹⁵ Voir le lien : <https://people.stern.nyu.edu/jwurgler/>

« Chicago Board Options Exchange » (CBOE)¹⁶. Celles de l'indice ADS proviennent du site de la « Federal Reserve Bank of Philadelphie »¹⁷ et la mesure EPU du site de « Economic Policy Uncertainty »¹⁸. Les données des facteurs du modèle de Fama et French (2018) sont extraites du site de « Kenneth R. French »¹⁹. Nous utilisons aussi les rendements de l'actif sans risque et les rendements du marché disponibles dans ce site.

6.2 Statistiques descriptives

Le tableau 1 présente les statistiques descriptives des caractéristiques de l'échantillon de fonds étudiés entre janvier 2003 et décembre 2023. Le panel A présente les statistiques des fonds IA et le panel B les statistiques des fonds quantitatifs.

Dans le panel A, les rendements mensuels des fonds IA varient entre -18.052 % et 15.239%, avec une moyenne de 1.185% et un écart type de 0.859%. La moyenne de la taille des fonds IA est de \$ 96.550 millions avec un écart type de \$ 18.013 millions. Les flux de fonds varient mensuellement entre -14.095% et 18.872%, avec une moyenne de 0.098% et un écart type de 0.807%. L'âge moyen des fonds est de 1.835 an avec un maximum de 6.255 ans. La moyenne des rendements mensuels, ainsi que l'âge des fonds de notre échantillon, concordent avec les statistiques descriptives de Chen et Ren (2022) qui rapportent un rendement net équipondéré de 1.16% et un âge moyen de 1.71 an.

Dans le panel B, les fonds quantitatifs affichent des rendements mensuels inférieurs à ceux des fonds IA, avec une moyenne de 0.893%. Toutefois, ces rendements restent cohérents avec ceux de Dyer et al. (2024), qui trouvent une moyenne de 0.33%. En revanche, la taille des fonds quantitatifs est largement supérieure à celle des fonds IA, avec une moyenne de \$ 3 397.514 millions. De même, les flux mensuels des fonds quantitatifs sont plus élevés, avec une moyenne de 0.161% et un écart type de 1.064%. L'âge moyen de ces fonds est de 7.592 ans avec un maximum de 52.458 ans.

Le tableau 2 présente les statistiques descriptives des caractéristiques des variables utilisées dans l'étude entre janvier 2003 et décembre 2023. Le panel A présente les

¹⁶ Voir le lien : https://www.cboe.com/tradable_products/vix/

¹⁷ <https://www.philadelphiafed.org/surveys-and-data/real-time-data-research/ads>

¹⁸ <https://www.policyuncertainty.com/gpr.html>

¹⁹ Voir le lien : <http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french>

statistiques des variables utilisées dans l'analyse des fonds IA et le panel B les statistiques des variables utilisées dans l'analyse des fonds quantitatifs.

Dans le panel A, les moyennes des variables BW, VIX, ΔEPU et ΔADS sont respectivement de 0.730%, 22.854%, -5.065% et 0.271% avec des écarts types respectifs de 0.004%, 0.916%, 1.033% et 0.079%. Dans le panel B, les moyennes des variables BW, VIX, ΔEPU et ΔADS sont respectivement de 0.030%, 18.735%, 0.459% et -0.001% avec des écarts types respectifs de 0.153%, 1.805%, 9.425% et 1.375%.

Le tableau 3 présente la matrice de corrélation des caractéristiques des fonds (rendements nets, TNA, flux de fonds, Age) et des variables (BW, VIX, ΔEPU , ΔADS) entre janvier 2003 et décembre 2023. Le panel A présente les coefficients de corrélation des caractéristiques des fonds IA et des variables utilisées dans l'analyse de ces fonds. Le panel B présente les coefficients de corrélation des caractéristiques des fonds quantitatifs et des variables utilisées dans l'analyse de ces fonds.

Nous constatons une corrélation négative entre la variable BW et les rendements nets des fonds IA et des fonds quantitatifs de respectivement -0.331 et -0.063. À l'inverse, une corrélation positive est observée entre BW et les flux des fonds IA et des fonds quantitatifs de respectivement 0.325 et 0.062. Ces premiers résultats corroborent nos deux hypothèses, selon lesquelles le sentiment des investisseurs a un impact négatif sur la performance de ces fonds et un impact positif sur les flux de fonds entre les fonds mutuels quantitatifs et les flux entre les fonds assistés par l'IA. La corrélation négative de 0.999 entre les rendements et les flux de fonds s'explique par la formule de calcul des flux qui est fonction des rendements (voir équation (5)). Les autres coefficients de corrélations dans les deux panels de fonds sont inférieurs à 0.800, ce qui indique l'absence de relation de colinéarité.

Tableau 1 : Statistiques descriptives des caractéristiques des fonds étudiés

	Moyenne	Min	25%	Médiane	75%	Max	Écart-type
Panel A : Fonds IA							
Rendement	1,185	-18,052	-4,781	1,323	7,941	15,239	0,859
TNA	96,550	1,159	87,061	109,286	173,106	204,400	18,013
Flux	0,098	-14,095	-6,544	-0,021	5,767	18,872	0,807
Age	1,835	0,003	0,776	1,503	2,293	6,255	0,404
Panel B : Fonds Quantitatifs							
Rendement	0,893	-24,764	-2,188	1,262	4,195	17,685	0,985
TNA	3 397,514	0,224	78,253	289,799	5 376,243	24 050,281	1 729,863
Flux	0,161	-16,525	-3,097	-0,248	3,159	49,032	1,064
Age	7,592	0,000	1,543	4,782	13,435	52,458	1,856

Tableau 1 présente les statistiques récapitulatives des variables utilisées dans l'étude de l'échantillon de fonds de janvier 2003 à décembre 2023. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA (10 fonds), le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs (80 fonds). Les statistiques comprennent la moyenne, l'écart type, le minimum (min), le maximum (max) ainsi que les quartiles à 25%, 50% (médiane) et 75%. Les caractéristiques des données comprennent le rendement net (en %), TNA (en millions \$), les flux de fonds (en %) et l'âge des fonds IA (en années).

Tableau 2 : Statistiques descriptives des variables BW, VIX, Δ EPU et Δ ADS

	Moyenne	Min	25%	Médiane	75%	Max	Écart-type
Panel A : Fonds IA							
BW	0,730	-0,350	0,278	0,684	1,339	2,006	0,004
VIX	22,854	9,550	18,700	22,945	27,270	53,540	0,916
Δ EPU	-5,065	-203,723	-35,715	-4,726	30,796	209,588	1,033
Δ ADS	0,271	-21,815	-0,685	-0,195	0,416	21,398	0,079
Panel B : Fonds Quantitatifs							
BW	0,030	-0,968	-0,259	-0,059	0,212	2,006	0,153
VIX	18,735	9,550	13,420	16,933	23,825	59,890	1,805
Δ EPU	0,459	-203,723	-24,905	-1,051	28,080	209,588	9,425
Δ ADS	-0,001	-21,815	-0,275	-0,019	0,243	21,398	1,375

Tableau 2 présente les statistiques descriptives des variables BW, VIX, Δ EPU et Δ ADS de l'échantillon de fonds étudié entre janvier 2003 et décembre 2023. Le panel A présente les statistiques des variables utilisées dans l'analyse des fonds IA et le panel B les statistiques des variables utilisées dans l'analyse des fonds quantitatifs. Les statistiques comprennent la moyenne, l'écart type, le minimum (min), le maximum (max) ainsi que les quartiles à 25%, 50% (médiane) et 75%.

Tableau 3 : Matrice de corrélation

	Rendement	TNA	Flux	Age	BW	VIX	ΔEPU	ΔADS
Panel A : Fonds IA								
Rendement	1							
TNA	-0,102**	1						
Flux	-0,999***	0,098**	1					
Age	-0,81*	-0,363***	0,073	1				
BW	-0,331***	0,512***	0,325***	0,167***	1			
VIX	-0,339***	0,016	0,347***	-0,110**	0,229***	1		
ΔEPU	0,058	0,018	-0,068	0,088*	0,065	-0,066	1	
ΔADS	0,089*	0,037	-0,094*	0,084*	0,068	-0,218***	-0,065	1
Panel B : Fonds Quantitatifs								
Rendement	1							
TNA	0,042***	1						
Flux	-0,989***	-0,044***	1					
Age	0,024**	0,256***	-0,027***	1				
BW	-0,063***	0,211***	0,062***	0,114***	1			
VIX	-0,384***	-0,035***	0,379***	0,012	-0,003	1		
ΔEPU	-0,181***	-0,022**	0,180***	-0,008	-0,005	0,116***	1	
ΔADS	0,252***	0,002	-0,250***	0,000	0,002	-0,134***	-0,104***	1

Tableau 3 présente les coefficients de corrélation des caractéristiques des fonds : rendements nets, TNA, flux de fonds, Age et des variables : BW, VIX, ΔEPU, ΔADS. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

7. Résultats empiriques

7.1 Évaluation de l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds

7.1.1 Bêta de sentiment et rendements des fonds

Le tableau 4 présente les résultats de l'analyse de la relation entre le coefficient de sentiment (bêta de sentiment) et le rendement des fonds. Le panel A présente les données des fonds IA et le panel B les données des fonds quantitatifs.

Dans le panel A, la moyenne des bêtas de sentiment varie entre -1.929 pour le quantile 1 et -1.145 pour le quantile 5. Les fonds des quantiles 1 et 2 sont considérés comme les fonds à fort bêta de sentiment négatif. Les fonds du quantile 5 sont considérés comme les fonds à faible bêta de sentiment négatif. Les rendements de l'échantillon global sont de 0.944% pour le quantile 1 et de 1.333% pour le quantile 5. Les rendements des fonds IA avec de forts bêtas de sentiment négatifs sont inférieurs aux rendements des fonds avec de faibles bêtas de sentiment négatifs.

Dans le panel B, la moyenne des bêtas de sentiment varie entre -3.786 pour le quantile 1 et 1.001 pour le quantile 5. Les fonds des quantiles 1 et 2 sont considérés comme les fonds à fort bêta de sentiment négatif. Les fonds du quantile 4 sont considérés comme les fonds à faible bêta de sentiment négatif. Les fonds du quantile 5 sont les fonds à bêta de sentiment positif. Les rendements de l'échantillon global sont de 0.744% pour le quantile 1, 0.954% pour le quantile 4 et 0.798% pour le quantile 5. Les rendements des fonds avec de forts bêtas de sentiment négatifs sont inférieurs aux rendements des fonds avec de faibles bêtas de sentiment négatifs. Les fonds à exposition négative au sentiment performant mieux que les fonds à fort bêta de sentiment négatif et les fonds à exposition positive au sentiment.

Les résultats obtenus confirment les résultats de Massa et Yadav (2015) qui indiquent qu'en moyenne les actions à bêta de sentiment négatif performant mieux que les actions à bêta de sentiment positif. Dans l'échantillon des mois où le sentiment est positif, les actions à fort bêta de sentiment négatif sous-performent les actions à bêta zéro.

Tableau 4 : Bêta de sentiment et rendements des fonds

		Tous les mois	Sentiment négatif	Sentiment positif
	Moyenne betas de sentiment	Moyenne des rendements	Moyenne des rendements	Moyenne des rendements
Panel A : Fonds IA				
Quantile 1	-1,929	0,944	-1,171	1,003
Quantile 2	-1,893	0,812	-1,141	0,867
Quantile 3	-1,440	1,390	0,328	1,421
Quantile 4	-1,434	1,445	0,355	1,476
Quantile 5	-1,145	1,333	1,834	1,129
Panel B : Fonds Quantitatifs				
Quantile 1	-3,786	0,744	0,818	0,571
Quantile 2	-1,912	0,777	0,925	0,434
Quantile 3	-1,155	0,919	1,038	0,750
Quantile 4	-0,576	0,954	1,040	0,799
Quantile 5	1,001	0,798	0,877	0,654

Tableau 4 présente la relation entre le coefficient de sentiment (bêta de sentiment) et le rendement des fonds. Pour chaque mois t , le bêta de sentiment est le coefficient de sentiment calculé à partir de la régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) pour les données du mois $t-1$ à $t-30$. L'échantillon est divisé en quantiles selon le bêta de sentiment, le quantile 1 inclut les fonds avec les plus faibles bêtas de sentiment et le quantile 5 inclut les fonds avec les plus forts bêtas de sentiment. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. Le tableau présente pour chaque panel la moyenne des rendements par quantile pour les mois où le sentiment est négatif, les mois où il est positif ainsi que pour tout l'échantillon. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023.

Les tableaux 5 et 6 présentent respectivement les coefficients de régression par quantile des portefeuilles équipondérés et des portefeuilles pondérés par la valeur. Le panel A présente les données des fonds IA et le panel B les données des fonds quantitatifs.

Le tableau 5 montre que les fonds IA à fort bêta de sentiment négatif (quantile 1) performant mieux que le portefeuille à faible bêta de sentiment négatif (quantile 5). Toutefois, les alphas des cinq portefeuilles ne sont pas significatifs, ce qui est cohérent avec les résultats de Chen et Ren (2022) qui concluent que les fonds alimentés par l'IA ne génèrent pas de rendements ajustés au risque (alpha) significatifs. Le panel B montre que les fonds quantitatifs à fort bêta de sentiment négatif performant moins bien que les fonds à bêta de sentiment négatif et les fonds à bêta de sentiment positif.

Le tableau 6 indique que les fonds quantitatifs à bêta de sentiment négatif performant mieux que les fonds à bêta de sentiment positif. Cependant, seul l'alpha du cinquième quantile est statistiquement significatif. Ces résultats sont conformes à ceux de Massa et Yadav (2015).

Tableau 5 : Régression du modèle à six facteur de Fama et French (2018) des rendements équipondérés

	Alpha	RmRf	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
Panel A : Fonds IA							
Quantile 1	0,426	1,261***	0,053	-0,343*	-0,359	-0,529**	0,079
Quantile 2	0,195	1,272***	0,087	-0,355**	-0,317	-0,421*	0,072
Quantile 3	-0,024	1,077***	0,284	-0,294*	0,285	-0,011	-0,069
Quantile 4	0,083	1,073***	0,271	-0,291*	0,271	-0,050	-0,066
Quantile 5	0,338	1,050***	0,010	-0,212***	-0,276**	-0,563***	-0,003
Panel B : Fonds Quantitatifs							
Quantile 1	-0,212*	1,011***	0,059	0,029	-0,020	-0,062	-0,035
Quantile 2	-0,186***	0,975***	-0,093***	-0,060**	0,026	0,001	0,002
Quantile 3	-0,030	1,087***	-0,078***	-0,258***	-0,018	-0,229***	0,046***
Quantile 4	0,021	1,049***	-0,039	-0,191***	-0,068**	-0,251***	0,032**
Quantile 5	-0,158**	0,949***	0,093***	0,131***	0,106***	0,101**	0,027*

Tableau 5 présente les résultats de la régression du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) des rendements des portefeuilles équipondérés. Ces résultats sont l'alpha ainsi que les coefficients de régression des facteurs d'exposition aux risques : RmRf, SMB, HML, RMW, CMA, MOM. L'échantillon est divisé en quantiles selon le coefficient de sentiment. Pour chaque mois, le coefficient de sentiment est calculé pour les données des mois de t-1 à t-30 à partir de la régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Le quantile 1 inclut les fonds avec les plus faibles bêtas de sentiment et le quantile 5 inclut les fonds avec les plus forts bêtas de sentiment. Nous construisons des portefeuilles équipondérés des fonds appartenant au même quantile. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Tableau 6 : Régression du modèle à six facteur de Fama et French (2018) des rendements pondérés par la valeur

	Alpha	RmRf	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
Panel A : Fonds IA							
Quantile 1	0,159	1,272***	0,088	-0,355**	-0,314	-0,421*	0,072
Quantile 2	0,195	1,272***	0,087	-0,355**	-0,317	-0,421*	0,072
Quantile 3	-0,024	1,077***	0,284	-0,294*	0,285	-0,011	-0,069
Quantile 4	-0,017	1,078***	0,285	-0,296*	0,288	-0,010	-0,069
Quantile 5	0,338	1,050***	0,010	-0,212***	-0,276**	-0,563***	-0,003
Panel B : Fonds Quantitatifs							
Quantile 1	-0,100	1,043***	-0,086***	-0,194***	-0,005	-0,160***	0,011
Quantile 2	-0,082	1,037***	-0,109***	-0,199***	0,003	-0,156***	0,018
Quantile 3	-0,037	1,102***	-0,065**	-0,265***	0,002	-0,221***	0,048***
Quantile 4	0,017	1,044***	-0,074***	-0,257***	-0,020	-0,145***	0,03**
Quantile 5	-0,146**	1,001***	-0,010	0,077***	0,055*	0,124***	0,048***

Tableau 6 présente les résultats de la régression du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) des rendements pondérés par la taille. Ces résultats sont l'alpha ainsi que les coefficients de régression des facteurs d'exposition aux risques : RmRf, SMB, HML, RMW, CMA, MOM. L'échantillon est divisé en quantiles selon le coefficient de sentiment. Pour chaque mois, le coefficient de sentiment est calculé pour les données des mois de t-1 à t-30 à partir de la régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Le quantile 1 inclut les fonds avec les plus faibles bêtas de sentiment et le quantile 5 inclut les fonds avec les plus forts bêtas de sentiment. Nous construisons des portefeuilles pondérés par la valeur des fonds appartenant au même quantile. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

7.1.2 Bêta de sentiment et performances des fonds

Le tableau 7 présente les résultats de l'analyse multivariée où les alphas mensuels des fonds sont les variables dépendantes et les bêtas de sentiment mensuels les variables indépendantes. Le panel A présente les données des fonds IA et le panel B les données des fonds quantitatifs.

Dans le panel A des fonds IA, le coefficient des bêtas de sentiment est négatif, statistiquement significatif. Sachant que la variation standard des bêtas de sentiment est de 1.015%, une baisse d'une unité d'écart type du bêta de sentiment entraîne une hausse mensuelle de 0.414% ($1.015\% \times 0.408$). Dans les panels B des fonds quantitatifs, le coefficient des bêtas de sentiment est négatif, statistiquement significatif. Sachant que la variation standard des bêtas de sentiment est de 1.132%, une baisse d'une unité d'écart type du bêta de sentiment entraîne une hausse mensuelle de 0.486% ($1.132\% \times 0.043$). Ces résultats corroborent ceux de Massa et Yadav (2015), qui mettent en évidence une forte corrélation négative entre le bêta de sentiment et la performance des fonds.

Tableau 7 : Impact du bêta de sentiment des investisseurs sur la performance des fonds

Bêta de sentiment	Log (TNA)	Age	$R_{i,t-12 \rightarrow t-1}$	Constante	R^2	Observations
Panel A : Fonds IA						
-0,408***	-0,079	0,196*	0,081***	0,137	0,862	40
Panel B : Fonds Quantitatifs						
-0,043**	0,359	0,010***	0,055***	-3,790	0,981	44

Tableau 7 présente les résultats de la régression des performances mensuelles des fonds (Alpha_6facteurs) sur les coefficients d'exposition au sentiment des investisseurs (bêta de sentiment) et les variables de contrôle : Log (TNA), Age et $R_{i,t-12 \rightarrow t-1}$ (moyenne des rendements nets des 12 derniers mois). Alpha de chaque fonds au mois t est calculé à partir des données des mois t-1 à t-30 en utilisant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Le bêta de sentiment du fonds i au mois t est calculé à partir des données du mois t-1 à t-31 en utilisant le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

7.1.3 Sentiment des investisseurs et performance des fonds

Le tableau 8 présente les coefficients de régression des rendements mensuels des portefeuilles équipondérés constitués dans la première partie. Le panel A présente les données des fonds IA et le panel B les données des fonds quantitatifs.

Dans le panel A des fonds IA, les coefficients de sentiment sont négatifs et significatifs au seuil de 5 % pour les quantiles 1 et 2, avec des valeurs respectives de -2,196 et -2,092. Les alphas de ces deux quantiles sont aussi positifs et significatifs avec des valeurs respectives de 2,255 et 1,965. Les alphas des fonds pour tous les quantiles du modèle ajusté au sentiment (tableau 7) sont supérieurs à ceux du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (tableau 5). L'exposition des fonds au sentiment BW améliore la performance des fonds.

Dans le panel B des fonds quantitatifs, le coefficient de sentiment est positif et significatif au seuil de 10 % uniquement pour le quantile 5, avec une valeur de 0,231. L'alpha de ce quantile est négatif et significatif au seuil de 1 % (-0,162), en baisse par rapport à son niveau avant l'exposition au sentiment (-0,158) (tableau 5). Ce qui suggère que l'exposition de ces fonds au sentiment a un effet négatif sur leurs performances.

Tableau 8 : Coefficients de régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) des rendements équipondérés

	Alpha	RmRf	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	BW
Panel A : Fonds IA								
Quantile 1	2,255**	1,196***	-0,075	-0,291*	-0,380*	-0,470**	0,042	-2,196**
Quantile 2	1,965**	1,209***	-0,038	-0,305*	-0,342	-0,375*	0,038	-2,092**
Quantile 3	0,987	1,041***	0,212	-0,266*	0,271	0,015	-0,089	-1,196
Quantile 4	1,105	1,037***	0,200	-0,262*	0,259	-0,017	-0,087	-1,228
Quantile 5	0,393	1,048***	0,010	-0,209**	-0,270**	-0,558***	-0,003	-0,148
Panel B : Fonds Quantitatifs								
Quantile 1	-0,223**	1,013***	0,061	0,024	-0,027	-0,063	-0,038	0,202
Quantile 2	-0,186***	0,976***	-0,092***	-0,06**	0,025	0,001	0,002	0,011
Quantile 3	-0,033	1,088***	-0,076***	-0,262***	-0,022	-0,229***	0,044***	0,124
Quantile 4	0,020	1,05***	-0,038	-0,192***	-0,069**	-0,251***	0,031**	0,043
Quantile 5	-0,162***	0,95***	0,096***	0,125***	0,098***	0,101**	0,024	0,231*

Tableau 8 présente les résultats de la régression du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) des rendements équipondérés. Ces résultats sont l'alpha, les coefficients de régression des facteurs d'exposition aux risques (RmRf, SMB, HML, RMW, CMA, MOM) ainsi que le coefficient d'exposition au sentiment (BW). L'échantillon est divisé en quantile selon le coefficient de sentiment. Pour chaque mois, le coefficient de sentiment est calculé à partir des données des mois de t-1 à t-31 en utilisant le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018). Le quantile 1 inclut les fonds avec les plus faibles bêtas de sentiment et le quantile 5 inclut les fonds avec les plus forts bêtas de sentiment. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Afin de confirmer la pertinence des résultats des fonds quantitatifs obtenus dans le tableau 8, nous nous référons à la méthodologie de Bu (2019)²⁰. Le tableau 9 présente les résultats de régression du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 1) et du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 2).

Dans le portefeuille de fonds alpha positifs, le coefficient de BW n'est pas statistiquement significatif. Alpha est de 0.257 significatif au seuil de 5% dans le modèle 1 et de 0.254 significatif au seuil de 10% dans le modèle 2. Dans le portefeuille de fonds alpha négatifs, le coefficient de BW n'est pas statistiquement significatif. L'alpha est statistiquement significatif au seuil de 1% dans les deux modèles, passant de -0.297 dans le modèle 1 à -0.301 dans le modèle 2. Les résultats du portefeuille de fonds négatifs sont cohérents avec ceux de Bu (2019) qui suggèrent que l'exposition des fonds perdants (fonds avec des alphas négatifs) au sentiment a un effet négatif sur leur performance.

Le tableau 10 présente les probabilités de surperformance (le nombre d'alphas positifs significatifs) et les probabilités de sous-performance (le nombre d'alphas négatifs significatifs) obtenus en estimant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 1) et le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 2).

La probabilité d'obtenir des alphas positifs statistiquement significatifs est de 5% dans le modèle 1 et diminue à 3.750% dans le modèle 2. La prise en compte du sentiment réduit la probabilité de surperformance, soulignant son importance dans l'évaluation de la performance des fonds. Parallèlement, la probabilité de sous-performance augmente de 22.5% dans le modèle 1 à 23.750% dans le modèle 2. La probabilité d'obtenir des alphas négatifs statistiquement significatifs augmente en intégrant le sentiment dans le modèle.

Bien que l'impact du sentiment dans notre étude n'est pas aussi significatif que dans celle de Bu (2019), nos résultats suggèrent également que le sentiment a une influence sur la performance des fonds. Bu (2019) indique que le sentiment peut expliquer les alphas

²⁰ À noter que cette méthodologie ne peut être appliquée aux fonds IA, car les alphas des dix fonds IA sont non statistiquement significatifs

positifs des fonds, car il peut réduire considérablement la probabilité d'en observer. Par ailleurs, la mauvaise performance des fonds avec des alphas négatifs peut être attribuée à l'effet du sentiment.

Tableau 9: Régression du modèle à six facteurs et du modèle ajusté au sentiment de Fama et French (2018)

		Alpha	RmRf	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	BW
Fonds Quantitatifs									
Alpha positif	Modèle 1	0,257**	1,158***	-0,141***	-0,271***	-0,163***	-0,207***	-0,009	
	Modèle 2	0,254*	1,151***	-0,125**	-0,280***	-0,149**	-0,209***	-0,007	0,012
Alpha négatif	Modèle 1	-0,297***	0,968***	0,022	0,099***	0,068*	-0,004	-0,040**	
	Modèle 2	-0,302***	0,969***	0,026	0,092***	0,060	-0,002	-0,0431**	0,229

Tableau 9 présente les résultats de la régression du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (modèle 1) et du modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (modèle 2) des rendements équipondérés des portefeuilles de fonds Alpha positif et alpha négatif. Les alphas des fonds sont estimés à partir du modèle à six facteurs de Fama et French (2018) pour construire des portefeuilles équipondérés. Le portefeuille de fonds alpha positifs inclut les fonds avec des alphas positifs statistiquement significatifs. Le portefeuille de fonds alpha négatifs inclut les fonds avec des alphas négatifs statistiquement significatifs. Les résultats présentés dans le tableau sont l'alpha ainsi que les coefficients de régression des facteurs d'exposition aux risques : RmRf, SMB, HML, RMW, CMA, MOM pour le modèle 1 ainsi que le coefficient d'exposition au sentiment (BW) pour le modèle 2. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Tableau 10 : Probabilité de surperformance et de sous-performance des fonds quantitatifs

	Modèle 1	Modèle 2
Probabilité de surperformance	5,000	3,750
Probabilité de sous-performance	22,500	23,750

Tableau 10 présente les probabilités de surperformance et de sous-performance des fonds quantitatifs. Les probabilités sont en pourcentage. Les alphas des fonds quantitatifs sont estimés en utilisant le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 1) et le modèle d'exposition au sentiment basé sur le modèle à six facteurs de Fama et French (2018) (Modèle 2). Les probabilités de surperformance indiquent le pourcentage d'alphas positifs statistiquement significatifs au seuil de 10 %. Les probabilités de sous-performance indiquent le pourcentage d'alphas négatifs statistiquement significatifs au seuil de 10 %. L'échantillon de fonds s'étale de janvier 2003 à décembre 2023.

7.2 Sentiment des investisseurs et flux de fonds

Le tableau 10 présente les résultats de la régression multiple où le $Flux_{i,t}$ est la variable dépendante et BW_{t-1} la variable indépendante. Le panel A présente les données des fonds IA et le panel B les données des fonds quantitatifs.

Dans le panel A des fonds IA, les coefficients de régression de BW sont positifs et statistiquement significatifs au seuil de 1 % dans l'échantillon global et quand le sentiment est positif. Le coefficient de BW devient négatif et statistiquement significatif au seuil de 10% quand le sentiment est négatif. Une augmentation d'un écart type du sentiment entraîne une hausse des flux le mois suivant de 5.448% quand BW est positif et une baisse de 11.591% quand BW est négatif.

Dans le panel B des fonds quantitatifs, les coefficients de régression de BW sont positifs et statistiquement significatifs au seuil de 1 % dans l'échantillon global et lorsque le sentiment est positif. Une augmentation d'un écart type du sentiment entraîne une hausse des flux le mois suivant de 0.969% dans l'échantillon global. Lorsque le sentiment est positif, cette augmentation est plus marquée, atteignant 1.269%. En revanche, le coefficient BW est positif, non significatif quand le sentiment est négatif. Le sentiment impacte positivement les flux du mois $t+1$. Ces résultats sont cohérents avec de nombreuses études (Bazley et al. (2021); Da et al. (2015); Indro (2004); Islam (2021)) qui montrent qu'une hausse du sentiment des investisseurs entraîne une hausse des flux nets des fonds d'action.

La variable VIX a des coefficients positifs statistiquement significatifs au seuil de 1 % dans l'échantillon global et lorsque le sentiment est positif dans les deux panels de fonds. Quand le sentiment est négatif, le coefficient de régression de BW est non significatif. Ces résultats correspondent aux résultats de Ben-Rephael et al. (2012) et Ederington et Golubeva (2011) qui trouvent une relation négative et significative entre VIX et les flux ultérieurs des fonds d'action.

Dans le panel A des fonds IA, les rendements excédentaires décalés du marché $RmRf_{t-1}$ ont des coefficients positifs statistiquement significatifs au seuil de 1% dans l'échantillon global et lorsque le sentiment est positif. Dans le panel B de fonds quantitatifs, ces coefficients sont négatifs statistiquement significatifs au seuil de 1%. Dans les deux

groupes de fonds, quand le sentiment est négatif, les coefficients de $RmRf_{t-1}$ ne sont pas statistiquement significatifs. Les résultats des fonds quantitatifs confirment les résultats de Warther (1995) qui documentent une relation négative entre les rendements et les flux ultérieurs mensuels.

Dans le panel de fonds IA, les coefficients de variation des indices EPU et ADS sont majoritairement non significatifs. En revanche, dans le panel de fonds quantitatifs, les coefficients indiquent une relation négative entre les flux de fonds et EPU, sauf pendant les mois où le sentiment est négatif, où cette relation devient positive. Les coefficients de variation de l'indice ADS indiquent une relation positive entre cet indice et les flux de fonds, mais cette relation devient négative lorsque le sentiment est négatif.

Tableau 11: Impact du sentiment des investisseurs sur les flux de fonds

	Panel A : Fonds IA			Panel B : Fonds Quantitatifs		
	Tous les mois	Sentiment négatif	Sentiment positif	Tous les mois	Sentiment négatif	Sentiment positif
BW_{t-1}	5,028***	-11,591*	5,448***	0,969***	0,458	1,269***
VIX_{t-1}	-0,247***	0,284	-0,220***	-0,052***	-0,006	-0,124***
$RmRf_{t-1}$	0,201***	0,432	0,232***	-0,035***	-0,014	-0,032*
ΔEPU_{t-1}	-0,002	-0,053*	-0,003	-0,002**	0,006***	-0,006***
ΔADS_{t-1}	-0,135	0,224	-0,122	0,065***	-0,634***	0,030
Constante	1,992	-6,719	0,928	1,123***	0,081	2,418***
R^2	0,238	0,240	0,263	0,021	0,014	0,057
Observations	432	50	382	10506	5977	4529

Tableau 10 présente les résultats des régressions de panel de l'équation (4) où la variable dépendante est $Flux_{i,t}$ et les variables indépendantes sont BW_{t-1} , VIX_{t-1} , ΔEPU_{t-1} , ΔADS_{t-1} et $RmRf_{t-1}$. Le panel A présente l'échantillon de fonds IA, le panel B l'échantillon de fonds quantitatifs. L'échantillon est constitué des observations mensuelles de janvier 2003 à décembre 2023. Pour chaque panel, la régression est effectuée pour les mois où le sentiment est négatif, les mois où il est positif ainsi que pour tout l'échantillon global. Les résultats présentés sont les coefficients de régression de chaque variable, le coefficient R^2 de la régression et le nombre d'observations. ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

8. Conclusions et limites de l'étude

Cette étude explore les fonds mutuels qui adoptent des approches quantitatives dans leurs stratégies d'investissement ainsi que ceux qui s'appuient exclusivement sur l'IA. Les fonds IA sont les fonds qui utilisent dans le descriptif de leurs stratégies d'investissement des termes relatifs à l'IA et les fonds quantitatifs des termes qui indiquent le recours à des modèles informatiques ou des modèles pilotés par ordinateur. L'objectif de cette étude est d'analyser la relation entre le sentiment des investisseurs et ces fonds. En particulier, l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance et sur les flux de fonds de ce type de fonds.

Nous examinons en premier la relation entre le coefficient de sentiment et la performance des fonds. Les résultats des fonds étudiés indiquent que les rendements des fonds avec de forts bêtas de sentiment négatifs sont inférieurs aux rendements des fonds avec de faibles bêtas de sentiment négatifs. Les résultats des fonds quantitatifs suggèrent aussi qu'en dehors des fonds à fort bêta de sentiment négatif, les fonds à exposition négative au sentiment performant mieux que les fonds à exposition positive au sentiment. En termes de rendement ajusté aux risques, les fonds IA à fort bêta de sentiment négatif performant mieux que les fonds à faible bêta de sentiment négatif. Mais, les alphas de ces fonds ne sont pas significatifs, ce qui correspond aux résultats de Chen et Ren (2022). Les résultats des fonds quantitatifs indiquent que les portefeuilles équipondérés à fort bêta de sentiment négatif performant moins bien que les portefeuilles à bêta de sentiment négatif et les portefeuilles à bêta de sentiment positif. Par contre, les portefeuilles de fonds quantitatifs pondérés par la valeur à bêta de sentiment négatif performant mieux que les portefeuilles à bêta de sentiment positif, mais seul ce dernier est statistiquement significatif. L'analyse multivariée des alphas mensuels des fonds sur les bêtas de sentiment suggère une corrélation négative entre le bêta de sentiment et la performance de ces fonds. Les résultats trouvés sont globalement conformes aux résultats de l'étude de Massa et Yadav (2015) qui indiquent une relation négative entre le bêta de sentiment des fonds et la performance des fonds.

Nous examinons ensuite l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds. Les résultats trouvés suggèrent que l'exposition des fonds IA au sentiment améliore

leurs performances. Par contre, l'exposition des fonds quantitatifs au sentiment a un effet négatif sur leurs performances. Nous nous concentrons sur les résultats des fonds quantitatifs en séparant les fonds avec des alphas positifs statistiquement significatifs des fonds avec des alphas négatifs statistiquement significatifs. Nous constatons que l'exposition de ces derniers au sentiment a un effet négatif sur leur performance. Nous trouvons aussi que la probabilité d'obtenir des alphas positifs statistiquement significatifs diminue avec la prise en compte du sentiment, alors que la probabilité d'obtenir des alphas négatifs statistiquement significatifs augmente en incluant le sentiment dans le modèle. Même si l'impact du sentiment dans notre étude n'est pas aussi significatif que dans l'étude de Bu (2019), nos résultats semblent aussi suggérer que le sentiment a une influence sur la performance des fonds. Il peut expliquer les alphas positifs et être en partie responsable des alphas négatifs des fonds.

Dans cette étude, nous nous intéressons également à l'effet du sentiment des investisseurs sur les flux nets de chaque catégorie de fonds. Les résultats indiquent que l'augmentation du sentiment des investisseurs entraîne une hausse des flux le mois suivant dans l'échantillon global et quand le sentiment est positif. Par contre, quand le sentiment est négatif, nous constatons une baisse des flux des fonds IA et un impact positif non significatif sur les fonds quantitatifs. Ces résultats sont cohérents avec la plupart des études (Bazley et al. (2021); Da et al. (2015); Indro (2004); Islam (2021)) qui indiquent qu'une hausse du sentiment des investisseurs entraîne des flux de fonds vers les fonds d'action. Les résultats indiquent aussi une relation négative et significative entre VIX et les flux ultérieurs des fonds d'action étudiés conformément aux résultats de Ben-Rephael et al. (2012) et Ederington et Golubeva (2011). Et une relation négative entre les rendements et les flux ultérieurs mensuels des fonds quantitatifs, conformément aux résultats des études de Warther (1995).

Les limites de cette étude résident dans la taille de notre échantillon de fonds IA. Nous ne recensons que dix fonds IA. Ces fonds sont relativement jeunes avec un âge moyen de 1.835 an.

9. Bibliographie

- Abis, S. (2020). Man vs. machine: Quantitative and discretionary equity management. *Working paper available at SSRN*, 61.
- Ahmed, P. et Nanda, S. (2005). Performance of Enhanced Index and Quantitative Equity Funds. *Financial Review*, 40(4), 459-479.
- Akhtar, S., Faff, R., Oliver, B. et Subrahmanyam, A. (2011). The power of bad: The negativity bias in Australian consumer sentiment announcements on stock returns. *Journal of banking & Finance*, 35(5), 1239-1249.
- Alexander, G. J. et Baptista, A. M. (2008). Active portfolio management with benchmarking: Adding a value-at-risk constraint. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(3), 779-820.
- Andrade, E. B. et Ariely, D. (2009). The enduring impact of transient emotions on decision making. *Organizational behavior and human decision processes*, 109(1), 1-8.
- Antoniou, C., Doukas, J. A. et Subrahmanyam, A. (2016). Investor sentiment, beta, and the cost of equity capital. *Management Science*, 62(2), 347-367.
- Aruoba, S. B., Diebold, F. X. et Scotti, C. (2009). Real-time measurement of business conditions. *Journal of Business & Economic Statistics*, 27(4), 417-427.
- Bailey, W., Kumar, A. et Ng, D. (2011). Behavioral biases of mutual fund investors. *Journal of Financial Economics*, 102(1), 1-27.
- Baker, M. et Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, 61(4), 1645-1680.
- Baker, M. et Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of economic perspectives*, 21(2), 129-151.
- Baker, M., Wurgler, J. et Yuan, Y. (2012). Global, local, and contagious investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 104(2), 272-287.
- Barber, B. M., Huang, X. et Odean, T. (2016). Which Factors Matter to Investors? Evidence from Mutual Fund Flows. *The Review of Financial Studies*, 29, 2600-2642.
- Barras, L., Gagliardini, P. et Scaillet, O. (2022). Skill, Scale, and Value Creation in the Mutual Fund Industry. *The journal of Finance*, 77(1), 601-638.

- Barras, L., Scaillet, O. et Wermers, R. (2010). False discoveries in mutual fund performance: Measuring luck in estimated alphas. *The journal of Finance*, 65(1), 179-216.
- Bartram, S. M., Branke, J. et Motahari, M. (2020). *Artificial intelligence in asset management*. CFA Institute Research Foundation.
- Bazley, W. J., Dayani, A. et Jannati, S. (2021). Transient emotions, perceptions of well-being, and mutual fund flows. *Finance Research Letters*, 41, 101825.
- Beaulieu, M.-C., Carrier, S. et Guimond, J.-F. (2015). Liquidité du marché des actions et rendements des fonds mutuels en temps de crise: évidence canadienne. *L'Actualité économique*, 91(4), 399-420.
- Beggs, W., Brogaard, J. et Hill-Kleespie, A. (2023). Quantitative investing and market instability. *Working paper available at SSRN*, 57.
- Ben-Rephael, A., Kandel, S. et Wohl, A. (2012). Measuring investor sentiment with mutual fund flows. *Journal of Financial Economics*, 104(2), 363-382.
- Bergstresser, D. et Poterba, J. (2002). Do after-tax returns affect mutual fund inflows? *Journal of Financial Economics*, 63(3), 381-414.
- Berk, Jonathan B. et Green, Richard C. (2004). Mutual Fund Flows and Performance in Rational Markets. *Journal of political Economy*, 112(6), 1269-1295.
- Berk, J. B. et van Binsbergen, J. H. (2015). Measuring skill in the mutual fund industry. *Journal of Financial Economics*, 118(1), 1-20.
- Black, F. (1986). Noise. *The journal of Finance*, 41(3), 528-543.
- Bonato, M., Gkillas, K., Gupta, R. et Pierdzioch, C. (2021). A note on investor happiness and the predictability of realized volatility of gold. *Finance Research Letters*, 39, 101614.
- Boudabbous, A., Boujelben, S. et Abdelhedi, M. (2021). The effect of the investors'sentiment on the trade-off between earnings management strategies: the case of tunisian market. *Asian Academy of Management Journal of Accounting & Finance*, 17(1).
- Brown, G. W. et Cliff, M. T. (2004). Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of Empirical Finance*, 11(1), 1-27.

- Brown, G. W. et Cliff, M. T. (2005). Investor sentiment and asset valuation. *The Journal of Business*, 78(2), 405-440.
- Brown, S. (2021). *Machine learning, explained*. MIT Sloan management.
- Bu, Q. (2019). Risk estimation bias and mutual fund performance. *Review of Behavioral Finance*, 11(4), 426-440. -0023
- Buczynski, W., Cuzzolin, F. et Sahakian, B. (2021). A review of machine learning experiments in equity investment decision-making: why most published research findings do not live up to their promise in real life. *International Journal of Data Science and Analytics*, 11(3), 221-242.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The journal of Finance*, 52(1), 57-82.
- Chang, Y. Y. C., Faff, R. W. et Hwang, C.-Y. (2012). Local and global sentiment effects, and the role of legal, information and trading environments. *Information and Trading Environments (February 28, 2012)*.
- Chen, H.-Y., Chen, H.-C. et Lai, C. W. (2021). Internet search, fund flows, and fund performance. *Journal of banking & Finance*, 129, 106166.
- Chen, H., De, P., Hu, Y. et Hwang, B.-H. (2014). Wisdom of crowds: The value of stock opinions transmitted through social media. *The Review of Financial Studies*, 27(5), 1367-1403.
- Chen, R. et Ren, J. (2022). Do AI-powered mutual funds perform better? *Finance Research Letters*, 47, 102616.
- Chen, Y.-W., Chou, R. K. et Lin, C.-B. (2019). Investor sentiment, SEO market timing, and stock price performance. *Journal of Empirical Finance*, 51, 28-43.
- Cheraghali, H., Igeh, S. A., Lin, K.-H., Molnár, P. et Wijerathne, I. (2022). Online attention and mutual fund performance: Evidence from Norway. *Finance Research Letters*, 49, 103139.
- Chiu, H.-H. et Kini, O. (2014). Equity issuances, equity mutual fund flows, and noise trader sentiment. *Review of Finance*, 18(2), 749-802.
- Chrétien, S. et Kammoun, M. (2024). Performance Evaluation Disagreement: Determinants and Impact on Fund Flows. *Financial Services Review: The Journal of Individual Financial Management*, 32(1), 63-94.

- Coleman, B., Merkley, K. et Pacelli, J. (2022). Human versus machine: A comparison of robo-analyst and traditional research analyst investment recommendations. *The Accounting Review*, 97(5), 221-244.
- Coval, J. et Stafford, E. (2007). Asset fire sales (and purchases) in equity markets. *Journal of Financial Economics*, 86(2), 479-512.
- Cox, C. C. (2017). A comparison of active and passive portfolio management.
- D'Acunto, F., Prabhala, N. et Rossi, A. G. (2019). The Promises and Pitfalls of Robo-Advising. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1983-2020.
- Da, Z., Engelberg, J. et Gao, P. (2011). In search of attention. *The journal of Finance*, 66(5), 1461-1499.
- Da, Z., Engelberg, J. et Gao, P. (2015). The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices. *The Review of Financial Studies*, 28(1), 1-32.
- Das, K. K. et Ali, S. (2020). The role of digital technologies on growth of mutual funds industry: An empirical study. *International Journal of Research in Business and Social Science (2147-4478)*, 9(2), 171-176.
- De Bondt, W. F. M. et Thaler, R. (1985). Does the Stock Market Overreact? *The journal of Finance*, 40(3), 793-805.
- De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H. et Waldmann, R. J. (1990). Noise trader risk in financial markets. *Journal of political Economy*, 98(4), 703-738.
- DeBondt, W., Forbes, W., Hamalainen, P. et Gulnur Muradoglu, Y. (2010). What can behavioural finance teach us about finance? *Qualitative Research in Financial Markets*, 2(1), 29-36.
- Derigs, U. et Nickel, N.-H. (2003). Meta-heuristic based decision support for portfolio optimization with a case study on tracking error minimization in passive portfolio management. *OR Spectrum*, 25, 345-378.
- DeVault, L., Sias, R. et Starks, L. (2019). Sentiment metrics and investor demand. *The journal of Finance*, 74(2), 985-1024.
- Dyer, T., Guest, N. et Yu, E. (2024). New accounting standards and the performance of quantitative investors. *Journal of Accounting and Economics*, 101740.

- Ederington, L. H. et Golubeva, E. V. (2011). The impact of stock market volatility expectations on investor behavior: Evidence from aggregate mutual fund flows. *Working paper available at SSRN*, 39.
- Elton, E. J., Gruber, M. J., Brown, S. J. et Goetzmann, W. N. (2009). *Modern portfolio theory and investment analysis*. John Wiley & Sons.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets. *Journal of finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, E. F. et French, K. R. (1993, 1993/02/01/). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56.
- Fama, E. F. et French, K. R. (2010). Luck versus skill in the cross-section of mutual fund returns. *The journal of finance*, 65(5), 1915-1947.
- Fama, E. F. et French, K. R. (2018). Choosing factors. *Journal of Financial Economics*, 128(2), 234-252.
- Fink, M. P. (2011). *The Rise of Mutual Funds An Insider's View*. Oxford University Press.
- Frazzini, A. et Lamont, O. A. (2008). Dumb money: Mutual fund flows and the cross-section of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 88(2), 299-322.
- Garcia, D. (2013). Sentiment during recessions. *The journal of Finance*, 68(3), 1267-1300.
- Gillam, R. A., Guerard Jr, J. B. et Cahan, R. (2015). News volume information: Beyond earnings forecasting in a global stock selection model. *International Journal of Forecasting*, 31(2), 575-581.
- Grobys, K., Kolari, J. W. et Niang, J. (2022). Man versus machine: on artificial intelligence and hedge funds performance. *Applied Economics*, 54(40), 4632-4646.
- Gruber, M. J. (1996). Another puzzle: The growth in actively managed mutual funds. *The journal of Finance*, 51(3), 783-810.
- Gupta, R., Hammoudeh, S., Modise, M. P. et Nguyen, D. K. (2014). Can economic uncertainty, financial stress and consumer sentiments predict US equity premium? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 33, 367-378.
- Haroon, O. et Rizvi, S. A. R. (2020). COVID-19: Media coverage and financial markets behavior—A sectoral inquiry. *Journal of behavioral and experimental finance*, 27, 100343.

- Harvey, C. R. et Liu, Y. A. N. (2022). Luck versus Skill in the Cross Section of Mutual Fund Returns: Reexamining the Evidence. *The journal of Finance*, 77(3), 1921-1966.
- Harvey, C. R., Rattray, S., Sinclair, A. et Van Hemert, O. (2017). Man vs. Machine: Comparing Discretionary and Systematic Hedge Fund Performance. *Journal of Portfolio Management*, 43(4), 55-69.
- He, Y., Qu, L., Wei, R. et Zhao, X. (2022). Media-based investor sentiment and stock returns: a textual analysis based on newspapers. *Applied Economics*, 54(7), 774-792.
- Hirshleifer, D. (2001). Investor psychology and asset pricing. *The journal of Finance*, 56(4), 1533-1597.
- Huang, D., Jiang, F., Tu, J. et Zhou, G. (2015). Investor sentiment aligned: A powerful predictor of stock returns. *The Review of Financial Studies*, 28(3), 791-837.
- Hull, J. (2012). *Risk management and financial institutions* (vol. 733). John Wiley & Sons.
- Indro, D. C. (2004). Does Mutual Fund Flow Reflect Investor Sentiment? *Journal of Behavioral Finance*, 5(2), 105-115.
- Islam, M. A. (2021). Investor sentiment in the equity market and investments in corporate-bond funds. *International Review of Financial Analysis*, 78, 101898.
- Jansen, W. J. et Nahuis, N. J. (2003). The stock market and consumer confidence: European evidence. *Economics letters*, 79(1), 89-98.
- Kammoun, M., Tandja M, D. C. et Essaddam, N. (2024). Do policy uncertainty and ESG sentiment drive ESG commitment of green funds? *Journal of Climate Finance*, 8, 100044.
- Kamstra, M. J., Kramer, L. A., Levi, M. D. et Wermers, R. (2017). Seasonal asset allocation: Evidence from mutual fund flows. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 52(1), 71-109.
- Khan, M. A., Hernandez, J. A. et Shahzad, S. J. H. (2020). Time and frequency relationship between household investors' sentiment index and US industry stock returns. *Finance Research Letters*, 36, 101318.
- Kharde, V. A. et Sonawane, S. S. (2016). Sentiment analysis of twitter data: a survey of techniques. *International Journal of Computer Applications*, 139.

- Kıyılar, M. et Akkaya, M. (2016). Davranışsal finans. *İstanbul: Literatür Yayıncılık*.
- Koo, B., Chae, J. et Kim, H. (2019). Does internet search volume predict market returns and investors' trading behavior? *Journal of Behavioral Finance*, 20(3), 316-338.
- Kosowski, R., Timmermann, A., Wermers, R. et White, H. (2006). Can mutual fund "stars" really pick stocks? New evidence from a bootstrap analysis. *The journal of Finance*, 61(6), 2551-2595.
- Lamontagne, R. A. (2001). *La planification financière personnelle, 2e édition*. Presses de l'Université du Québec.
- Lee, C. M., Shleifer, A. et Thaler, R. H. (1991). Investor sentiment and the closed-end fund puzzle. *The journal of Finance*, 46(1), 75-109.
- Lee, W. Y., Jiang, C. X. et Indro, D. C. (2002). Stock market volatility, excess returns, and the role of investor sentiment. *Journal of banking & Finance*, 26(12), 2277-2299.
- Lemmon, M. et Portniaguina, E. (2006). Consumer confidence and asset prices: Some empirical evidence. *The Review of Financial Studies*, 19(4), 1499-1529.
- Li, X. (2021). Does Chinese investor sentiment predict Asia-Pacific stock markets? Evidence from a nonparametric causality-in-quantiles test. *Finance Research Letters*, 38, 101395.
- Lipton, A. (2021). The man who solved the market: How Jim Simons Launched the Quant Revolution. *Quantitative Finance*, 21(7), 1077-1081.
- Manda, V. K. et SS, P. R. (2018). Blockchain technology for the mutual fund industry. Dans. National Seminar on Paradigm Shifts in Commerce and Management.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Massa, M. et Yadav, V. (2015). Investor sentiment and mutual fund strategies. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 50(4), 699-727.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N. et Shannon, C. E. (2006). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. *AI Magazine*, 27(4), 12-12.
- Prasad, S., Mohapatra, S., Rahman, M. R. et Puniyani, A. (2023). Investor Sentiment Index: A Systematic Review. *International Journal of Financial Studies*, 11(1), 6.

- Ren, R., Wu, D. D. et Liu, T. (2019). Forecasting Stock Market Movement Direction Using Sentiment Analysis and Support Vector Machine. *IEEE Systems Journal*, 13(1), 760-770.
- Ritter, J. R. (2003). Behavioral finance. *Pacific-Basin Finance Journal*, 11(4), 429-437.
- Salisu, A. A. et Vo, X. V. (2020). Predicting stock returns in the presence of COVID-19 pandemic: The role of health news. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101546.
- Sapp, T. et Tiwari, A. (2004). Does stock return momentum explain the “smart money” effect? *The journal of Finance*, 59(6), 2605-2622.
- Shefrin, H. (2009). Behavioralizing Finance. *Foundations and Trends in Finance*, 4(1-2), 1-184.
- Shefrin, H. et Statman, M. (1985). The disposition to ride winners too long and sell losers too soon: Theory and evidence. *Journal of finance*, 41, 774-790.
- Shefrin, H. et Statman, M. (1994). Behavioral Capital Asset Pricing Theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 29(3), 323-349.
- Shefrin, H. et Statman, M. (2000). Behavioral portfolio theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(2), 127-151.
- Shen, D., Liu, L. et Zhang, Y. (2018). Quantifying the cross-sectional relationship between online sentiment and the skewness of stock returns. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 490, 928-934.
- Shen, J., Yu, J. et Zhao, S. (2017). Investor sentiment and economic forces. *Journal of Monetary Economics*, 86, 1-21.
- Shiller, R. J. (1981). Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? *American Economic Review*, 71, 421-436.
- Shiller, R. J. (1987). Investor behavior in the October 1987 stock market crash : survey evidence. *National Bureau of Economics Research Working Paper*, 43.
- Siegel, J. J. (1992). Equity risk premia, corporate profit forecasts, and investor sentiment around the stock crash of October 1987. *Journal of Business*, 557-570.
- Siganos, A., Vagenas-Nanos, E. et Verwijmeren, P. (2014). Facebook's daily sentiment and international stock markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 107, 730-743.

- Siganos, A., Vagenas-Nanos, E. et Verwijmeren, P. (2017). Divergence of sentiment and stock market trading. *Journal of banking & Finance*, 78, 130-141.
- Sirri, E. R. et Tufano, P. (1998). Costly search and mutual fund flows. *The journal of Finance*, 53(5), 1589-1622.
- Song, Y. (2020). The Mismatch Between Mutual Fund Scale and Skill. *The journal of Finance*, 75(5), 2555-2589.
- Sun, Y., Zeng, X., Zhou, S., Zhao, H., Thomas, P. et Hu, H. (2021). What investors say is what the market says: measuring China's real investor sentiment. *Personal and Ubiquitous Computing*, 25, 587-599.
- Thaler, R. H. (2000). From homo economicus to homo sapiens. *Journal of economic perspectives*, 14(1), 133-141.
- Tversky, A. et Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty. *science*, 185(4157), 1124-1131.
- Wang, J., Cao, S., Yang, B. et Jiang, W. (2021). From Man vs. Machine to Man+ Machine: The Art and AI of Stock Analyses.
- Wang, W. (2020). Institutional investor sentiment, beta, and stock returns. *Finance Research Letters*, 37, 101374.
- Warther, V. A. (1995). Aggregate mutual fund flows and security returns. *Journal of Financial Economics*, 39(2), 209-235.
- Yu, J. et Yuan, Y. (2011). Investor sentiment and the mean–variance relation. *Journal of Financial Economics*, 100(2), 367-381.
- Zhang, J., Peng, Z., Zeng, Y. et Yang, H. (2023). Do big data mutual funds outperform? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 88, 101842.
- Zheng, L. (1999). Is money smart? A study of mutual fund investors' fund selection ability. *The journal of Finance*, 54(3), 901-933.
- Zheng, Y., Osmer, E. et Zhang, R. (2018). Sentiment hedging: How hedge funds adjust their exposure to market sentiment. *Journal of banking & Finance*, 88, 147-160.
- Zhu, M. (2018). Informative fund size, managerial skill, and investor rationality. *Journal of Financial Economics*, 130(1), 114-134.

- Zouaoui, M., Nouyrigat, G. et Beer, F. (2011). L'apport du sentiment de l'investisseur dans l'explication des crises boursières : une analyse en données de panel. *Management & Avenir*, 41(1), 351-368.
- Zweig, M. E. (1973). An investor expectations stock price predictive model using closed-end fund premiums. *The journal of Finance*, 28(1), 67-78.