

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

**L'impact du sentiment des investisseurs sur les fonds négociés en bourse
investissant dans les cryptomonnaies**

Mémoire

Comme exigence pour la Maîtrise en Économie Financière

ANDERSON FASSIET YAO

Sous la direction de :

MANEL KAMMOUN, PhD

Avril 2026

Résumé

Ce mémoire analyse l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds négociés en bourse (FNB) américains investissant dans les cryptomonnaies. L'échantillon se compose de 143 FNB. Les données de notre échantillon sont extraites de la base « Morningstar Direct » sur une période allant de février 2018 à décembre 2025. En suivant l'approche de Bu (2021), nous analysons la probabilité de surperformance avant et après l'ajout de deux différentes variables de sentiment dans les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Le premier indice de sentiment que nous utilisons est le "Fear and Greed Index" (FGI), et le second est le Compass SESAMm Crypto Sentiment Index (Cscsi20).

Les résultats montrent que l'indice de sentiment FGI a un impact positif et significatif sur la performance de la majorité des fonds de l'échantillon global. La probabilité de surperformance diminue après son ajout dans les différents modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Quant au Cscsi20, il présente des résultats plus nuancés qui varient selon le modèle d'estimation et la période considérée. L'ajout du Cscsi20 entraîne une augmentation de la probabilité de surperformance. Ces différents résultats s'expliquent en partie par la nature des deux indices. Le FGI mesure uniquement les émotions des investisseurs sur le Bitcoin, tandis que le Cscsi20 est un indice composite construit sur 20 cryptomonnaies dont les pondérations intègrent la liquidité, la capitalisation boursière et le sentiment.

Table des matières

Résumé.....	i
Table des matières	ii
Liste des figures	iii
Liste des tableaux.....	iv
Liste des abréviations.....	v
Remerciements.....	vi
1. Introduction	1
2. Mise en contexte	4
2.1 Les fonds mutuels.....	4
2.1.1 L'industrie des fonds mutuels	4
2.1.2 Les stratégies de gestion dans l'industrie des fonds mutuels	6
2.1.3 Les Fonds Négociés en Bourse	7
2.1.3.1 Définition et fonctionnement des FNB.....	7
2.2.2 Les avantages et Inconvénients	9
2.2 Le marché des cryptomonnaies	12
3. Revue de la littérature	15
3.1 Théories sur le comportement des investisseurs	15
3.2 L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des fonds mutuels.....	19
3.3 L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB	22
3.4 L'impact du sentiment des investisseurs sur le marché des cryptomonnaies	24
3.5 La performance des fonds mutuels investissant dans les cryptomonnaies.....	28
4. Question et Hypothèses de recherche	30
5. Méthodologie	32
6 Données et statistiques	34
6.1 Données	34
6.2 statistiques	34
7. Résultats	37
8. Conclusion	57
9. Références	58

Liste des figures

Figure 1 : Évolution des actifs totaux du marché des FNB	9
Figure 2 : Capitalisation globale du marché des cryptomonnaies	14

Liste des tableaux

Tableau 1: Statistiques descriptives des rendements des FNB et des facteurs de Fama et French (2018).....	36
Tableau 2: Matrice de corrélation	36
Tableau 3 : Probabilités de performances	40
Tableau 4 : Probabilités de performances ajustées au sentiment	40
Tableau 5 : Fonds gagnants et les modèles Fama et French (2015) et Fama et French (2018)	43
Tableau 6 : Fonds gagnants ajustés au sentiment FGI	43
Tableau 7 : Proportion de fonds selon le signe et la significativité du sentiment des investisseurs	45
Tableau 8 : probabilité de surperformance et niveau de sentiment.....	47
Tableau 9 : Probabilité de surperformances ajustées au sentiment FGI	47
Tableau 10 : Probabilités de performances ajustées au sentiment Cscsi20	49
Tableau 11 : Fonds gagnants ajustés au sentiment Cscsi20	51
Tableau 12 : Proportion de fonds selon le signe et la significativité du coefficient du sentiment (γ) Cscsi20.....	54
Tableau 13 : probabilité de surperformance Cscsi20	56
Tableau 14 : probabilité de surperformance et niveau de sentiment Cscsi20	56

Liste des abréviations

FNB : Fonds négociés en bourse

FGI : Fear Greed Index

Remerciements

Je souhaite premièrement remercier ma directrice de mémoire, madame Manel Kammoun, professeure à l'Université du Québec en Outaouais, pour sa rigueur, ses précieux conseils et sa disponibilité. Son sens du travail bien fait et son suivi attentif ont été déterminants dans l'aboutissement de ce mémoire.

J'adresse également mes remerciements aux membres du jury pour avoir consacré leur temps et leur expertise à évaluer ce travail. Mes remerciements s'adressent aussi aux enseignants du département des sciences administratives de l'Université du Québec en Outaouais.

Je tiens enfin à exprimer toute ma gratitude à mon père Yao François et à ma mère Yao Patricia pour leurs sacrifices et leurs prières.

1. Introduction

Le développement des nouvelles technologies, l'amélioration de l'accès à l'information et l'ouverture progressive des marchés boursiers contribuent à rendre l'investissement accessible à un nombre croissant de ménages (Campbell, 2006). Les agents économiques recherchent de plus en plus des moyens simples afin de placer leur épargne ou diversifier leurs portefeuilles. Face à cette demande croissante, de nouveaux produits financiers se développent et facilitent l'accès des investisseurs aux marchés financiers. Parmi ces produits, il existe les fonds mutuels, qui occupent aujourd'hui une place centrale dans l'industrie de la gestion d'actifs.

Un fonds mutuel est un instrument de placement qui regroupe les sommes reçues d'investisseurs et qui place ces sommes dans divers titres, dont des actions, des obligations et des instruments du marché monétaire (CSI, 2017). Depuis leur apparition, les fonds mutuels enregistrent une croissance remarquable. Aux États-Unis, les fonds mutuels gèrent un actif net total de 18 746 milliards de dollars américains en 2018 qui passe à 28 500 milliards de dollars américains en 2024, soit un taux de croissance de 52,4%¹. Cette croissance montre l'importance des fonds mutuels dans les choix d'investissements des investisseurs.

En plus des fonds mutuels, d'autres instruments de placements tels que les fonds négociés en bourse (FNB) se développent. Les FNB permettent aux investisseurs d'obtenir un portefeuille diversifié comme les fonds mutuels, mais se différencient par leurs modes de négociation. Contrairement aux fonds mutuels, dont les transactions s'effectuent à une valeur liquidative, les FNB se négocient en continu sur le marché boursier comme les actions. En 2018, les FNB gèrent un actif net total de 3 400 milliards contre un actif net total de 10 300 milliards en 2024². Cette croissance s'explique par des frais de gestion plus faibles et une meilleure transparence concernant leur composition ainsi que la possibilité

¹ Voir l'investment company fact book 2018, Voici le lien : <https://www.ici.org/search?keys=factbook+2018>

² Voir l'Investment company fact book 2025, voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

d'acheter ou de vendre à tout moment (Gamble IV, 2020). Aujourd'hui, il existe des FNB couvrant une grande variété d'actifs tels que les actions, les obligations, les matières premières et les cryptomonnaies.

Après la crise financière de 2008, une nouvelle classe d'actif appelé cryptomonnaie émerge dans une ère marquée par une perte de confiance envers les institutions financières. Les cryptomonnaies sont des actifs numériques sécurisés par la cryptographie. Ils fonctionnent sur une infrastructure décentralisée appelée « blockchain » (El Hajj et Farran, 2024). La première et la plus célèbre monnaie virtuelle est le « Bitcoin », qui a été créé en 2009 par « Satoshi Nakamoto » (Härdle et al., 2020). Baur et al. (2018) montre qu'au lieu d'être utilisé comme une monnaie, le bitcoin est utilisé comme un actif spéculatif. Cet aspect suscite l'intérêt des investisseurs qui cherchent à réaliser un profit et explique également pourquoi les fonds cherchent une exposition aux cryptomonnaies.

Le marché des cryptomonnaies est très volatil et réagit rapidement aux nouvelles ou aux perceptions (Katsiampa, 2017). Les décisions d'investissement peuvent être influencées par la peur ou l'optimisme (Baker et Wurgler, 2007). En effet, Barberis et Thaler (2003) soulignent que les émotions ou effets passagers influencent les décisions financières. Lorsque le sentiment est élevé, les investisseurs prennent davantage de risque, tandis qu'un sentiment en baisse les conduit à devenir plus prudents et réduire leurs expositions au risque (Baker et Wurgler, 2007). Le sentiment peut ainsi jouer un rôle important sur les décisions d'investissements. Ces changements de stratégie d'investissements peuvent influencer les flux de capitaux et même la performance des produits d'investissements.

Malgré l'intérêt croissant des investisseurs pour les cryptomonnaies et les produits qui y sont liés, la littérature présente plusieurs résultats sur l'impact du sentiment des investisseurs. Certaines études (Barberis et Thaler, 2003; Nabosu et al., 2022 et Moodley et al., 2025) analysent l'effet du sentiment sur les marchés traditionnels telles que les actions, obligations, indices boursiers. D'autres études (Sapkota, 2022 et Conlon et al., 2025) analysent directement le rôle du sentiment des investisseurs sur la performance des produits financiers liés aux cryptomonnaies. Sapkota (2022) montre que le sentiment des nouvelles mesuré à partir des articles de presse affecte la volatilité du bitcoin. Conlon et al.

(2025) analysent la performance des fonds qui investissent dans les cryptomonnaies. Toutefois, la littérature n'examine pas directement la relation entre le sentiment des investisseurs et la performance des FNB qui investissent dans les cryptomonnaies. Ainsi, la contribution de ce mémoire consiste à analyser cette relation. La question de recherche se présente comme suit : Quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB américains qui investissent dans les cryptomonnaies ? L'objectif de ce mémoire est de mesurer l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB américains qui investissent dans les cryptomonnaies.

Ce mémoire s'organise autour de huit sections principales. Après l'introduction, nous présentons l'industrie des fonds mutuels dans la deuxième section. La troisième section présente une revue de littérature sur l'impact du sentiment des investisseurs sur les fonds négociés en bourse investissant dans les cryptomonnaies. La quatrième section expose les questions et hypothèses de recherche. La cinquième section décrit notre méthodologie. La sixième section présente les données. Dans la septième section, nous présentons et interprétons les résultats. Enfin dans la huitième section nous effectuons une conclusion générale du présent mémoire et ouvrons des pistes pour des recherches futures.

2. Mise en contexte

Cette section présente une mise en contexte de l'industrie des fonds mutuels. Dans cette section, nous abordons la définition, le fonctionnement, les avantages et inconvénients des FNB. Nous terminons ensuite cette deuxième partie, par l'explication du fonctionnement du marché des cryptomonnaies.

2.1 Les fonds mutuels

2.1.1 L'industrie des fonds mutuels

Un fond mutuel est un organisme de placement collectif qui met en commun l'épargne de plusieurs investisseurs et l'investit dans un portefeuille diversifié d'instruments financiers. Dans la plupart des cas, il s'agit d'un fonds ouvert qui rachète les parts des investisseurs à la valeur liquidative³. Depuis plusieurs décennies, les fonds mutuels enregistrent une bonne croissance qui s'explique par l'élargissement des produits offert par les sociétés de gestion, un environnement macroéconomique plus favorable et la bonne performance des marchés boursiers. L'industrie des fonds d'investissement connaît une croissance continue à l'échelle mondiale. Ainsi à la fin de l'année 2024, les fonds réglementés ouverts qui incluent les fonds mutuels, les FNB et les fonds institutionnels gèrent un actif net total de 73,9 milliards de dollars américains et compte 143 858 fonds réglementés, contre un actif net de 46,7 milliards de dollars américains et 118 978 fonds règlementés en 2018 ⁴.

Sur le marché mondial, la diversité du secteur des fonds mutuels se reflète aussi dans la répartition des types de fonds. Les fonds d'actions représentent 33% de l'industrie, les fonds obligataires comptent pour 25%, les fonds équilibrés pour 17%, les fonds monétaires à hauteur de 23% et d'autres catégories constituent les derniers 2%. En 2024 sur le marché mondial, les fonds d'actions sont en tête avec 35700 milliards de dollars d'actifs, soit une hausse de 12% sur une année. Les fonds obligataires totalisent 13800 milliards (7%), tandis que les fonds de marché monétaire atteignent 11600, soutenus par une forte demande pour des placements liquides et à faible risque. Les fonds équilibrés ont 7400 milliards et les

³ Voici le lien: https://www.jec.senate.gov/public/_cache/files/24dfa25b-ac0d-44c3-a141-cb5c834d39c1/the-mutual-fund-industry---feb-2002.pdf

⁴ Voir l'« Investment company Fact Book 2019 ». Voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

autres catégories (immobiliers, garantis, etc.) complètent le total avec environ 6400 milliards⁵. En termes de flux, les ventes nettes mondiales de fonds à long terme en 2024 atteignent 2,3 milliards de dollars américains de dollars, soit trois fois plus qu'en 2023. Les obligations captent l'essentiel des entrées nettes avec 1,4 milliard de dollars, portées par l'anticipation de baisses de taux, suivies par les actions avec 909 milliards de dollars. Les fonds de marché monétaire enregistrent aussi 1,5 milliard de dollars américains d'entrées nettes, plus de la moitié provenant des États-Unis⁶.

Les fonds mutuels jouent un rôle croissant dans les marchés financiers mondiaux. En 2024, ils représentent 27 % de la valeur totale des marchés mondiaux d'actions et d'obligations, contre 24 % dix ans plus tôt. Les marchés mondiaux de capitaux actions et obligations atteignent 277100 milliards de dollars américains, dont 73900 milliards sont détenus par les fonds réglementés. Cette progression montre que ces fonds sont devenus un canal majeur de financement pour les entreprises, les gouvernements et les ménages⁷.

En 2018, sur le marché américain (43.9 %) des ménages détenaient des fonds d'investissement, avec une médiane d'avoir de 150 000 dollars américains⁸. En 2024, cette proportion augmente à 56 % des ménages, avec une médiane de 125 000⁹. La structure de détention varie selon le type d'économie. Aux États-Unis, les ménages détiennent une part beaucoup plus importante de leur richesse financière en fonds réglementés que dans les économies dites bancaires comme l'Union européenne ou le Japon. Dans l'Union européenne, 32 % de la richesse financière des ménages est placée en dépôts bancaires et 12 % en fonds réglementés. Au Japon, ces proportions sont respectivement de 51 % et 6 %. Cette différence illustre le rôle dominant des marchés financiers dans le financement de l'économie américaine, par rapport aux systèmes bancaires plus traditionnels¹⁰.

Sur le plan géographique, les États-Unis dominent le marché mondial, avec 38,8 milliards de dollars américains, ce qui représente 53 % des actifs nets mondiaux. L'Europe

⁵ Voir figure 1.2 de l'« Investment company Fact Book 2025 ». Voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

⁶ Voir figure 1.4 de l'« Investment company Fact Book 2025 ». Voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

⁷ Voir figure 1.8 de l'« Investment company Fact Book 2025 ». Voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

⁸ Voir l'« investment company Fact Book 2019 » section « Characteristics of Mutual Fund Owners », voir le lien suivant : <https://www.ici.org/search?keys=factbook+2019>

⁹ Voir l'« Investment company Fact Book 2025, section « Characteristics of US Mutual Fund Owners », voir le lien suivant : <https://www.icifactbook.org/>

¹⁰ Voir la figure 1.9 de l'« Investment company Fact Book 2025 ». Voici le lien : <https://www.icifactbook.org/>

suit avec 23 milliards de dollars soit 31%, la région Asie-Pacifique avec 8,1 milliards (11%) et enfin le reste du monde avec 4 milliards soit 5%. Cette répartition souligne le rôle important que jouent des cadres réglementaires robustes comme celui des États-Unis ou le régime « Undertakings for Collective Investment in Transferable Securities » en Europe, qui facilitent la distribution transfrontalière et attirent les capitaux internationaux.

En résumé, l'industrie mondiale des fonds mutuels est dominée par quelques grandes régions, avec une forte concentration aux États-Unis et en Europe. Elle dispose d'une structure diversifiée, d'une capacité à attirer des capitaux à long terme et d'un rôle croissant dans le financement de l'économie mondiale.

2.1.2 Les stratégies de gestion dans l'industrie des fonds mutuels

Dans l'industrie des fonds mutuels, il existe deux grandes approches de gestion qui sont la gestion active et la gestion passive (Cox, 2017). La gestion active repose sur le fait que le gestionnaire cherche à battre les rendements du marché en exploitant les inefficiences du marché. Elle consiste à une sélection des titres à partir d'analyses économiques, fondamentales et sectorielles, avec aussi un ajustement des pondérations selon le profil de risque et les perspectives de rendements des actifs. Mais cette stratégie engendre des coûts importants qui proviennent de la recherche, l'arbitrage et des transactions fréquentes. Wermers (2000) démontre que les fonds actifs détiennent des actions qui surpassent le marché d'environ 1.3% par an. Cependant, cette surperformance n'inclut pas les frais de gestion et des coûts de transaction qui représente en moyenne 1.6%. En tenant compte de ces frais, le rendement net des fonds actifs devient inférieur d'environ 1% par rapport au marché. Ces résultats démontrent que même si les gestionnaires sont capables de repérer des titres performants, les coûts associés à cette gestion active viennent souvent neutraliser les gains potentiels.

D'un autre côté, la gestion passive consiste à construire un portefeuille qui reflète fidèlement un indice boursier de référence. La gestion passive suppose que les marchés financiers sont efficaces, c'est-à-dire que toute l'information disponible est immédiatement intégrée dans les prix des actifs. Il n'est donc pas pertinent d'essayer d'avoir des rendements meilleurs que le marché (Fama, 1970). Le gestionnaire de fonds cherche donc à simplement reproduire la performance d'un indice, en investissant dans les

mêmes titres et selon les mêmes pondérations. Cette approche de gestion conduit à la création de fonds indiciels et de FNB, qui ont des frais de gestion plus faibles que les fonds activement gérés. Selon Amenc et Le Sourd (2003) cette stratégie repose sur une structure stable, avec peu de transactions et une méthode d'investissement dite « buy and hold ». Cette stratégie limite non seulement les coûts, mais aussi les erreurs liées aux anticipations du gestionnaire. De plus, cette stratégie permet d'offrir une diversification simple et accessible, sans devoir analyser chaque titre individuellement. Il existe même des fonds indiciels inclinés « tilted index funds » qui bien que fondés sur la gestion passive, incorporent certains facteurs de risque spécifiques (comme la taille ou la valeur comptable¹¹) afin de viser une performance légèrement supérieure à celle de l'indice. Cette forme hybride permet d'ajouter un certain potentiel de rendement tout en conservant les avantages liés à la simplicité et aux faibles coûts de la gestion passive.

En résumé la gestion passive, vise simplement à répliquer un indice de référence avec une stratégie stable et peu coûteuse. La gestion active quant à elle repose sur l'analyse et les prévisions dans le but de battre le marché, mais elle engendre des frais plus élevés¹².

2.1.3 Les Fonds Négociés en Bourse

2.1.3.1 Définition et fonctionnement des FNB

Les FNB sont des portefeuilles de titres constitués comme des fonds mutuels, mais négociés comme des actions individuelles à la bourse (CSI, 2017). Les FNB se négocient comme des actions en bourse. Cette caractéristique commune aux actions permet aux FNB d'être achetés ou vendus à tout moment lorsqu'ils sont sur le marché (Rompotis, 2010). Ils calculent une valeur liquidative chaque jour, et leur prix en bourse peut légèrement varier dans la journée. Toutefois, un mécanisme d'arbitrage aide à garder le prix proche de la valeur liquidative en permettant à certains banques d'investissements ou grandes firmes de courtage appelées courtiers en valeurs mobilières de créer ou racheter des parts contre un

¹¹ « Valeur comptable désigne la valeur comptable des entreprises détenues par les fonds. Voir page 3 de article « Common risk factors in the return on stocks and bonds »: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://www.bauer.uh.edu/rsusmel/phd/Fama-French_JFE93.pdf »

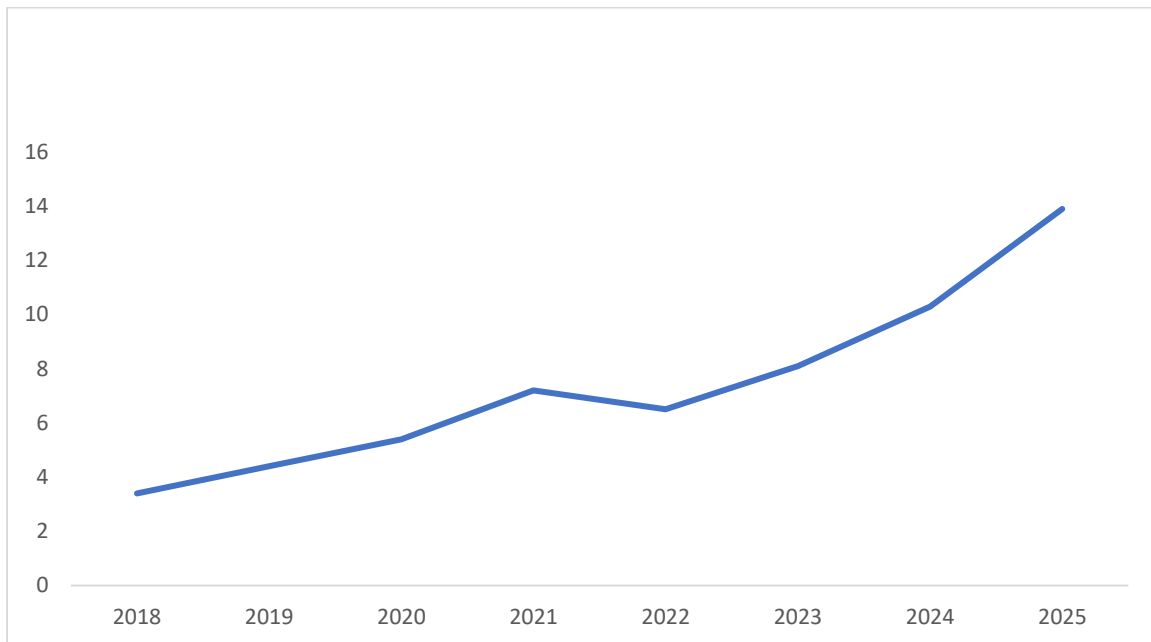
¹² Autorité des marchés publics. Frais liés aux fonds communs de placement. Voir : « <https://lautorite.qc.ca/grand-public/investissements/fonds/frais-lies-aux-fonds-communs-de-placement> »

panier d'actifs équivalent (Rompotis, 2010). Ces participants autorisés, souvent des institutions interviennent pour corriger les écarts entre le prix de marché et la valeur liquidative. Ces interventions assurent une bonne stabilité du prix et renforcent la confiance des investisseurs. La majorité des FNB sont gérés passivement, ils suivent un indice au lieu d'essayer de le battre. Cette gestion passive permet de réduire les frais de gestion grâce à moins de recherches et d'opérations de négociation.

En 1993, un FNB voit le jour aux États-Unis, il s'agit du « SPDR S&P 500 ». Ce fonds vise à reproduire la performance de l'indice « S&P 500 », qui regroupe les 500 plus grandes entreprises américaines. Depuis, le marché des FNB connaît une bonne croissance et se développe avec de nouveaux types de FNB. Il existe des FNB thématiques liés à la technologie ou au climat, des FNB sur des matières premières, cryptomonnaies, ainsi que des versions avancées comme les FNB à effet de levier ou inversés (Cheng et Madhavan, 2009). Cette évolution s'observe aussi dans la valeur des actifs détenus par les FNB. En effet, à la fin de 2018, le marché américain compte 1 988 FNB pour un actif net total de 3,4 billions de dollars. De plus, environ 7,9 millions de ménages américains, soit près de 6 % des ménages, détiennent des FNB. En 2025, le marché américain compte 3 637 FNB et 10,3 billions de dollars d'actifs nets, tandis que 16,9 millions de ménages, soit 13 % des ménages américains détiennent des FNB. Les ménages détenteurs de FNB présentent un revenu médian de 130 000 dollars en 2018 et de 140 000 dollars en 2025, ainsi que des actifs financiers médians de 500 000 dollars sur les deux périodes. Ces résultats montrent que les FNB ont pris une place croissante dans les portefeuilles des ménages américains¹³.

¹³« Investment Company Fact Book 2025, section US Exchange Traded Funds voir lien suivant :<https://www.icifactbook.org/> »

Figure 1 : Évolution des actifs totaux du marché des FNB



Note : Cette figure présente l'évolution annuelle des actifs totaux du marché des FNB aux États-Unis sur la période allant de 2018 à 2025. Les actifs sont exprimés en milliards de dollars américains. Les données proviennent des différents « Investment Company Fact Book » de l'« Investment Company Institute¹⁴ ».

2.2.2 Les avantages et Inconvénients

À travers les FNB, l'investisseur accède au marché sans acheter chaque titre individuellement. En une seule transaction, l'investisseur peut investir dans un ensemble diversifié de titres comme (des actions ou des obligations) qui représente un indice marché. Par exemple, un investisseur qui place son argent dans un FNB qui réplique le S&P 500 investit directement dans les 500 plus grandes entreprises cotées aux États-Unis, sans avoir à acheter chaque action individuellement. Un autre aspect positif des FNB est la gestion professionnelle. Même s'ils suivent de façon générale une gestion passive, les FNB sont encadrés par des gestionnaires professionnels. Les investisseurs ne profitent donc d'une stratégie rigoureuse sans avoir à gérer de façon active le portefeuille. Les FNB présentent un avantage également au niveau des ratios des frais de gestion. Le ratio de frais de gestion

¹⁴ Voir lien suivant : <https://www.ici.org/>

représente la totalité des frais de gestion et d'exploitation payés par un fonds, et exprimée en pourcentage de la valeur liquidative moyenne du fonds (CSI, 2017).

Les ratios des frais de gestion des FNB sont généralement inférieurs à ceux d'autres produits indiciels et des produits à gestion active. Ces ratios des frais de gestion sont inférieurs, car les gestionnaires ne consacrent ni du temps ni de l'argent à effectuer des recherches sur les entreprises dans lesquelles ils investissent. De plus, puisque les bourses gèrent l'enregistrement des parts et des opérations, les frais liés à la gestion courante sont encore réduits. Ces aspects énumérés conduisent à réduire le coût total qui est mesuré par le ratio des frais de gestion. Contrairement aux fonds mutuels, les FNB n'ont pas l'obligation de conserver une part de liquidité afin de répondre aux demandes de rachats des investisseurs. Les FNB n'étant pas soumis à cette contrainte leur permettent de rester pleinement investis dans les titres visés (CSI, 2017). Rompotis (2010) et Charupat et Miu (2011) confirment les bénéfices de ces instruments financiers. Charupat et Miu (2011) montrent que les FNB à effet de levier sont souvent utilisés par des négociateurs particuliers à très court terme. Même si leurs écarts de prix (prime / décote) « sont généralement faibles, ils peuvent parfois devenir importants, surtout dans les FNB inversés, où la volatilité augmente les erreurs de suivi avec le temps. Rompotis (2010) trouve, quant à lui, que les FNB se négocient avec une légère prime quotidienne moyenne de 0,059 %. Cette prime ralentit le volume de négociation, et influence les performances à court terme.

Malgré les avantages des FNB, il existe également un ensemble de limites bien définies quant à leur fonctionnement. Les FNB sont soumis au risque de négociation, car ils sont similaires aux actions. Un FNB ne se négocie pas toujours à sa juste valeur marchande. À certains moments, notamment lorsque le marché est extrêmement volatil ou peu liquide, le prix du FNB peut être légèrement décalé par rapport à la véritable valeur des actifs qu'il détient. Ce décalage crée un écart entre le prix du marché et la valeur nette du fonds. Ce décalage peut aussi désavantager l'investisseur lors de l'achat ou de la vente (CSI, 2017).

Ensuite, les FNB qui suivent des indices étrangers exposent l'investisseur à un risque de change. Si la devise du fonds est différente de celle de l'investisseur, les fluctuations du taux de change peuvent affecter négativement le rendement, même si les actifs sous-jacents

du fonds ont de bonnes performances. Ce risque est souvent négligé par les investisseurs non avertis, alors qu'il peut avoir un impact important, surtout en période d'instabilité économique (CSI, 2017).

Un autre aspect à considérer est que tous les FNB ne répliquent pas fidèlement les indices de référence qu'ils sont censés suivre. Certains FNB utilisent des échantillons représentatifs ou des stratégies d'optimisation, ce qui peut provoquer un écart de suivi. Cela signifie que le rendement du FNB peut être différent de celui de l'indice qu'il prétend suivre. Par ailleurs, plusieurs FNB n'incluent pas tous les titres d'un indice et peuvent même s'éloigner de leur objectif principal (répliquer parfaitement) si leur stratégie le permet. Cela peut surprendre les investisseurs qui s'attendent à une réplication exacte. Certains FNB peuvent présenter un niveau de concentration sectorielle ou géographique élevé, ce qui augmente leur niveau de risque. Par exemple, un FNB qui investit principalement dans un seul secteur, comme la technologie ou l'énergie, sera beaucoup plus sensible aux événements qui touchent ce domaine précis. En période de crise ou de baisse dans ce secteur, les pertes peuvent être importantes.

Il est aussi nécessaire de mentionner que, les FNB ne sont pas toujours réputés pour des frais de gestion plus faibles. Certains FNB spécialisés, notamment ceux qui investissent dans des actifs alternatifs comme l'or, le pétrole ou l'immobilier international, peuvent avoir des frais de gestion plus élevés. De plus, les FNB étrangers, en particulier ceux des marchés émergents, ont souvent des ratios de frais de gestion supérieurs à ceux des FNB nationaux. Ces frais peuvent réduire le rendement net obtenu par l'investisseur, surtout si le fonds ne performe pas suffisamment pour compenser.

2.2 Le marché des cryptomonnaies

Le marché des cryptomonnaies se caractérise par d'importants volumes d'échanges, de nombreuses plateformes, ainsi qu'une diversité d'investisseurs individuels et institutionnels (Corbet et al., 2019). Le marché des cryptomonnaies a vu le jour en 2009 avec la création de sa première monnaie électronique le bitcoin (Nakamoto, 2008). Le système Bitcoin permet d'effectuer des paiements électroniques entre deux parties sans passer par une institution financière. L'objectif principal est d'éviter l'intervention d'intermédiaires, ce qui aide à réduire les frais liés aux transactions tout en prévenant les risques liés à la confiance entre les individus. À cette époque, le bitcoin ne possédait pas encore de valeur monétaire. Sa valorisation commence en 2010 avec l'émergence de plateformes tels que «Mt.Gox»¹⁵ (Polasik et al., 2015). Cette année marque également la première transaction en bitcoin qui est l'achat de deux pizzas contre 10 000 bitcoins.

Dans un système entièrement numérique, il existe un risque que le même montant soit dépensé plusieurs fois ce qu'on appelle le double spending. Pour remédier à ce problème, Nakamoto (2008) propose une solution s'appuyant sur un registre public partagé et sécurisé grâce à un mécanisme nommé preuve de travail «proof-of-work». Toutes les transactions sont consignées dans un grand registre sous forme de blocs. Chaque bloc rassemble un groupe de transactions validées, une référence au bloc précédent ainsi qu'un horodatage. Ces blocs sont reliés entre eux pour former une chaîne appelée « blockchain » qui garantit la transparence et l'intégrité des informations enregistrées.

Le bitcoin connaît une ascension fulgurante jusqu'à atteindre en mars 2026 une capitalisation de 1378 milliards USD avec un prix actuel de 68 916.09 USD¹⁶. Face à ce succès du « bitcoin », ce marché continue de croître à travers la naissance de nouvelles cryptomonnaies qui sont les « Altcoins ». Elles cherchent à corriger certaines limites techniques du Bitcoin. Spurr et Ausloos (2021) comparent cinq de ces « altcoins » dont le « Litecoin », le « Bitcoin Cash », le « Bitcoin Gold Zcash » et l'« Ethereum ». Chaque « Altcoin » propose une innovation différente. Le « Litecoin » reprend le modèle du Bitcoin, mais produit les blocs quatre fois plus rapidement. Cela permet de confirmer les

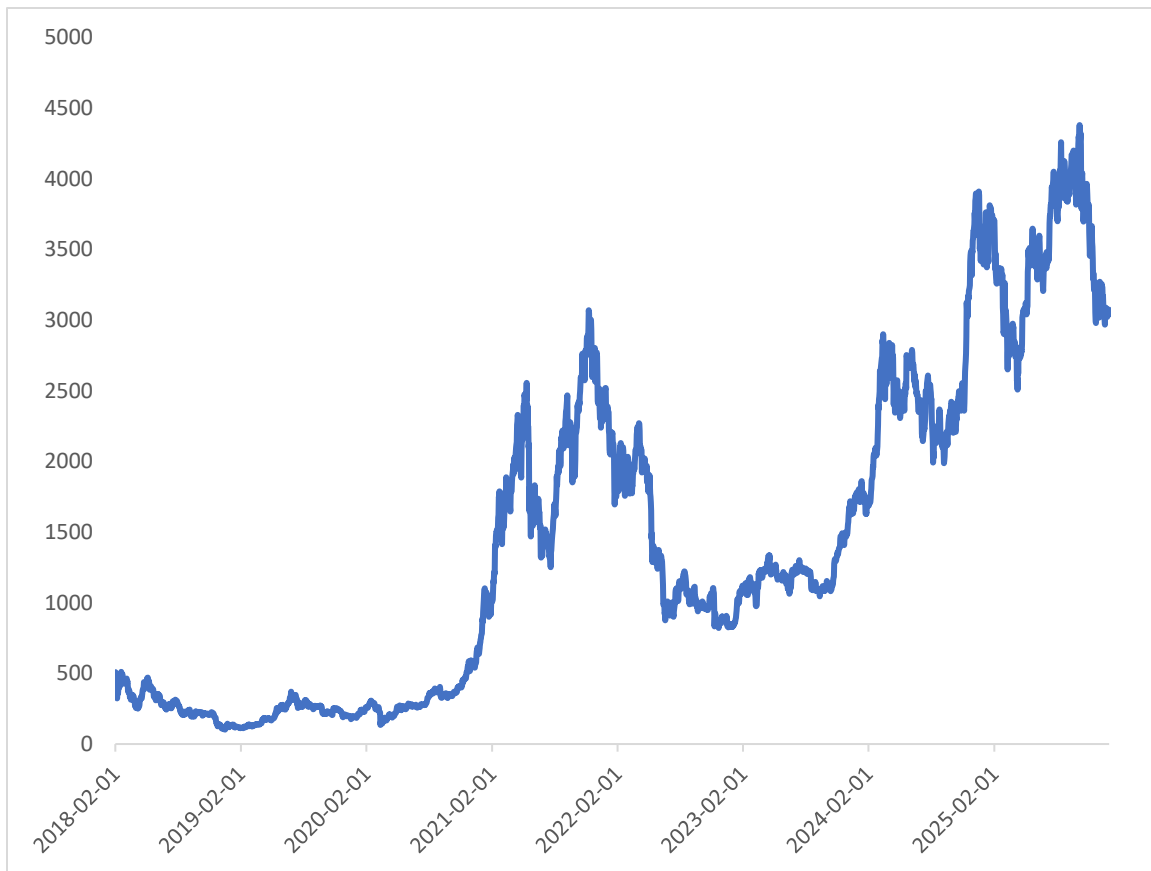
¹⁵ Voici le lien : <https://www.mtgox.com/>

¹⁶ Selon « Coinmarketcap » voir lien suivant : <https://coinmarketcap.com/>

transactions plus vite. Cependant, cela augmente aussi le nombre de blocs orphelins, c'est-à-dire des blocs qui sont créés mais ne sont pas ajoutés à la chaîne principale. Le « Bitcoin Cash » centralise davantage le processus de minage. Ce choix vise à améliorer l'efficacité, mais réduit la décentralisation du réseau. Le « Bitcoin Gold » rend la frappe des blocs plus accessible grâce à un algorithme qui limite l'avantage des machines spécialisées. Mais son adoption reste faible. Le « Zcash » apporte une fonction de confidentialité. Il permet de faire des transactions anonymes en cachant certaines données. Enfin, « Ethereum » se distingue par sa capacité à exécuter des programmes appelés contrats intelligents. Cette fonction élargit les possibilités d'usage de la blockchain au-delà des paiements. Ainsi, ces « altcoins » jouent un rôle important dans l'évolution de l'univers des cryptomonnaies, en proposant des solutions variées aux faiblesses du Bitcoin.

Les cryptomonnaies sont connues pour leur forte volatilité. Selon Liu et Tsyvinski (2021), la fluctuation de prix des cryptomonnaies est beaucoup plus importante que celle des actions ou des obligations. Cette instabilité favorise l'apparition de crises soudaines. « Mt. Gox » qui est une grande plateforme d'achat et de vente du Bitcoin ferme entre 2011 et 2013 après l'annonce de la disparition de 850 000 bitcoins. Après analyse des données internes de « Mt.Gox » Chen et al. (2019) repèrent des comptes anormaux et des transactions inhabituels. Ils rejettent cette idée de vol et concluent qu'il a eu une manipulation du marché.

Figure 2 : Capitalisation globale du marché des cryptomonnaies



Note : La figure 2 présente l'évolution de la capitalisation globale du marché des cryptomonnaies de février 2018 à décembre 2025. Toutes les données journalières sont extraites de la base de données « CoinGeko »¹⁷. L'axe des ordonnées représente le total de capitalisation en milliards de dollars US. L'axe des abscisses indique les années.

¹⁷ Voir lien suivant : <https://www.coingecko.com/>

3. Revue de la littérature

Dans cette section nous effectuons une revue de littérature sur l'impact du sentiment des investisseurs. Nous abordons d'abord les fondements théoriques qui expliquent le comportement des investisseurs. Ensuite nous analysons comment le sentiment influence la performance des fonds mutuels et des fonds négociés en bourse. Nous analysons aussi l'effet de ce sentiment sur le marché des cryptomonnaies.

3.1 Théories sur le comportement des investisseurs

Afin de comprendre le comportement des investisseurs, la littérature propose la théorie classique, la théorie comportementale et les modèles psychologiques). La théorie classique considère que les investisseurs sont toujours rationnels (Fama, 1970; Savage, 1972; Von Neumann et Morgenstern, 2007 et Mikołajek-Gocejna et Urbaś, 2023). Toutefois, la théorie comportementale montre que les investisseurs sont influencés par leurs émotions ou des biais comportementaux (Thaler, 1985; Barberis et al., 1998; Kahneman et Tversky, 2013 et Addo et al., 2025). Enfin les modèles psychologiques s'appuient sur la psychologie afin d'expliquer le comportement des investisseurs. Cette section présente la théorie classique de l'investisseur rationnel, ensuite l'approche comportementale et enfin les modèles psychologiques

Plusieurs études (Fama, 1970; Savage, 1972; Von Neumann et Morgenstern, 2007 et Mikołajek-Gocejna et Urbaś, 2023) posent les fondements de la théorie classique du comportement de l'investisseur. Cette approche repose sur l'idée que les individus sont rationnels. Ils cherchent à maximiser leur utilité, et ils prennent des décisions en fonction de toute l'information disponible. Ces études construisent des modèles dans lesquels les choix financiers suivent des règles logiques et prévisibles, souvent représentées par des fonctions mathématiques.

Fama (1970) applique ces principes dans le cadre des marchés financiers. Il développe l'hypothèse d'efficience des marchés, selon laquelle les prix des actifs reflètent toujours toute l'information disponible. Dans ce modèle, l'investisseur ne peut pas battre le marché de façon durable en utilisant l'analyse fondamentale ou technique, car toute opportunité est déjà intégrée dans les prix. Cette vision suppose que les investisseurs sont nombreux, bien

informés et qu'ils agissent de manière rationnelle. L'hypothèse d'efficience devient ainsi un pilier central de la finance moderne.

Savage (1972) complète ce modèle en introduisant l'idée de probabilités subjectives. Il considère que même si les probabilités objectives ne sont pas connues, un investisseur peut former ses propres croyances sur les résultats futurs. Son modèle permet donc de traiter les situations d'incertitude où l'information est incomplète.

Von Neumann et Morgenstern (2007) introduit la théorie de l'utilité espérée. Elle propose un cadre formel où l'investisseur fait des choix entre différentes alternatives risquées en comparant leur espérance d'utilité. Ce modèle repose sur plusieurs hypothèses. Ces hypothèses sont la complétude des préférences, la transitivité, et surtout la rationalité. Si un investisseur respecte ces principes, il choisit toujours l'option qui maximise son utilité espérée. Cette approche devient la base de nombreuses théories économiques, notamment en finance.

Mikołajek-Gocejna et Urbaś (2023) décrivent les investisseurs comme rationnels. Les investisseurs utilisent toute l'information disponible et valorisent les actifs par la méthode des flux de trésorerie actualisés. Le processus se fait en trois étapes. La première étape est le décodage de l'information, ensuite la formation des anticipations et pour terminer la fixation d'un prix d'équilibre. Les écarts observés par rapport au modèle rationnel ne reflètent pas des biais psychologiques mais plutôt des problèmes méthodologiques ou d'intégration de l'information. Ils soulignent ainsi que les tests de l'hypothèse d'efficience des marchés doivent inclure les anticipations rationnelles et les données futures, afin de rester cohérents avec la vision classique du comportement de l'investisseur.

Mais la finance comportementale est en désaccord avec la vision classique de l'investisseur. Contrairement aux modèles traditionnels qui supposent que les individus sont parfaitement rationnels, cette approche considère que les décisions financières sont souvent influencées par des biais, des émotions et des raccourcis mentaux. Plusieurs études (Thaler, 1985; Barberis et al., 1998; Kahneman et Tversky, 2013 et Addo et al., 2025) montrent que les individus n'évaluent pas les risques de façon logique et qu'ils ne maximisent pas toujours leur utilité. Ces études révèlent que les investisseurs se trompent souvent, suivent leur intuition, et réagissent de manière excessive ou insuffisante aux

nouvelles informations. Nous présentons ci-dessous trois contributions majeures dans ce domaine.

Thaler (1985) affirme que les hypothèses de rationalité et d'efficience ne suffisent plus à expliquer ce qu'on observe sur les marchés. Il met en lumière plusieurs erreurs fréquentes chez les investisseurs. Ces erreurs sont la surestimation de ses capacités, la préférence pour le court terme, la peur de regretter, etc. Pour lui, ces comportements sont normaux et prévisibles, car ils sont liés à la nature humaine. Thaler (1985) insiste aussi sur le fait que ces erreurs ne se compensent pas à l'échelle du marché, ce qui remet en question l'idée d'un équilibre toujours optimal.

Ensuite, Barberis et al. (1998) proposent un modèle qui montre comment les biais psychologiques influencent les marchés financiers. Ils expliquent que les investisseurs ont tendance à exagérer les nouvelles informations à court terme, puis à corriger trop lentement leurs attentes. Cette réaction irrationnelle crée des anomalies sur les marchés, comme des bulles ou des corrections soudaines. Leur modèle prend en compte deux biais très présents chez les investisseurs le biais de représentativité (où les gens généralisent à partir de quelques observations) et la mémoire limitée (où les événements récents sont plus influents que les anciens). Leur étude confirme que les marchés ne réagissent pas toujours de façon logique.

Kahneman et Tversky (2013) montrent que les individus n'évaluent pas les gains et les pertes de façon objective. À la place, ils comparent chaque choix à un point de référence. Ils prennent souvent plus de risques pour éviter une perte que pour obtenir un gain. Ce phénomène s'appelle l'aversion aux pertes. Leur étude introduit la théorie des perspectives, qui explique pourquoi les décisions réelles s'écartent souvent du modèle classique de l'utilité espérée. Par exemple, un investisseur peut refuser de vendre une action qui baisse, même si c'est rationnel, simplement parce qu'il ne veut pas accepter une perte.

Addo et al. (2025) analysent le rôle que joue la psychologie des investisseurs dans la gestion des risques. Ils utilisent la théorie des perspectives qui provient de Kahneman et Tversky, 2013) afin d'expliquer que les décisions d'investissements ne sont pas toujours rationnelles. Addo et al. (2025) affirment que des erreurs de jugement influencent les décisions d'investissements. Ils citent des erreurs comme la surconfiance, l'aversion aux

risques ou une tendance à suivre un groupe de personnes dans leurs choix d'investissements. Ils développent le « behavioral risk management » qui vise à inclure la surconfiance, l'aversion aux risques ou le comportement grégaire psychologiques dans les stratégies de gestion des risques. Ils font une enquête auprès de 348 investisseurs et utilisent le « partial least squares structural equation modeling » pour tester leurs hypothèses. Les résultats montrent que certaines erreurs réduisent la performance des portefeuilles et augmentent les risques. En outre une prise de conscience de ces erreurs peut améliorer les décisions d'investissements.

Pompian (2011) et Statman (2008) vont plus loin que la simple critique de la rationalité de l'investisseur. Ils cherchent à comprendre les motivations profondes, les émotions, et même les traits de personnalité qui influencent les décisions financières. Statman (2008) et Pompian (2011) s'éloignent des modèles financiers classiques. Ils s'appuient plutôt sur les modèles psychologiques du comportement de l'investisseur.

Statman (2008) critique fortement la vision classique. Il ne parle plus d'un investisseur rationnel, mais d'un investisseur normal. Ce dernier agit avec ses émotions, ses doutes et ses espoirs. Il ne cherche pas toujours à maximiser un rendement, mais plutôt à atteindre des objectifs personnels. Il introduit la théorie du portefeuille comportemental. Cette théorie repose sur l'idée que les gens divisent mentalement leur portefeuille en partie, selon leurs buts. Une partie pour la sécurité (retraite), une autre pour les opportunités (devenir riche), une autre pour les envies personnelles (voyager). Chacune de ces parties correspond à une attitude différente face au risque. L'investisseur peut être prudent pour une partie, et audacieux pour une autre partie. Cela peut aussi expliquer pourquoi on retrouve dans un même portefeuille des obligations très sûres et des actions très risquées. Les investisseurs veulent à la fois se protéger et rêver. Statman (2008) montre enfin que les bénéfices recherchés par l'investisseur ne sont pas uniquement financiers. Il peut vouloir ressentir de la fierté ou exprimer son identité sociale.

Pompian (2011) propose une approche qui combine la psychologie et la finance comportementale. Il considère que chaque investisseur possède des traits de personnalités spécifiques. Ces traits influencent la façon dont il réagit aux marchés. Par exemple, certains investisseurs sont naturellement prudents, d'autres prennent plus de risques. À partir de

cela, Pompian (2011) crée quatre profils types d'investisseurs. Ces profils sont le conservateur, le modéré, l'aventurier et le droit au but. Il explique aussi que les investisseurs effectuent des erreurs répétées appelées biais cognitifs. Il en identifie plus de vingt erreurs, comme le biais d'excès de confiance, le biais de conservation (refus de vendre une action même si elle baisse), ou encore l'aversion à la perte. Pompian (2011) veut avant tout que le portefeuille corresponde vraiment à la personnalité du client. Selon lui, un bon portefeuille n'est pas toujours celui qui maximise les rendements, mais un portefeuille qui peut être sans stress garder par l'investisseur, même en période difficile.

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

Le sentiment des investisseurs influence directement le comportement des marchés financiers. Dans le cas des fonds mutuels, le sentiment peut orienter les flux de capitaux, modifier les stratégies des gestionnaires, et par conséquent affecter la performance. Certaines études (Lee et al., 1991; Goetzmann et al., 2000; Edelen et Warner, 2001; Brown et al., 2003; Baker et Wurgler, 2006; Tourani-Rad et al., 2008; Massa et Yadav, 2015; Ben-David et al., 2022 et Silva et al., 2025) mettent en évidence un effet clair et mesurable du sentiment sur les rendements des fonds, tandis que d'autres soulignent des nuances importantes.

Lee et al. (1991) montrent que le sentiment des investisseurs peut expliquer une partie des variations observées sur les fonds à capital fixe. L'étude s'intéresse plus précisément aux décotes de ces fonds et examine l'idée selon laquelle ces décotes reflètent les changements d'humeur des investisseurs individuels. Ils trouvent que lorsque le sentiment devient plus pessimiste, les décotes ont tendance à être plus élevées, alors qu'elles se réduisent lorsque l'optimisme augmente. Ce résultat est important, car il fait des fonds à capital fixe un indicateur utile pour observer le sentiment des investisseurs sur les marchés financiers.

Goetzmann et al. (2000), utilisent des données quotidiennes de flux pour près de 1 000 fonds américains. Ils identifient des facteurs communs de comportement chez les investisseurs. Ces facteurs communs, montrent que les flux vers les fonds d'actions sont négativement corrélés à ceux vers les fonds monétaires et les fonds investis en métaux précieux. Cette relation traduit des arbitrages rapides entre classes d'actifs, souvent motivés

par des anticipations sur la prime de risque des actions. De plus, ces facteurs de flux expliquent une part importante de la variation transversale des rendements. Cette explication met en évidence l'intégration du sentiment des investisseurs dans la formation des prix.

Edelen et Warner (2001) analysent la relation quotidienne entre les flux agrégés vers les fonds d'actions et les rendements du marché. Ils constatent une relation positive entre les flux et les rendements anormaux positifs. Contrairement à Goetzmann et al. (2000) qui insistent sur l'effet structurel, Edelen et Warner (2001) montrent que cet impact est surtout visible à court terme, avec une corrélation faible sur des horizons plus longs.

Brown et al. (2003) élargissent l'analyse en comparant les marchés américains et japonais. Leur apport méthodologique réside dans la construction d'un indice de sentiment basé sur les flux vers des fonds « bull » et « bear » au Japon. Ils trouvent que ces flux sont fortement corrélés négativement, indiquant un facteur de sentiment commun mesurable. Cette méthode leur permet de confirmer que ce facteur de sentiment se reflète dans les prix.

Baker et Wurgler (2006) examinent comment le sentiment influence la structure transversale des rendements boursiers.¹⁸ Ils montrent que lorsque le sentiment est élevé, les actions les plus spéculatives (jeunes entreprises, forte volatilité, absence de dividendes) affichent des rendements futurs plus faibles, et que l'effet s'inverse lorsque le sentiment est bas. Bien que leur étude ne cible pas uniquement les fonds, leurs résultats complètent ceux de Brown et al. (2003) en expliquant pourquoi certains fonds mutuels, plus exposés à ces titres, sont plus sensibles aux variations du sentiment.

Tourani-Rad et al. (2008) approfondissent la relation entre sentiment, rendements et volatilité. Ils utilisent un modèle « GARCH-in-mean », ils montrent que le sentiment, mesuré par les flux nets quotidiens, a un effet asymétrique sur la volatilité. Le sentiment amplifie la volatilité davantage en période de pessimisme. Contrairement aux études précédentes qui se concentrent surtout sur les rendements, cette étude insiste sur la

¹⁸La structure transversale désigne l'analyse, à un moment donné, des différences de rendements futurs entre plusieurs actifs ou catégories d'actifs, en fonction de certaines caractéristiques comme la taille, la volatilité ou le niveau de sentiment des investisseurs.

dynamique du risque, en confirmant que le sentiment peut accroître la volatilité tout en modifiant le rendement attendu.

Massa et Yadav (2015) s'intéressent ensuite à la manière dont les gestionnaires de fonds adaptent leurs stratégies au sentiment du marché. Ils introduisent le concept de sentiment beta pour classer les fonds selon leur sensibilité au sentiment. Ils constatent que les fonds ayant une faible beta de sentiment surperforment, et que les stratégies contrariant le sentiment attirent plus de flux grâce à une performance supérieure. Cette approche stratégique prolonge les résultats de Beaumont et al. (2008) en montrant que le sentiment ne se contente pas d'influencer passivement la performance, il peut être anticipé et exploité par les gestionnaires.

Bu (2021) étudie directement la relation entre le sentiment des investisseurs et l'alpha des fonds mutuels. Les résultats montrent que le sentiment joue un rôle significatif dans la valeur de l'alpha ainsi que dans la probabilité d'obtenir un alpha positif. Ils indiquent aussi que cette probabilité augmente lorsque le sentiment des investisseurs devient plus élevé. Enfin, l'ajout d'une variable de sentiment dans le modèle de référence réduit sensiblement la probabilité observée d'obtenir un alpha positif.

En adoptant un angle comportemental, Ben-David et al. (2022) analysent comment les investisseurs réagissent à la performance des fonds mutuels. Contrairement à Massa et Yadav (2015) qui se concentrent sur les choix des gestionnaires, ils examinent le comportement des souscripteurs. Ben-David et al. (2018) montrent que la plupart se basent sur des signaux simples comme les rendements bruts récents et les scores « Morningstar », sans ajuster ces mesures pour le risque. Ce comportement de chasse à la performance renforce l'idée que le sentiment est un moteur important des flux, mais qu'il est souvent guidé par des critères simplistes.

Enfin, Silva et al. (2025) étudient l'impact du sentiment des investisseurs sur le marché brésilien. Leur objectif est de tester si l'ajout d'un indice de sentiment aux modèles d'évaluation Fama et French (1993) et Carhart (1997) améliore la prévision de l'alpha des fonds d'actions. Contrairement aux conclusions obtenues aux États-Unis par Ben-David et al. (2022) ou Massa et Yadav (2015), ils ne trouvent pas d'amélioration significative. Ce

résultat montre que l'effet du sentiment dépend du contexte et que les indicateurs conçus pour les marchés développés ne sont pas toujours adaptés aux marchés émergents.

Dans l'ensemble, ces études convergent sur le fait que le sentiment des investisseurs affecte la performance des fonds mutuels, mais son intensité et ses mécanismes varient selon le marché, l'horizon temporel et la capacité des acteurs à l'exploiter, mettent en avant un effet direct des flux sur les prix et la volatilité (Goetzmann et al., 2000; Edelen et Warner, 2001; Beaumont et al., 2008). D'autres études (Massa et Yadav, 2015 et Ben-David et al., 2022) insistent sur l'importance des stratégies et des comportements. Enfin, certaines études (Brown et al., 2003; Baker et Wurgler, 2006 et Silva et al., 2025) montrent que cet impact dépend du type d'actifs détenus, la structure du marché et la pertinence des mesures de sentiment utilisées.

3.3 L'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB

Le sentiment des investisseurs joue un rôle important dans le fonctionnement des marchés financiers. Les FNB, en tant que véhicules d'investissement liquides et négociés en bourse, réagissent rapidement aux variations de perception des investisseurs. Cette sensibilité peut se traduire par des changements soudains dans les flux d'investissement, des ajustements de prix parfois éloignés des valeurs fondamentales, et des variations de volatilité. Plusieurs études (Brown et Cliff, 2004; Kaplanski et Levy, 2010; Da et al., 2015; Tseng et Lee, 2016; Ben-David et al., 2018 et Noman et Lawrence, 2018) montrent des résultats mixtes. Certaines études (Brown et Cliff, 2004; Kaplanski et Levy, 2010; Da et al., 2015; Ben-David et al., 2018; Noman et Lawrence, 2018) montrent un effet direct et mesurable du sentiment sur les prix et les volumes des FNB, tandis que Tseng et Lee (2016) soulignent des limites ou mettent en évidence des effets conditionnels.

Brown et Cliff (2004) examinent l'influence du sentiment global des investisseurs sur la performance des FNB. Les résultats montrent que lorsque le sentiment est élevé, certains FNB affichent des valorisations supérieures à leurs valeurs liquidatives, ce qui traduit un excès d'optimisme. Inversement, en période de pessimisme, ces primes se réduisent ou deviennent des prix inférieurs à la valeur réelle. Les auteurs concluent que le sentiment peut introduire des inefficiences de court terme, mais que ces écarts tendent à se résorber à moyen terme.

En étudiant les aspects liés à la volatilité, Kaplanski et Levy (2010) constatent que certains événements médiatiques, même mineurs, peuvent déclencher des réactions disproportionnées sur les FNB. Ces réactions se traduisent par une hausse temporaire de la volatilité et des volumes, sans qu'aucune nouvelle fondamentale ne le justifie. Leur conclusion renforce l'idée que le sentiment, souvent influencé par l'actualité, peut être un catalyseur de mouvements de marché déconnectés des valeurs fondamentales.

Da et al. (2015) introduisent une approche innovante en mesurant le sentiment via l'activité de recherche en ligne. En appliquant cette méthode aux FNB, ils montrent que des hausses soudaines de recherche pour certains mots-clés financiers sont associées à des mouvements anormaux de prix et de volumes dans les jours qui suivent. Contrairement à l'idée que le marché intègre instantanément toute l'information, leurs résultats suggèrent un ajustement progressif, où le sentiment joue un rôle moteur.

Tseng et Lee (2016) se concentrent sur les interactions entre sentiment et liquidité des FNB. En utilisant un modèle qui combine indicateurs de sentiment et mesures de microstructure de marché, ils montrent que le sentiment positif augmente la liquidité apparente, mais que cette amélioration est fragile. Lors de retournements rapides du sentiment, la liquidité se contracte brutalement, amplifiant les ajustements de prix. Ce résultat met en évidence un risque structurel pour les investisseurs qui supposent que la liquidité des FNB est toujours stable.

Noman et Lawrence (2018) analysent l'effet des fluctuations du sentiment des investisseurs sur les flux de capitaux des FNB. Ils utilisent des données journalières et hebdomadaires sur plusieurs FNB sectoriels et indiciels. Ils constatent que les flux sont particulièrement sensibles aux signaux médiatiques et aux indicateurs de confiance des investisseurs. Cette sensibilité est plus forte dans les FNB spécialisés sur des segments volatils, comme les technologies ou les marchés émergents. La composition du portefeuille pourrait donc influencer l'ampleur de l'effet du sentiment.

Ben-David et al. (2018) s'intéressent aux effets à long terme. Ils observent que les FNB qui attirent des flux importants en période de fort optimisme ont tendance à sous-performer dans les mois suivants. Cet effet de sous performance est particulièrement marqué pour les FNB thématiques ou de niche, où l'engouement initial se dissipe rapidement. À l'inverse,

les FNB qui enregistrent des flux positifs en période de sentiment bas montrent une performance ultérieure plus robuste., ce qui pourrait refléter un comportement contrariant bénéfique.

Dans l'ensemble, ces études convergent sur l'idée que le sentiment influence les prix, les valorisations de marché, et les flux d'investissement. En revanche elles diffèrent sur l'ampleur et la durée de cet impact. Brown et Cliff (2004) et Noman et Lawrence (2018) insistent sur l'effet direct à court terme, visible à travers l'écart entre le prix et la valeur nette d'inventaire des FNB, la sous-évaluation des FNB ou des actifs qu'ils détiennent causé par le pessimisme des investisseurs, et les flux de capitaux. Ben-David et al. (2018) et Tseng et Lee (2016) mettent en avant des implications plus profondes sur la performance et la liquidité. Kaplanski et Levy (2010) soulignent que l'information médiatique, souvent vectrice de sentiment, peut provoquer des réactions exagérées, tandis que les résultats de Da et al. (2015) montrent que l'ajustement du marché au sentiment est progressif. Ces constats laissent penser que la prise en compte du sentiment peut améliorer la compréhension des dynamiques des FNB, tout en rappelant que ses effets sont hétérogènes selon la nature des actifs et le contexte de marché.

3.4 L'impact du sentiment des investisseurs sur le marché des cryptomonnaies

Plusieurs études montrent que le sentiment des investisseurs joue un rôle important dans les fluctuations du marché des cryptomonnaies (Kjærland et al., 2018; Aste, 2019; Chen et al., 2019; Chen et Hafner, 2019; Naeem et al., 2021; Al Guindy, 2021; Zhu et al., 2021; Kim et al., 2022; Bourghelle et al., 2022; Anamika et al., 2023 et Zhang et al., 2024). Ces études, bien qu'elles reposent sur des méthodes et des périodes d'analyses différentes, aboutissent souvent à une même conclusion. Elles montrent que les émotions collectives et l'attention des investisseurs influencent fortement les prix, la volatilité et même les bulles spéculatives dans le marché de la cryptomonnaie.

Kjærland et al. (2018) identifient les facteurs qui expliquent le prix du « Bitcoin ». Ils utilisent un modèle autorégressif à retards échelonnés et modèle autorégressif conditionnel à hétéroscédasticité généralisée. Contrairement à d'autres études (Kim et Kim, 2014 et Chen et Hafner, 2019), ils ne trouvent pas que des variables fondamentales comme le « hashrate » ou le volume des transactions influencent vraiment le prix. En

revanche, ils montrent que l'attention via « Google Trends » et les mouvements passés des prix ont un effet sur les variations du prix du bitcoin. Cela renforce l'idée que le marché des cryptomonnaie est fortement influencé par la psychologie des investisseurs, et non par des facteurs économiques classiques.

Chen et al. (2019) proposent aussi une analyse des bulles dans les cryptomonnaies, mais avec une autre méthode. Ils construisent un lexique propre aux cryptos pour mesurer le sentiment sur les réseaux sociaux, puis l'intègrent dans un modèle autorégressif local avec « Momentum ». Leurs résultats rejoignent ceux de Bourghelle et al. (2022), le sentiment positif s'accumule et soutient les prix pendant la bulle de 2017. Mais une fois la bulle éclatée, le sentiment se retourne et entraîne une baisse rapide des prix des cryptomonnaies. De plus, Ils insistent sur le fait que les sentiments ne sont pas temporaires comme sur les marchés classiques, mais peuvent durer plus longtemps dans le cas des cryptomonnaies. Cet impact plus long du sentiment rend les bulles plus longues et plus dangereuses.

Chen et Hafner (2019) utilisent un modèle « Smooth Transition Autoregression » pour modéliser des changements de régime doux dans les prix des cryptomonnaies, en fonction d'un indice de sentiment. L'indice de sentiment est construit à partir du réseau social « StockTwits ». Ils montrent que certaines périodes de forte hausse ne s'expliquent pas par des fondamentaux économiques, mais uniquement par une exubérance émotionnelle. Leur méthode est originale, car elle relie directement le sentiment à la probabilité de basculer dans un régime explosif. De plus, ils trouvent que la volatilité augmente quand le sentiment devient négatif, ce qui rappelle l'effet de levier observé sur les marchés boursiers.

Aste (2019) analyse les relations entre les prix et le sentiment pour près de 2000 cryptomonnaies. Il montre que les mouvements de sentiment et de prix sont fortement corrélés. Ces relations sont valides même en tenant compte de la causalité. Un résultat surprenant de son étude est que ce ne sont pas les grandes cryptomonnaies comme Bitcoin qui influencent le plus le sentiment, mais plutôt les petites cryptomonnaies. Ce résultat montre que le marché est plus complexe que prévu, et que l'influence émotionnelle ne vient pas toujours des actifs les plus connus.

Naeem et al. (2021) montrent que le sentiment des investisseurs en ligne possède un pouvoir prédictif sur les rendements de plusieurs grandes cryptomonnaies (« bitcoin » ; « litecon » ; « ripple » ; « ethereum » ; « monero » et « Dash »). Les auteurs utilisent deux indicateurs, à savoir l'indice FEARS fondé sur les recherches Google et un indicateur de bonheur construit à partir de Twitter. Les résultats montrent que le sentiment mesuré à partir de Twitter prédit de manière significative les rendements du Bitcoin et d'autres grandes cryptomonnaies en particulier dans les situations extrêmes de marché. Cette étude confirme donc que les variables comportementales ne jouent pas un rôle secondaire sur ce marché, mais qu'elles peuvent au contraire contribuer à anticiper ses mouvements.

Al Guindy (2021) analyse la relation entre l'attention des investisseurs et la volatilité du prix des bitcoins. À partir d'un ensemble de données construit sur 25 millions de tweets qui portent sur 23 grandes cryptomonnaies, l'auteur montre qu'une hausse de l'attention des investisseurs est associée à une hausse de la volatilité des prix. Al Guindy (2021) montre aussi que cette attention permet de prévoir une partie de la volatilité future. Ces résultats suggèrent que l'activité des investisseurs sur les réseaux sociaux n'accompagne pas seulement les mouvements du marché, mais qu'elle participe aussi à sa dynamique.

Zhu et al. (2021) s'intéressent à l'attention des investisseurs plutôt qu'au sentiment pur. Ils utilisent les données de « Google Trends » comme mesure de l'attention et montrent que cette variable cause les variations de rendement et de volatilité du Bitcoin, à la fois dans un cadre linéaire et non linéaire. Leur modèle VAR montre que les chocs d'attention ont un effet durable sur les rendements, ce qui renforce l'idée que les comportements des investisseurs ont un effet prévisible sur le marché. Ils vont plus loin en montrant que les modèles basés sur l'attention donnent de meilleures prévisions hors échantillon que les modèles classiques, surtout pour les rendements. Cela rejoint les conclusions précédentes en montrant que les signaux comportementaux sont de bons indicateurs pour prévoir le marché des cryptomonnaies.

Kim et al. (2022) montrent que l'effet du sentiment des investisseurs dépend du contexte de marché. En utilisant un modèle de Markov caché, les auteurs analysent la réaction du marché des cryptomonnaies dans des phases haussières et baissières. Leur analyse repose sur deux périodes distinctes. La première période s'étend de novembre 2017

à avril 2018 pour le marché haussier et de décembre 2018 à mai 2019 pour le marché baissier. Les données utilisées proviennent de « Google », de « Twitter », du marché boursier et des plateformes d'échange de cryptomonnaies en Corée du Sud. Les résultats montrent que le sentiment des investisseurs semble plus important lorsque le marché est haussier. Les auteurs montrent aussi que la sensibilité du marché au sentiment change selon la tendance observée. En période baissière, le marché semble réagir davantage à un sentiment positif, alors qu'en période haussière, la réaction paraît différente. Cette étude confirme donc que l'effet du sentiment n'est pas fixe, mais qu'il varie selon l'état du marché.

Bourghelle et al. (2022) modélisent directement l'effet des émotions collectives sur la volatilité du Bitcoin. Les auteurs utilisent un modèle vectoriel à changements de régime pour capter les différentes phases du marché comme l'état calme, formation de bulle et éclatement de bulle. Ils montrent que dans les périodes calmes, les émotions ont un effet stabilisateur sur la volatilité. Mais dans les phases de bulle, les émotions deviennent un facteur déstabilisant. Le sentiment change de nature selon le contexte, parfois il rassure, parfois il alimente l'euphorie, parfois il provoque la panique. Ce résultat est important, car il montre que le sentiment n'a pas un effet fixe, mais dépend du moment et du régime de marché.

Anamika et al. (2023) étudient l'effet du sentiment des investisseurs sur le marché des cryptomonnaies en utilisant une mesure directe du sentiment sur le Bitcoin issue de la base « Sentix ». Les auteurs montrent qu'un climat plus optimiste autour du Bitcoin s'accompagne d'une hausse de son prix. Ils mettent aussi en évidence que cette variable garde un pouvoir explicatif important même après l'introduction d'autres facteurs de contrôle. En plus, leurs résultats indiquent que lorsque le sentiment des investisseurs sur le marché boursier devient plus négatif, les prix des cryptomonnaies ont tendance à augmenter.

D'un autre côté, Zhang et al. (2024) se focalisent sur l'effet des fêtes légales en Chine, et comment le sentiment positif pendant ces périodes influence les rendements. Leur analyse par modèles à effets fixes montre que les rendements augmentent durant les congés, mais que cet effet s'atténue quand le sentiment positif est déjà très élevé. Cela signifie que

l'effet calendrier est lié au sentiment des investisseurs, ce qui ajoute une nouvelle dimension comportementale au marché cryptomonnaie. Leur étude est aussi importante, car elle s'appuie sur un grand échantillon de 100 cryptomonnaies, et pas seulement sur le « Bitcoin » ou « Ethereum ».

3.5 La performance des fonds mutuels investissant dans les cryptomonnaies

La littérature s'intéresse de plus en plus à la performance des fonds mutuels qui investissent dans les cryptomonnaies. L'objectif est d'analyser leur performance et si cette performance reste stable selon les périodes de marché. De nombreuses études (Khelifa et al., 2021; Bianchi et Babiak, 2021; Bianchi et Babiak, 2022; Cumming et al., 2022; Dombrowski et al., 2023 et Conlon et al., 2025) montrent des résultats parfois contrastés. Toutefois, ces études mettent en avant des caractéristiques uniques des fonds investissant dans les cryptomonnaies.

Khelifa et al. (2021) examinent la relation entre cryptomonnaies et fonds spéculatifs pendant la crise du COVID19. Les fonds qui investissent dans les cryptomonnaies montrent une certaine résilience par rapport à d'autres stratégies comme les fonds « event-driven » ou « relative value » qui ont fortement souffert. Les résultats montrent que, même dans un contexte de crise globale, les fonds qui investissent dans les cryptomonnaies conservent un potentiel de diversification et de rendement.

Bianchi et Babiak (2021) montrent que plusieurs fonds qui investissent dans les cryptomonnaies ont des alphas positifs significatifs. Cette analyse souligne que cette surperformance devient moins robuste dès qu'on prend en compte la corrélation entre les rendements des fonds. La réussite de certains gestionnaires pourrait donc être liée à des conditions de marché particulières plutôt qu'à un véritable talent généralisé.

Bianchi et Babiak (2022) confirment que certains fonds ont des rendements supérieurs à ceux du marché des cryptomonnaies. Cependant, après ajustement par un modèle multifactoriel intégrant taille, « Momentum » et autres facteurs propres aux actifs numériques. La valeur ajoutée des fonds disparaît. Cette conclusion rejoint le débat plus large sur l'efficacité de la gestion active même dans un marché nouveau comme celui des cryptomonnaies, il est difficile de générer une performance durable.

Cumming et al. (2022) intègrent les fonds qui investissent dans les cryptomonnaies dans la dynamique plus large de la finance décentralisée et des entreprises tokenisées¹⁹. Ils montrent que ces fonds ne se contentent pas de suivre le marché. Ces fonds génèrent en moyenne une surperformance d'environ (+2,5 %) par mois. De plus, cette surperformance est persistante et semble provenir des compétences des gestionnaires plutôt que de la chance. L'étude met aussi en évidence que l'efficacité des fonds dépend de leur réseau d'investisseurs, ce qui renforce leur capacité à créer de la valeur.

Dombrowski et al. (2023) comparent plusieurs mesures comme le ratio de Sharpe, les alphas, la « value at risk » et le « drawdown » maximal. Ils montrent que le classement des fonds dépend de la mesure choisie. Un fonds bien classé avec le ratio de Sharpe peut être moins performant lorsqu'on le juge avec le « drawdown ». Cette étude insiste donc sur la nécessité d'utiliser plusieurs indicateurs pour évaluer correctement la performance des fonds qui investissent dans les cryptomonnaies.

Conlon et al. (2025) montrent que certains fonds qui investissent dans les cryptomonnaies continuent à avoir des rendements positifs sur plusieurs périodes. Les auteurs qualifient ces rendements positifs d'anormaux, car ces rendements dépassent les attentes normales en fonction du risque et des conditions du marché. Ils identifient aussi des gestionnaires capables d'anticiper les cycles haussiers et de tirer parti du marché. Cette capacité reste toutefois limitée à un faible nombre de fonds qui investissent dans les cryptomonnaies. L'idée que la surperformance n'est donc pas généralisée dans l'industrie des fonds investissant dans les cryptomonnaies est soutenue.

En conclusion, ces études (Khelifa et al., 2021; Bianchi et Babiak, 2021; Bianchi et Babiak, 2022; Cumming et al., 2022; Dombrowski et al., 2023 et Conlon et al., 2025) montrent que les fonds qui investissent dans les cryptomonnaies ont quelques fois une performance supérieure à celle du marché des cryptomonnaies. Néanmoins, cette surperformance ne concerne pas l'ensemble des fonds. Les résultats dépendent du contexte de marché, des mesures utilisées, et des compétences spécifiques des gestionnaires.

¹⁹ « La tokenisation permet de valoriser et de matérialiser des actifs réels dans le monde digital » voir le lien suivant : <https://www.leblogdudirigeant.com/quest-ce-que-la-tokenisation/> »

L'évaluation des fonds qui investissent dans les cryptomonnaies, doit donc se faire de manière prudente et sous plusieurs angles.

4. Question et Hypothèses de recherche

L'objectif de ce mémoire est d'étudier l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB qui investissent dans les cryptomonnaies. Avant de formuler nos hypothèses de recherche, nous rappelons notre question de recherche : Quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB investissant dans les cryptomonnaies ?

Plusieurs études (Baker et Wurgler, 2006 et Brown et Cliff, 2004) démontrent l'impact significatif du sentiment sur les marchés financiers classiques. Baker et Wurgler (2006) démontrent que le sentiment positif est associé à une augmentation des cours des actions et est suivi de plus faibles rendements boursiers futurs. Selon Brown et Cliff (2004), le sentiment des investisseurs est associé aux performances des marchés boursiers. Ces études (Brown et Cliff, 2004 et Baker et Wurgler, 2006) montrent que le sentiment des investisseurs joue un rôle important et peut aider à prédire les futurs rendements boursiers. Lorsque le sentiment des investisseurs est positif, les fonds mutuels ont de meilleures performances (Bu, 2021). Massa et Yadav (2015) étudient aussi la relation entre le sentiment des investisseurs et la performance des fonds. Ils montrent que des gérants ajustent leur exposition au sentiment du marché et obtiennent une surperformance de 3,8 % après ajustement du risque. Koutmos (2023) montre qu'un sentiment plus positif des investisseurs est associé à une amélioration de la performance du Bitcoin. Par ailleurs les FNB qui investissent dans les cryptomonnaies répliquent directement les dynamiques du marché des cryptomonnaies (Mohamad, 2025).

Dans le domaine des cryptomonnaies, l'impact du sentiment est particulièrement significatif. Baur et al. (2018) montrent que les comportements spéculatifs des investisseurs influencent le marché des cryptomonnaies ainsi que les fluctuations de prix. Le manque de bases solides et la prédominance des investisseurs individuels renforcent cette vulnérabilité aux fluctuations entre périodes d'optimisme et de crainte. Conlon et al. (2025) montrent qu'en moyenne les fonds liés aux cryptomonnaies ont des alphas positifs, mais seulement

27% de l'échantillon ont des alphas significatifs. Sapkota (2022) montre que le sentiment mesuré à partir des articles de presse influence surtout la volatilité du bitcoin. Baur et al. (2018) et Sapkota (2022) montrent que le sentiment sous diverses formes peut impacter la dynamique de marché, mais n'analysent pas directement l'impact du sentiment des investisseurs et la performance des FNB qui investissent dans les cryptomonnaies. La contribution du présent mémoire consiste à étudier cet impact qui n'est pas encore examiné dans la littérature existante. Ces différents résultats obtenus suggèrent que le sentiment des investisseurs peut avoir un effet positif sur la performance des FNB qui investissent dans les cryptomonnaies.

Afin de vérifier si le sentiment des investisseurs a un impact positif significatif sur la performance des FNB investissant dans les cryptomonnaies, nous formulons les deux hypothèses suivantes :

- H0 : Le sentiment des investisseurs n'affecte pas la performance des FNB investissant dans les cryptomonnaies.
- H1 : Le sentiment des investisseurs a un effet positif et significatif sur la performance des FNB investissant dans les cryptomonnaies.

5. Méthodologie

Cette section présente notre méthodologie utilisée afin de répondre à la question de recherche du présent mémoire. Notre méthodologie suit celle de Bu (2021) qui étudie l'influence du sentiment sur l'alpha des fonds mutuels. Notre première étape consiste à évaluer la performance ajustée au risque en utilisant les modèles de Fama et French (2015) et de Fama et French (2018) pour chaque fonds de notre échantillon. Nous utilisons des erreurs standards robustes de type HAC proposées par Newey et West (1986) pour nos estimations, afin de corriger l'hétéroscédasticité et l'autocorrélation des résidus. Ainsi les équations s'écrivent comme suit :

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{MKT}(RM_t - RF_t) + \beta_{SMB}SMB_t + \beta_{HML}HML_t + \beta_{RMV}RMW_t + \beta_{CMA}CMA_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{MKT}(RM_t - RF_t) + \beta_{SMB}SMB_t + \beta_{HML}HML_t + \beta_{RMV}RMW_t + \beta_{CMA}CMA_t + \beta_{MOM}MOM_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

où R_{it} : rendement excédentaire du fonds i au mois t , $(RM_t - RF_t)$: la prime de risque du marché au mois t , SMB_t est le facteur de taille au temps t , HML_t est le facteur de valeur au temps t , RMW_t est le facteur de rentabilité (différence entre les rendements des entreprises avec une rentabilité opérationnelle élevée et celles avec rentabilité faible) au temps t , CMA_t : facteur d'investissement (différence entre les rendements des entreprises qui investissent de manière conservatrice et ceux des entreprises qui investissent de manière agressive) au temps t , MOM_t : facteur de Momentum au temps t , α_i : constante du fonds i et ε_t : terme d'erreur. $\beta_{MKT}, \beta_{SMB}, \beta_{HML}, \beta_{RMV}, \beta_{CMA}, \beta_{MOM}$ sont les coefficients de sensibilité du rendement du fonds aux différents facteurs de risque.

Notre deuxième étape consiste à ajouter notre mesure de sentiment « Fear and Greed index » dans les équations de Fama et French (2015) et Fama et French (2018).

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{MKT}(RM_t - RF_t) + \beta_{SMB}SMB_t + \beta_{HML}HML_t + \beta_{RMV}RMW_t + \beta_{CMA}CMA_t + \gamma FGI + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{MKT}(RM_t - RF_t) + \beta_{SMB}SMB_t + \beta_{HML}HML_t + \beta_{RMV}RMW_t + \beta_{CMA}CMA_t + \beta_{MOM}MOM_t + \gamma FGI + \varepsilon_t \quad (4)$$

où *FGI* : indice du sentiment et y : coefficient associé à notre indice de sentiment.

L'indice FGI est un indicateur qui suit l'humeur du marché des cryptomonnaies. Cet indice nous permet d'avoir une valeur comprise entre 0 et 100, où les valeurs faibles signifient une situation de peur extrême et les valeurs élevées une situation de cupidité extrême. L'objectif de cet indicateur est de résumer en un seul chiffre, plusieurs dimensions du comportement des investisseurs. L'indice est construit à partir de plusieurs composantes du marché. Il inclut la volatilité du Bitcoin, son volume et sa dynamique de prix, l'activité observée sur les réseaux sociaux, les résultats de sondages, la dominance du Bitcoin dans le marché des cryptomonnaies ainsi que les tendances de recherche sur Internet. Ces éléments sont d'abord normalisés, puis combinés pour produire un score global.

En nous référant à Bouri et al. (2025), nous utilisons aussi le « Compass Sesam crypto index » (Cscsi20) comme une mesure alternative de sentiment. Contrairement au FGI qui est centré sur le « bitcoin », le Cscsi20 est construit sur un panier de 20 cryptomonnaies. Les deux indices partagent cependant certaines similarités. Ils intègrent tous les deux la volatilité et le volume comme composantes dans leur construction. La différence fondamentale réside dans leur nature. Le FGI est une mesure purement comportementale qui résume en un score unique entre 0 et 100 les émotions des investisseurs sur le marché Bitcoin, en combinant la volatilité, le Momentum, l'activité sur les réseaux sociaux, les sondages, la dominance du « Bitcoin » et les tendances de recherche sur Internet. Le Cscsi20, quant à lui, est un indice de marché composite dont les pondérations dépendent de la liquidité, de la capitalisation boursière et de scores de sentiment. Le sentiment n'est donc qu'une composante parmi d'autres dans le Cscsi20.

6 Données et statistiques

6.1 Données

Nous utilisons les rendements mensuels des FNB investissant dans les cryptomonnaies extraits de la base de données « Morningstar Direct ». Notre analyse s'effectue sur une période allant de février 2018 à décembre 2025, en raison de la disponibilité de l'indice FGI. Afin de conserver les fonds enregistrés sur le marché américain et d'avoir les valeurs financières exprimées en dollars américains, nous sélectionnons les catégories « USA » pour le domicile et « USD » pour la devise, respectivement. Nous retenons ensuite la catégorie « Digital asset » afin d'avoir des fonds qui investissent dans les actifs liés aux cryptomonnaies ou dans les produits basés sur ces actifs cryptomonnaies. Les rendements mensuels sont « winsorisés » à 1% afin d'éliminer l'effet des valeurs aberrantes. Notre échantillon final se constitue de 143 fonds.

En suivant Wang et al. (2024), nous utilisons l'indice de sentiment FGI comme indice principal de sentiment des investisseurs. Les données de cet indice sont extraites du site « Alternative.me »²⁰. Nous utilisons aussi l'indice Cscsi20. Les données du Cscsi20 sont extraites du site « Compass Financial Technologies »²¹. Les données des facteurs du modèle de Fama et French (2018) sont extraites du site « Kenneth R. French »²².

6.2 Statistiques

Le Panel A du tableau 1 montre que notre échantillon global présente un rendement minimum de -43.23% et un rendement maximum qui atteint 96.75%. La moyenne des rendements est de 1.28%, avec une médiane légèrement négative de -1.26%. L'écart-type de notre échantillon est de 23.56%. Cette écart type nous montre une forte volatilité des rendements de nos « ETFs ».

Le panel B du tableau 1 montre une variation de la prime de risque du marché qui varie de -0.1337 à 0.136, une moyenne de 0.0095 et une médiane autour de 0.0171. Le facteur SMB varie entre -0.0593 et 0.0714, une moyenne de -0.0019 négative et une médiane de (-0.0024). Le facteur HML a une variation comprise entre -0.1393 et 0.1286.

²⁰ « Voir lien suivant : <https://alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/> »

²¹ « Voir lien suivant : <https://www.compassft.com/> »

²² « Voir lien suivant : https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html »

Cependant, sa moyenne (-0.0012) et sa médiane (-0.0053) sont légèrement négatives. Le facteur RMW varie de (-0.0521) à 0.0719, une moyenne de 0.0030 et une médiane de 0.0038. Le facteur CMA varie entre (-0.0708) et 0.0773, une moyenne négative (-0.0003) et une médiane négative (-0.0042).

Le panel C présente les statistiques descriptives des indices de sentiments FGI et Cscsi20. Le FGI varie entre 11.27 et 92.06, couvrant ainsi des périodes où les investisseurs sont très prudents (11.27) et d'autres où ils sont très confiants (92.06). L'indice a une moyenne de 47.22 et sa médiane (45.89) se situe près du centre de l'échelle, ce qui suggère un équilibre entre les phases de peur et de sentiment positif. L'écart-type (19.21) montre que cet indicateur évolue régulièrement au fil du temps. Quant à l'indice de sentiment Cscsi20, il varie de 1551.12 à 42445.9. L'indice a une moyenne de 16975.1, une médiane de 14241.1 et un écart-type de 12748.

Le tableau 2 présente la matrice de corrélation des deux indices de sentiment et des rendements de notre échantillon entre février 2018 et décembre 2025. Nous constatons une corrélation positive et significative (0.520) entre l'indice FGI et les rendements des FNB. Cependant, la corrélation entre l'indice cscsi20 et les rendements mensuels est faible et non significatif avec un coefficient de 0.012. La corrélation entre les indices FGI et Cscsi20 est positive et significative avec un coefficient de 0.282. Nos résultats suggèrent que l'indice FGI capte davantage la dynamique de performance de notre échantillon sur la période d'étude.

Tableau 1: Statistiques descriptives des rendements des FNB et des facteurs de Fama et French (2018)

	Min	Max	Moy	Med	Et	Sr	N
Panel A : Les rendements des FNB investissant dans les cryptomonnaies							
FNB	0.4322	0.9674	0.0128	-0.0126	0.2356	0.0458	143
Panel B : Les facteurs du modèle de Fama French							
MKT-RF	0.1337	0.136	0.0095	0.0171	0.4994	0.0190	95
SMB	0.0593	0.0714	-0.0019	-0.0024	0.0287	-0.0662	95
HML	0.1393	0.1286	-0.0012	-0.0053	0.0409	-0.0293	95
RMW	0.0521	0.0719	0.0030	0.0038	0.0232	0.1293	95
CMA	0.0708	0.0773	-0.0003	-0.0042	0.0261	-0.0114	95
MOM	0.1617	0.0821	0.0013	0.0033	0.0404	0.0321	95
Panel C : Les indices de sentiment							
FGI	11.27	92.06	47.22	45.89	19.21		95
Cscsi20	1551.1	42445.9	16975.1	14241.1	12748		95

Note : Le tableau 1 présente les statistiques descriptives des rendements mensuels de notre échantillon, des facteurs de Fama et French (2018) et des indices de sentiments sur la période d'étude allant de février 2018 à décembre 2025. Nous reportons la moyenne (Moy), la médiane (Med), les valeurs minimale (Min) et maximale (Max), l'écart-type (ET) et le ratio de Sharpe (SR). Le (N) dans le panel A correspond au nombre de fonds disponibles dans l'échantillon. Dans les panels B et C, (N) correspond au nombre d'observations disponibles. Les valeurs sont exprimées en pourcentage sauf le (N) et le ratio de Sharpe.

Tableau 2: Matrice de corrélation

	Rendement	FGI	Cscsi20
Rendement	1		
FGI	0.520***	1	
Cscsi20	0.012	0.282***	1

Note : Le tableau 2 présente les coefficients de corrélation entre les rendements mensuels de l'échantillon, les indices FGI et Cscsi20. ***, ** et * indiquent respectivement les niveaux de significativité à 1%, 5% et 10%.

7. Résultats Empiriques

Dans cette section nous présentons les résultats empiriques de notre étude. Notre objectif est d'analyser l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB américains qui investissent dans les cryptomonnaies. La première et la deuxième partie de cette section sont respectivement dédiées aux résultats avec les indices de sentiment FGI et cscsi20. Notre analyse se déroule sur la période allant de février 2018 à décembre 2025, puis sur trois différentes sous-périodes allant de février 2018 à décembre 2019, janvier 2020 à décembre 2021 et janvier 2022 à décembre 2025.

Nous commençons par l'analyse des résultats liés à l'alpha des fonds de notre échantillon à partir des modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Le tableau 3 présente les résultats des modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018) sans la variable de sentiment. Quant au tableau 4, il présente les résultats après l'ajout de notre variable de sentiment. Deuxièmement nous analysons l'impact du sentiment des investisseurs sur le portefeuille des fonds gagnants (tableaux 5 et 6). Troisièmement nous analysons directement l'effet du sentiment à travers le coefficient (γ) sur la performance des fonds de notre échantillon (tableau 7). Enfin, nous analysons l'impact des différents niveaux du sentiment sur l'alpha des FNB qui investissent dans les cryptomonnaies (tableaux 8 et 9).

7.1 Impact de l'indice FGI

Dans le tableau 3, nous observons une variation des pourcentages de surperformance et de sous-performance dans le modèle Fama et French (2015). La probabilité de surperformance varie de 3.70% à 14.81% et la probabilité de sous-performance de 3.33% à 7.41%. De plus les probabilités de surperformance et de sous-performance sont respectivement de 3.00% et 8% sur toute la période d'étude. Quant au modèle Fama et French (2018), les variations de pourcentage sont de 3.03% à 7.41% pour la probabilité de surperformance et de 0.00% à 7.41% pour la probabilité de sous-performance. Sur toute la période d'étude, la probabilité de surperformance est de 3.03% et la probabilité de sous-performance est de 13.13%.

Sur la période de février 2018 à décembre 2019 la probabilité de surperformance est de 3.70% pour les deux modèles (Fama et French, 2015; Fama et French, 2018). Elle augmente jusqu'à atteindre respectivement 14.81% et 7.41% pour les modèles (Fama et French, 2015 et Fama et French, 2018) à la période suivante (janvier 2020 à décembre 2021). Cette période est la période avec le plus haut pourcentage de performance positive. La probabilité de surperformance chute à 2.22% pour le modèle Fama et French (2015) et à 3.45% pour le modèle Fama et French (2018) sur la période allant de janvier 2022 à décembre 2025.

Les probabilités de sous-performance entre février 2018 et décembre 2019 sont de 7,41% selon Fama et French (2015) contre 0,00 % avec le modèle Fama et French (2018). Sur la période de janvier 2020 à décembre 2021, nous observons un pourcentage de 7,41 % dans les deux modèles. Les probabilités de sous-performance baissent à 3,33 % avec le modèle Fama et French (2015), et à 6.90% avec modèle Fama et French (2018) sur la période janvier 2022 à décembre 2025.

Le tableau 4 présente les probabilités de surperformances et sous-performance de notre échantillon après l'ajout de notre variable de sentiment (FGI). Nous conservons tous les autres facteurs du marché des modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018).

Sur toute notre période d'étude, nous remarquons que les probabilités de surperformances qui étaient de 3.00% (Fama et French, 2015 et 3.03% (Fama et French, 2018) baissent respectivement jusqu'à 1.01% et 1.11% après l'ajout de notre indice de sentiment. Cependant les probabilités de sous-performance passent respectivement de 8% à 64.65% et de 13.13% à 67.78% pour les modèles (Fama et French, 2015 et Fama et French, 2018).

Cette baisse se constate dans les différentes périodes. Sur la période de janvier 2020 à décembre 2021, les pourcentages de fonds avec un alpha positif significatif passent de 14.81% (Fama et French, 2015) , 7.41% (Fama et French, 2018) à 0.00% dans les deux modèles. De janvier 2022 à décembre 2025 les probabilités de surperformances passent de 2.22% à 1.15% pour le modèle de Fama et French (2015) et de 3.45% à 1.23% pour le modèle de Fama et French (2018).

À l'inverse les probabilités de sous-performance affichent différentes hausses sur toutes les périodes. Sur la période de février à décembre 2019, elle atteint 33.33% pour les deux modèles. Sur la période de janvier 2020 à décembre 2021 elle atteint 48.15% pour le modèle de Fama et French (2015) et 51.85% pour le modèle de Fama et French (2018). Sur la période de janvier 2022 à décembre 2025 elle atteint 60.92% pour le modèle de Fama et French (2015) et 65.43% pour le modèle de Fama et French (2018).

Toutefois, nous remarquons une exception sur la période allant de février 2018 à décembre 2019. Sur cette période, les probabilités de surperformances restent inchangées (3.70%) après l'ajout du sentiment FGI. Ce résultat indique que le sentiment FGI ne semble pas modifier le pourcentage de fonds ayant un alpha positif et significatif. Cette absence de variation peut signifier que l'effet du sentiment est faible ou déjà absorbé par d'autres variables explicatives du modèle. Nos résultats obtenus confirment ceux de Bu (2021) qui montrent que le sentiment peut réduire la probabilité d'observer des alphas positifs

Tableau 3 : Probabilités de performances

Périodes	FF(2015)P	FF(2018)P	FF(2015)N	FF(2018)N
Février 2018- Décembre 2019	3.70%	3.70%	7.41%	0.00%
Janvier 2020- Décembre 2021	14.81%	7.41%	7.41%	7.41%
Janvier 2022- Décembre 2025	2.22%	3.45%	3.33%	6.90%
Février 2018- Décembre 2025	3.00%	3.03%	8.00%	13.13%

Note : Le tableau 3 présente les probabilités de surperformance et de sous-performance des fonds de l'échantillon selon les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). L'échantillon contient 143 fonds et les résultats des tests sont basés sur des données de rendement mensuel. La période d'étude s'étend de février 2018 à décembre 2025. La lettre P correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha positif et significatif. La lettre N correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha négatif et significatif.

Tableau 4 : Probabilités de performances ajustées au sentiment

Périodes	FF(2015)P	FF(2018)P	FF(2015) N	FF(2018)N
	+FGI	+FGI	+FGI	+FGI
Février 2018-Décembre 2019	3.70%	3.70%	33.33%	33.33%
Janvier 2020-Décembre 2021	0.00%	0.00%	48.15%	51.85%
Janvier 2022-Décembre 2025	1.15%	1.23%	60.92%	65.43%
Février 2018-Décembre 2025	1.01%	1.11%	64.65%	67.78%

Note : Le tableau 4 présente la probabilité de surperformance des fonds de l'échantillon ajustée au sentiment FGI selon les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). L'échantillon contient 143 fonds et les résultats des tests sont basés sur des données de rendement mensuel. La lettre P correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha positif et significatif. La lettre N correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha négatif et significatif. La période d'étude s'étend de février 2018 à décembre 2025.

Le tableau 5 présente les résultats des régressions des fonds gagnants avec les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018).

Avec le modèle Fama et French (2015), l'alpha est positive et statistiquement significative avec une valeur de 0,045. Cette valeur de l'alpha montre qu'en moyenne les fonds gagnants ont une performance anormale positive. Le coefficient du facteur de marché est négatif et non significatif. Le coefficient SMB est positif et significatif, ce qui indique une exposition aux fonds de petite taille. Le coefficient de HML est négatif et significatif. Ce résultat suggère que les fonds gagnants sont davantage orientés vers des titres de croissance que vers des titres de valeur. Le coefficient de RMW est positif et significatif, ce qui montre que la profitabilité contribue à expliquer la performance du portefeuille. En revanche, le facteur CMA n'est pas statistiquement significatif. Le coefficient de détermination ajusté est de 0,3843.

Quant au modèle Fama et French (2018), l'alpha reste positif et statistiquement significatif, mais il diminue à 0,035. Le coefficient du facteur de marché reste négatif et non significatif. Le facteur SMB demeure positif et significatif, tandis que le facteur HML reste négatif et significatif. Le facteur RMW reste aussi positif et significatif. Le facteur CMA n'est toujours pas statistiquement significatif. Le facteur MOM est positif, mais il n'est pas significatif. Ce résultat montre que l'ajout du Momentum n'apporte pas d'explication supplémentaire importante à la performance des fonds gagnants. Le coefficient de détermination ajusté est de 0.2783.

Les résultats du tableau 5 montrent que les fonds gagnants gardent un alpha positif dans les deux modèles. Ces résultats montrent aussi que la performance des fonds gagnants est surtout liée à la taille, au style de croissance et à la profitabilité, tandis que les facteurs d'investissement et le « momentum » ne semblent pas jouer un rôle important.

Le tableau 6 présente les résultats des régressions des fonds gagnants après l'ajout de l'indice de sentiment FGI. Les résultats montrent que le coefficient associé au FGI est négatif et statistiquement significatif (-0.003) au seuil de 1% dans les deux modèles. Ces résultats montrent une relation inverse entre le sentiment des investisseurs mesuré par le FGI et la performance des fonds gagnants.

L'alpha reste positif et statistiquement significatif dans les deux modèles. Nous obtenons une valeur de 0,164 dans le modèle de Fama et French (2015) et 0,166 dans le modèle de Fama et French (2018). Les fonds gagnants conservent un alpha positif et significatif même après l'introduction de l'indice de sentiment. En d'autres termes, le sentiment des investisseurs contribue à expliquer une partie de la performance des fonds gagnants, mais il ne suffit pas à expliquer entièrement son rendement anormal.

Nous observons une augmentation de la qualité d'ajustement du modèle après l'ajout du sentiment. Le R2 ajusté atteint 0,606 dans le modèle de Fama et French (2015) et 0,592 dans le modèle de Fama et French (2018). Cette augmentation du coefficient de détermination suggère que l'ajout du FGI améliore le pouvoir explicatif des régressions. Concernant les coefficients des facteurs (RMRF, SMB et HML), ils demeurent statistiquement significatifs, contrairement aux facteurs RMW, CMA et MOM qui ne semblent pas jouer un rôle aussi robuste dans l'explication de la performance des fonds gagnants.

Tableau 5 : Fonds gagnants et les modèles Fama et French (2015) et Fama et French (2018)

Modèle	Intercept	RMRF	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	Adj-sq
FF(2015)	0.045 (2.91)***	-0.415 (-0.60)	3.220 (3.28)***	-5.706 (-9.55)***	3.629 (3.70)***	-0.817 (-0.66)		0.3843
FF(2018)	0.035 (3.34)***	-0.602 (-1.40)	2.326 (2.80)***	-4.181 (-9.11)***	1.771 (2.33)**	0.373 (0.30)	0.787 (1.60)	0.2783

Note : Le tableau 5 présente les résultats des fonds gagnants. Les fonds gagnants sont des fonds avec des alphas positifs, statistiquement significatifs au niveau de 5 %. RMRF, SMB, HML, MOM, RMW et CMA représentent respectivement le rendement excédentaire du marché, le facteur taille, le facteur style, le facteur « Momentum », le facteur de rentabilité et le facteur d'investissement. Les régressions sont basées sur des données mensuelles. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025. ***, **, * indiquent respectivement les niveaux de significativité à 1%, 5% et 10%.

Tableau 6 : Fonds gagnants ajustés au sentiment FGI

Modèle	Intercept	RMRF	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	FGI	Adj-sq
FF(2015)	0.164 (2.31)**	-2.176 (-2.74)***	-3.169 (-3.87)***	2.281 (2.91)***	-1.546 (-1.52)	0.988 (1.54)		-0.003 (-2.74)***	0.606
FF(2018)	0.166 (2.26)**	-1.986 (-2.72)***	-3.559 (-4.31)***	2.098 (2.62)***	-1.606 (-1.70)*	0.833 (1.50)	-0.758 (-0.96)	-0.003 (-2.75)***	0.592

Note : Le tableau 6 présente les résultats des fonds gagnants ajustés au sentiment. Les fonds gagnants sont tous les fonds avec des alphas positifs, statistiquement significatifs au niveau de 5 %. RMRF, SMB, HML, MOM, RMW et CMA représentent respectivement le rendement excédentaire du marché, le facteur taille, le facteur style, le facteur « Momentum », le facteur de rentabilité et le facteur d'investissement. Les régressions sont basées sur des données mensuelles. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025. ***, **, * indiquent respectivement les niveaux de significativité à 1%, 5% et 10%.

Le tableau 7 présente le pourcentage de fonds selon le signe et la significativité du coefficient associé à notre indice de sentiment.

Sur l'ensemble de la période d'étude, les coefficients de sentiments sont majoritairement positifs et significatifs au seuil de 5%. Nous observons 73.74% de fonds qui présentent un coefficient de sentiment positif et significatif avec le modèle Fama et French (2015) et 74.44% avec le modèle Fama et French (2018). En revanche, le pourcentage de fonds avec un coefficient négatif et significatif est très faible. Les résultats sont respectivement de 1.01% et 2.22% dans les modèles (Fama et French, 2015 et Fama et French, 2018) .

Nous observons cette même tendance dans les différentes périodes. De février 2018 à décembre 2019, les pourcentages de fonds avec un coefficient (γ) positif et significatif sont de 58.33% dans le modèle Fama et French (2015) et 54.55% dans le modèle (Fama et French, 2018). Les pourcentages de fonds avec un coefficient (γ) positif et significatif conservent cette supériorité sur les périodes allant de janvier 2020 à décembre 2021 et janvier 2022 à décembre 2025.

Ces résultats montrent que le sentiment FGI est positivement associé à la performance de la majorité des fonds de l'échantillon. Quant aux fonds gagnants, l'impact du sentiment FGI est négatif et significatif.

Tableau 7 : Proportion de fonds selon le signe et la significativité du sentiment des investisseurs

Modèle de Fama et French (2015)				
Périodes	$\gamma > 0$	$\gamma > 0$	$\gamma < 0$	$\gamma < 0$
	Significatif	Non-significatif	Significatif	Non significatif
Février 2018-Décembre 2019	58.33%	25.00%	0.00%	16.67%
Janvier 2020- Décembre 2021	66.67%	22.22%	3.70%	7.41%
Janvier 2022-Décembre 2025	53.75%	38.75%	1.25%	6.25%
Février 2018-Decembre2025	73.74%	21.21%	1.01%	4.04%
Modèle de Fama et French (2018)				
	$\gamma > 0$	$\gamma > 0$	$\gamma < 0$	$\gamma < 0$
	Significatif	Non-significatif	Significatif	Non-significatif
Février 2018-Décembre 2019	54.55%	36.36%	0.00%	9.09%
Janvier 2020- Décembre 2021	66.67%	18.52%	3.70%	11.11%
Janvier 2022-Décembre 2025	58.23%	35.44%	2.53%	3.80%
Février 2018-Decembre2025	74.44%	21.11%	2.22%	2.22%

Note : Le tableau 7 présente la répartition des fonds selon le signe et la significativité (5%) du coefficient associé à l'indice de sentiment FGI dans les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Pour chaque fonds, nous estimons le coefficient (γ) lié à la variable de sentiment, puis nous classons les fonds en quatre groupes, coefficient positif et significatif (γ), coefficient positif et non significatif, coefficient négatif et significatif, et coefficient négatif et non significatif. Les pourcentages rapportés correspondent à la part des fonds appartenant à chaque catégorie pour chaque sous période ainsi que pour l'ensemble de la période allant de février 2018 à décembre 2025.

Le tableau 8 montre qu'avec le modèle de Fama et French (2015), le meilleur moment pour obtenir un alpha positif et significatif est lorsque le sentiment est modéré (quintile III). Le deuxième meilleur moment est lorsque le sentiment est très élevé (quintile V). En ce qui concerne le modèle de Fama et French (2018), le meilleur moment pour avoir un alpha positif et significatif est lorsque le sentiment est très élevé (quintile V). Le deuxième meilleur moment est lorsque le sentiment est très faible (quintile I). Lorsque le sentiment est modéré, la probabilité de battre le marché est faible avec le modèle Fama et French (2018) mais élevée avec le modèle Fama et French (2015). Lorsque le sentiment est faible (quintile II) les probabilités d'obtenir des alpha positif et significatif sont nulles dans les deux modèles.

Le tableau 9 présente les probabilités de surperformance obtenues après l'ajout de notre variable de sentiment (FGI) dans nos différentes estimations. Les probabilités de surperformance baissent significativement après l'ajout du sentiment FGI sur l'ensemble des différents quintiles. La plus grande probabilité de surperformance dans le modèle de Fama et French (2015) ajusté par le FGI est désormais observée dans le quintile IV avec 17,85%. Les autres quintiles affichent des niveaux plus faibles, notamment 12,50 % dans le quintile III, 9,09 % dans le quintile I et 2,77 % dans le quintile V. Dans le modèle de Fama et French (2018) ajusté par le FGI, la probabilité la plus élevée demeure dans le Quintile V, mais elle baisse à 11,11 %. Les quintiles I, III et IV baissent respectivement à 4,54 %, 6,25 % et 3,57 %. Les probabilités de surperformance dans les quintiles II dans nos deux modèles restent nulles.

Tableau 8 : probabilité de surperformance et niveau de sentiment

	Fama et French (2015)	Fama et French (2018)
Quintile I	18.18%	18.18%
Quintile II	0.00%	0.00%
Quintile III	31.25%	6.25%
Quintile IV	17.85%	17.85%
Quintile V	19.44%	22.22%

Note : Le tableau 8 rapporte la probabilité de surperformance des fonds de l'échantillon basée sur les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Le quintile I et le quintile V représentent respectivement les quintiles les plus bas et les plus élevés basés sur l'indice de sentiment FGI. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025.

Tableau 9 : Probabilité de surperformances ajustées au sentiment FGI

	Fama et French (2015) + FGI	Fama et French (2018) + FGI
Quintile I	9.09%	4.54%
Quintile II	0.00%	0.00%
Quintile III	12.50%	6.25%
Quintile IV	17.85%	3.57%
Quintile V	2.77%	11.11%

Note : Le tableau 9 rapporte la probabilité de surperformance des fonds échantillons basée sur les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018) ajustés par le sentiment FGI. Le quintile I et le quintile V se réfèrent respectivement aux quintiles le plus bas et le plus élevé selon l'indice de sentiment FGI. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025.

7.2 L'impact de l'indice Cscsi20

Contrairement à l'indice FGI, le tableau 10 montre que les probabilités de surperformance augmentent après l'introduction de la variable de sentiment Cscsi20. Sur l'ensemble de la période, la probabilité de surperformance passe ainsi de 3,00 % à 20,20 % dans le modèle de Fama et French (2015), et de 3,03 % à 7,78 % dans le modèle de Fama et French (2018). Cette hausse s'observe aussi sur la période janvier 2022 à décembre 2025, où la probabilité de surperformance atteint 22,99 % dans le modèle de Fama et French (2015) ajusté par le Cscsi20, contre 2,22 % dans le modèle de référence. Dans le modèle de Fama et French (2018), elle augmente sur cette même période de 3,45 % à 8,64 %.

Les probabilités de sous-performance présentent des résultats qui sont plus contrastés. Dans le modèle de Fama et French (2015), elles augmentent sur l'ensemble de la période, passant de 8,00 % à 11,11 %, et progressent aussi entre février 2018 et décembre 2019, de 7,41 % à 11,11 %. En revanche, elles diminuent entre janvier 2020 et décembre 2021, de 7,41 % à 3,70 %.

Dans le modèle de Fama et French (2018), les probabilités de sous-performance baissent sur l'ensemble de la période, de 13,13 % à 10,00 %, mais elles augmentent sur certaines sous-périodes, notamment entre février 2018 et décembre 2019, où elles passent de 0,00 % à 7,41 %.

Ces résultats montrent donc que l'ajout du Cscsi20 ne produit pas le même effet que celui observé avec le FGI. Alors que l'introduction du FGI s'accompagne d'une baisse des probabilités de surperformance, l'ajout du Cscsi20 est ici associé à une hausse de ces probabilités dans plusieurs cas. Ces résultats suggèrent que le Cscsi20 apporte aux modèles une information différente de celle contenue dans les facteurs de référence.

Tableau 10 : Probabilités de performances ajustées au sentiment Cscsi20

Période	FF(2015)P +Cscsi20	FF(2018)P +Cscsi20	FF(2015)N +Cscsi20	FF(2018)N +Cscsi20
Février 2018- Décembre 2019	7.41%	7.41%	11.11%	7.41%
Janvier 2020- Décembre 2021	14.81%	11.11%	3.70%	3.70%
Janvier 2022- Décembre 2025	22.99%	8.64%	11.49%	8.64%
Février 2018- Décembre 2025	20.20%	7.78%	11.11%	10.00%

Note : Le tableau 10 présente la probabilité de surperformance des fonds de l'échantillon ajustée au sentiment Cscsi20 selon les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). L'échantillon contient 143 fonds et les résultats des tests sont basés sur des données de rendement mensuel. La lettre p correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha positif et significatif. La lettre n correspond au pourcentage de fonds ayant un alpha négatif et significatif. La période d'étude s'étend de février 2018 à décembre 2025.

Le tableau 11 présente les résultats des fonds gagnants après l'ajout du sentiment Csci20 dans les modèles. Les résultats montrent que le coefficient associé à l'indice de sentiment Csci20 est négatif et non significatif dans le modèle de Fama et French (2015). Le coefficient reste négatif, mais significatif dans le modèle de Fama et French (2018). Une hausse du sentiment mesuré par cet indice est associée à une baisse de la performance anormale des fonds gagnants uniquement dans le modèle de Fama et French (2018). Concernant l'alpha, il demeure positif et significatif dans les deux modèles. Le sentiment Cscsi20 n'explique donc pas la surperformance des fonds gagnants. Nous observons une augmentation moins marquée des valeurs du R2 ajusté avec l'ajout du Cscsi20 que lors de l'introduction du sentiment FGI. Le pouvoir explicatif du Cscsi20 est donc inférieur à celui du FGI dans les deux modèles. Ces différences s'expliquent en partie par la nature des deux indices. Contrairement au FGI, qui est une mesure directe du sentiment des investisseurs, le Cscsi20 est un indice composite qui intègre non seulement le sentiment, mais aussi la

capitalisation boursière et le volume échangé des 20 cryptomonnaies qui le composent. Selon la méthodologie de l'indice, les poids basés sur le sentiment ne s'appliquent qu'aux 18 autres cryptomonnaies autres que « Bitcoin » et « Ethereum ». Ces deux cryptomonnaies sont calculées uniquement à partir de la capitalisation boursière et du volume, sans aucune composante de sentiment. Par ailleurs, la liste des cryptomonnaies composant l'indice est révisée chaque mois sur la base de critères de capitalisation et de volume minimum. Ce fait signifie que les actifs inclus dans l'indice peuvent changer d'un mois à l'autre²³.

²³ Voir lien suivant : <https://www.compassft.com/> » document « Cscsi20-Methodology »

Tableau 11 : Fonds gagnants ajustés au sentiment Cscsi20

Modèle	Intercept	RMRF	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	Cscsi20	Adj-sq
FF(2015)	0.061 (1.55)**	1.912 (4.85)	-0.846 (1.24)	-0.421 (-0.88)	-1.329 (-2.38)**	-0.594 (-0.81)		-0.000 (-1.47)	0.4244
FF(2018)	0.092 (2.28)**	2.037 (5.62)***	-3.559 (1.84)*	-0.577 (-0.78)	-1.606 (-1.70)*	0.005 (0.00)	-0.085 (-0.17)	-0.000 (-2.15)**	0.4958

Note : Le tableau 11 présente les résultats des fonds gagnants ajustés au sentiment. Les fonds gagnants sont tous les fonds avec des alphas positifs, statistiquement significatifs au niveau de 5 %. RMRF, SMB, HML, MOM, RMW et CMA représentent respectivement le rendement excédentaire du marché, le facteur taille, le facteur style, le facteur « Momentum », le facteur de rentabilité et le facteur d'investissement. Les régressions sont basées sur des données mensuelles. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025. ***, **, * indiquent respectivement les niveaux de significativité à 1%, 5% et 10%.

Le tableau 12 présente les pourcentages de fonds selon le signe et la significativité du coefficient associé à notre indice de sentiment Cscsi20.

Nous observons différents résultats sur l'ensemble de la période d'étude. Dans le modèle Fama et French (2015), le pourcentage des fonds avec un coefficient négatif et significatif (22.22%) est plus élevé que celui des fonds avec un coefficient positif et significatif (12.22%). Les résultats sont différents dans le modèle de Fama et French (2018). La part des fonds avec un coefficient positif et significatif est de 10.00 % et celle des coefficients négatifs et significatifs de 7.78%. Nous avons donc une dominance des effets négatifs du sentiment avec le modèle de Fama et French (2015) et une dominance des effets positifs du sentiment avec le modèle de Fama et French (2018) sur la performance des fonds de notre échantillon.

De février 2018 à décembre 2019, aucun fonds ne présente de coefficient significatif dans le modèle de Fama et French (2015). Dans le modèle de Fama et French (2018), 8,33 % des fonds présentent un coefficient positif et significatif, alors qu'aucun fonds ne présente un coefficient négatif et significatif. Sur la période allant de janvier 2020 à décembre 2021, les coefficients positifs et significatifs deviennent majoritaires dans les deux modèles. Ils représentent 22,22 % des fonds dans le modèle de Fama et French (2015) et 25,93 % dans le modèle de Fama et French (2018), contre 3,70 % de coefficients négatifs et significatifs dans les deux modèles.

En revanche, sur la période allant de janvier 2022 à décembre 2025, les résultats changent. Dans le modèle de Fama et French (2015), les coefficients négatifs et significatifs deviennent plus nombreux que les coefficients positifs et significatifs. Les proportions sont de 26,25 % contre 7,50 %. Dans le modèle de Fama et French (2018), la situation reste différente, car les coefficients positifs et significatifs demeurent plus nombreux que les coefficients négatifs et significatifs, avec 10,00 % contre 2,53 %.

Dans l'ensemble, ces résultats viennent soutenir l'idée de l'impact instable de l'indice Cscsi20. Contrairement au FGI, l'indice Cscsi20 augmente les probabilités de surperformance. De plus son impact sur les fonds gagnants est significatif dans un modèle

(Fama et French, 2015) mais pas significatif dans un autre (Fama et French, 2018). L'effet du sentiment Cscsi20 n'est donc pas stable sur toute la période d'étude. Il varie selon la période observée, mais aussi selon le modèle retenu.

Tableau 12 : Proportion de fonds selon le signe et la significativité du coefficient du sentiment (γ) Cscsi20

Modèle de Fama et French (2015)				
Périodes	$\gamma > 0$	$\gamma > 0$	$\gamma < 0$	$\gamma < 0$
	Significatif	Non-significatif	Significatif	Non significatif
Février 2018-Décembre 2019	0.00%	58.82%	0.00%	41.18%
Janvier 2020- Décembre 2021	22.22%	40.74%	3.70%	33.33%
Janvier 2022-Décembre 2025	7.50%	26.25%	26.25%	40.00%
Février 2018-Decembre2025	12.22%	32.22%	22.22%	33.33%
Modèle de Fama et French (2018)				
	$\gamma > 0$	$\gamma > 0$	$\gamma < 0$	$\gamma < 0$
	Significatif	Non-significatif	Significatif	Non-significatif
Février 2018-Décembre 2019	8.33%	50.00%	0.00%	41.67%
Janvier 2020- Décembre 2021	25.93%	33.33%	3.70%	37.04%
Janvier 2022-Décembre 2025	10.00%	28.98%	2.53%	52.22%
Février 2018-Decembre2025	10.00%	33.33%	7.78%	48.89%

Note : Le tableau 12 présente la répartition des fonds selon le signe et la significativité (5%) du coefficient associé à l'indice de sentiment Cscsi20 dans les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Pour chaque fonds, nous estimons le coefficient (γ) lié à la variable de sentiment, puis nous classons les fonds en quatre groupes, coefficient positif et significatif (γ), coefficient positif et non significatif, coefficient négatif et significatif, et coefficient négatif et non significatif. Les pourcentages rapportés correspondent à la part des fonds appartenant à chaque catégorie pour chaque sous période ainsi que pour l'ensemble de la période allant de février 2018 à décembre 2025.

Le tableau 13 présente les probabilités de surperformance sans l'indice de sentiment Cscsi20. Avec le modèle de Fama et French (2015), les probabilités de surperformances sont nulles dans les quintiles I, III et V. Elles sont de 11,11 % dans le quintile II et 17,64 % dans le quintile IV. Dans le modèle de Fama et French (2018), les probabilités de surperformances sont nulles dans le quintile I, 11,11 % dans le quintile II, 3,25 % dans le quintile III, 11,76 % dans le quintile IV et 2,81 % dans le quintile V.

Le tableau 14 présente les probabilités de surperformance après l'ajout du sentiment Cscsi20. Dans le modèle de Fama et French (2015) ajusté du sentiment, la probabilité de surperformance reste nulle dans les quintiles I et II, mais elle augmente dans les quintiles III, IV et V. Dans le modèle de Fama et French (2018) ajusté du sentiment, la probabilité de surperformance atteint 33,33 % dans le quintile I, 22,58 % dans le quintile III, 41,17 % dans le quintile IV et 14,08 % dans le quintile V, alors qu'elle reste nulle dans le quintile II.

Dans l'ensemble, ces résultats montrent que l'ajout du Cscsi20 augmente la probabilité de surperformance dans plusieurs quintiles. Cette augmentation suggère que l'indice de sentiment Cscsi20 n'explique pas la performance, mais laisse plutôt plus de surperformance inexplicée. Le quintile IV reste celui où l'augmentation est la plus forte dans les deux modèles ajustés au sentiment. En revanche, les probabilités de surperformance du quintile II n'augmentent pas à l'ajout du sentiment.

Les différences observées entre les résultats obtenus avec les indices FGI et Cscsi20 peuvent s'expliquer par la manière dont ces deux indices sont construits. La littérature montre que les différentes mesures du sentiment ne captent pas exactement la même information et qu'elles peuvent conduire à des résultats différents. En effet, Ferrer (2017) montre que le choix du proxy de sentiment joue un rôle important dans les résultats. En comparant l'indice de Baker et Wurgler (2006) avec un indice européen « SENT EU », il montre que des mesures construites différemment ne mettent pas en évidence les mêmes effets du sentiment. Chan et al. (2017) indiquent que plusieurs proxies de sentiment sont faiblement corrélés entre eux et peuvent mesurer des dimensions différentes du sentiment des investisseurs. Dans ce contexte, il est possible qu'un indice construit à partir de 20 différentes cryptomonnaies, donne des résultats différents d'un indice centré sur le «

bitcoin ». Ces éléments peuvent expliquer pourquoi les résultats obtenus avec le Cscsi20 diffèrent de ceux obtenus avec le FGI.

Tableau 13 : probabilité de surperformance Cscsi20

	Fama et French (2015)	Fama et French (2018)
Quintile I	0.00%	0.00%
Quintile II	11.11%	11.11%
Quintile III	0.00%	3.25%
Quintile IV	17.64%	11.76%
Quintile V	0.00%	2.81%

Note : Le tableau 13 rapporte la probabilité de surperformance des fonds de l'échantillon basée sur les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018). Le quintile I et le quintile V représentent respectivement les quintiles les plus bas et les plus élevés basés sur l'indice de sentiment Cscsi20. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025.

Tableau 14 : probabilité de surperformance et niveau de sentiment Cscsi20

	Fama et French (2015) + Cscsi20	Fama et French (2018) + Cscsi20
Quintile I	0.00%	33.33%
Quintile II	0.00%	0.00%
Quintile III	9.67%	22.58%
Quintile IV	35.24%	41.17%
Quintile V	12.67%	14.08%

Note : Le tableau 14 rapporte la probabilité de surperformance des fonds échantillons basée sur les modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018) ajustés par le sentiment. Le quintile I et le quintile V se réfèrent respectivement aux quintiles le plus bas et le plus élevé selon l'indice de sentiment Cscsi20. La période de l'échantillon s'étend de février 2018 à décembre 2025.

8. Conclusion

L'objectif de ce mémoire est d'analyser l'impact du sentiment des investisseurs sur la performance des FNB américains qui investissent dans les cryptomonnaies. Pour atteindre cet objectif, nous nous basons sur l'approche de Bu (2021) qui consiste à analyser la probabilité de surperformance avant et après l'ajout de la variable sentiment. Nous recueillons un échantillon de 143 FNB américains qui investissent dans les cryptomonnaies sur une période allant de 2018 à 2025. Nous utilisons deux variables de sentiment qui ont des expositions différentes aux marchés cryptomonnaies. Le FGI est seulement basé sur le « bitcoin », quant au « Cscsi20 » il inclut 20 cryptomonnaies. Nous estimons les paramètres inconnus de nos équations à l'aide des modèles de Fama et French (2015) et Fama et French (2018).

Ce mémoire présente différents résultats. Nous trouvons que l'indice de sentiment FGI a un impact positif et significatif sur l'échantillon globale. Quant à l'indice Cscsi20, il présente des résultats plus nuancés qui diffèrent selon le modèle d'estimation et la période. De plus, la probabilité de surperformance diminue après l'ajout du sentiment FGI, mais l'ajout du sentiment Cscsi20 entraîne une augmentation de la probabilité de surperformance. Cette différence peut s'expliquer par la composition différente des deux indices de sentiment, puisque le Cscsi20 a une exposition plus large au marché des cryptomonnaies, tandis que le FGI s'oriente uniquement vers le « bitcoin ». Ces résultats sont cohérents avec la littérature existante, qui montre que différents proxies de sentiment peuvent conduire à des conclusions différentes (Ferrer, 2017).

Notre étude comporte certaines limites qui sont liées aux données utilisées. Plusieurs fonds de l'échantillon ne disposent pas de données disponibles sur toute la période d'étude. De plus l'étude commence en février pour l'année 2018 à cause des disponibilités de notre indice (FGI).

9 Références

- Addo, J. O., J. Cúg, S. A. Keelson, J. Amoah and Z. Petráková (2025). "Behavioral Risk Management in Investment Strategies: Analyzing Investor Psychology." International Journal of Financial Studies **13**(2): 53.
- Al Guindy, M. (2021). "Cryptocurrency price volatility and investor attention." International Review of Economics & Finance **76**: 556-570.
- Amenc, N. and V. Le Sourd (2003). Portfolio theory and performance analysis, John Wiley & Sons.
- Anamika, M. Chakraborty and S. Subramaniam (2023). "Does sentiment impact cryptocurrency?" Journal of Behavioral Finance **24**(2): 202-218.
- Aste, T. (2019). "Cryptocurrency market structure: connecting emotions and economics." Digital Finance **1**(1): 5-21.
- Baker, M. and J. Wurgler (2006). "Investor sentiment and the cross-section of stock returns." The journal of Finance **61**(4): 1645-1680.
- Baker, M. and J. Wurgler (2007). "Investor sentiment in the stock market." Journal of economic perspectives **21**(2): 129-151.
- Barberis, N., A. Shleifer and R. Vishny (1998). "A model of investor sentiment." Journal of financial economics **49**(3): 307-343.
- Barberis, N. and R. Thaler (2003). "A survey of behavioral finance." Handbook of the Economics of Finance **1**: 1053-1128.
- Baur, D. G., K. Hong and A. D. Lee (2018). "Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets?" Journal of International Financial Markets, Institutions and Money **54**: 177-189.
- Beaumont, R., M. van Daele, B. Frijns, T. Lehnert and A. Muller (2008). "Investor sentiment, mutual fund flows and its impact on returns and volatility." Managerial Finance **34**(11): 772-785.
- Ben-David, I., J. Li, A. Rossi and Y. Song (2022). "What do mutual fund investors really care about?" The Review of Financial Studies **35**(4): 1723-1774.
- Ben-David, I., F. Franzoni and R. Moussawi (2018). "Do ETFs increase volatility?" The Journal of Finance **73**(6): 2471-2535.
- Bianchi, D. and M. Babiak (2021). "A risk-based explanation of cryptocurrency returns." Available at SSRN 3935934.

Bianchi, D. and M. Babiak (2022). "On the performance of cryptocurrency funds." Journal of Banking & Finance **138**: 106467.

Bourghelle, D., F. Jawadi and P. Rozin (2022). "Do collective emotions drive bitcoin volatility? A triple regime-switching vector approach." Journal of Economic Behavior & Organization **196**: 294-306.

Bouri, E., O. Cepni, R. Gupta, S. Mishra and M. E. Olgun (2025). Dynamic Return Connectedness Among Crypto-Mining Technology Firms and Major Cryptocurrencies: The Role of Sentiment Indices.

Brown, G. W. and M. T. Cliff (2004). "Investor sentiment and the near-term stock market." Journal of empirical finance **11**(1): 1-27.

Brown, S. J., W. N. Goetzmann, T. Hiraki, N. Shiraishi and M. Watanabe (2003). Investor sentiment in Japanese and US daily mutual fund flows, National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA.

Bu, Q. (2021). "Mutual fund alpha: is it managerial or emotional?" Journal of Behavioral Finance **22**(1): 46-55.

Campbell, J. Y. (2006). "Household finance." The journal of finance **61**(4): 1553-1604.

Carhart, M. M. (1997). "On persistence in mutual fund performance." The Journal of finance **52**(1): 57-82.

Chan, F., R. B. Durand, J. Khuu and L. A. Smales (2017). "The validity of investor sentiment proxies." International Review of Finance **17**(3): 473-477.

Charupat, N. and P. Miu (2011). "The pricing and performance of leveraged exchange-traded funds." Journal of Banking & Finance **35**(4): 966-977.

Chen, C. Y.-H., R. Després, L. Guo and T. Renault (2019). What makes cryptocurrencies special? Investor sentiment and return predictability during the bubble, IRTG 1792 Discussion Paper.

Chen, C. Y.-H. and C. M. Hafner (2019). "Sentiment-induced bubbles in the cryptocurrency market." Journal of Risk and Financial Management **12**(2): 53.

Chen, W., J. Wu, Z. Zheng, C. Chen and Y. Zhou (2019). Market manipulation of bitcoin: Evidence from mining the Mt. Gox transaction network. IEEE INFOCOM 2019-IEEE conference on computer communications, IEEE.

Cheng, M. and A. Madhavan (2009). "The dynamics of leveraged and inverse exchange-traded funds." Journal of investment management **16**(4): 43.

Conlon, T., D. V. De Mingo-López and A. Urquhart (2025). "Persistence and Market Timing Ability of Cryptocurrency Funds." Financial Management.

Corbet, S., B. Lucey, A. Urquhart and L. Yarovaya (2019). "Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis." International Review of Financial Analysis **62**: 182-199.

Cox, C. C. (2017). "A comparison of active and passive portfolio management."

CSI (2017). Fonds d'investissements au Canada, CSI.

Cumming, D. J., N. Dombrowski, W. Drobetz and P. P. Momtaz (2022). "Decentralized finance, crypto funds, and value creation in tokenized firms." Crypto Funds, and Value Creation in Tokenized Firms (May 7, 2022).

Da, Z., J. Engelberg and P. Gao (2015). "The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices." The Review of Financial Studies **28**(1): 1-32.

Dombrowski, N., W. Drobetz and P. P. Momtaz (2023). "Performance measurement of crypto funds." Economics Letters **228**: 111118.

Edelen, R. M. and J. B. Warner (2001). "Aggregate price effects of institutional trading: a study of mutual fund flow and market returns." Journal of financial Economics **59**(2): 195-220.

El Hajj, M. and I. Farran (2024). "The cryptocurrencies in emerging markets: Enhancing financial inclusion and economic empowerment." Journal of Risk and Financial Management **17**(10): 467.

Fama, E. F. (1970). "Efficient capital markets." Journal of finance **25**(2): 383-417.

Fama, E. F. (1970). "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work." The journal of Finance **25**(2): 383-417.

Fama, E. F. and K. R. French (1993). "Common risk factors in the returns on stocks and bonds." Journal of financial economics **33**(1): 3-56.

Fama, E. F. and K. R. French (2015). "A five-factor asset pricing model." Journal of financial economics **116**(1): 1-22.

Fama, E. F. and K. R. French (2018). "Choosing factors." Journal of financial economics **128**(2): 234-252.

- Ferrer, E. (2017). Investor sentiment effect in European stock markets, Ed. Universidad de Cantabria.
- Gamble IV, J. M. (2020). "Can Expense Ratios Signal Performance? An Analysis of Equity ETFs & Mutual Funds." American Journal of Undergraduate Research **16**(4).
- Goetzmann, W. N., M. Massa and K. G. Rouwenhorst (2000). Behavioral factors in mutual fund flows, INSEAD.
- Härdle, W. K., C. R. Harvey and R. C. Reule (2020). Understanding cryptocurrencies, Oxford University Press. **18**: 181-208.
- Kahneman, D. and A. Tversky (2013). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Handbook of the fundamentals of financial decision making: Part I, World Scientific: 99-127.
- Kaplanski, G. and H. Levy (2010). "Sentiment and stock prices: The case of aviation disasters." Journal of financial economics **95**(2): 174-201.
- Katsiampa, P. (2017). "Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models." Economics letters **158**: 3-6.
- Khelifa, S. B., K. Guesmi and C. Urom (2021). "Exploring the relationship between cryptocurrencies and hedge funds during COVID-19 crisis." International Review of Financial Analysis **76**: 101777.
- Kim, K., S.-Y. T. Lee and S. Assar (2022). "The dynamics of cryptocurrency market behavior: sentiment analysis using Markov chains." Industrial Management & Data Systems **122**(2): 365-395.
- Kim, S.-H. and D. Kim (2014). "Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns." Journal of Economic Behavior & Organization **107**: 708-729.
- Kjærland, F., A. Khazal, E. A. Krogstad, F. B. Nordstrøm and A. Oust (2018). "An analysis of bitcoin's price dynamics." Journal of Risk and Financial Management **11**(4): 63.
- Koutmos, D. (2023). "Investor sentiment and bitcoin prices." Review of Quantitative Finance and Accounting **60**(1): 1-29.
- Lee, C. M., A. Shleifer and R. H. Thaler (1991). "Investor sentiment and the closed-end fund puzzle." The journal of finance **46**(1): 75-109.

- Liu, Y. and A. Tsyvinski (2021). "Risks and returns of cryptocurrency." The Review of Financial Studies **34**(6): 2689-2727.
- Massa, M. and V. Yadav (2015). "Investor sentiment and mutual fund strategies." Journal of Financial and Quantitative Analysis **50**(4): 699-727.
- Mikołajek-Gocejna, M. and T. Urbaś (2023). "Rational Investors or Rational Expectations in Efficient Market Hypothesis?" International Journal of Finance, Insurance and Risk Management **13**(2): 167-188.
- Mohamad, A. (2025). "Do Bitcoin ETFs Lead Price Discovery Following their Introduction in the Bitcoin Market?" Computational Economics: 1-23.
- Moodley, F., S. Ferreira-Schenk and K. Matlhaku (2025). "The Effects of Investor Sentiment on Stock Return Indices Under Changing Market Conditions: Evidence from South Africa." International Journal of Financial Studies **13**(2): 70.
- Nabosu, S. S., E. N. M'ithiria and J. M. Wepukhulu (2022). "Investor Sentiment and Stock Market Return of Non-Financial Firms Listed on the Nairobi Securities Exchange." J. Finance Account. **6**(3): 65-81.
- Naeem, M. A., I. Mbarki and S. J. H. Shahzad (2021). "Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears." International Review of Economics & Finance **73**: 496-514.
- Nakamoto, S. (2008). "Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system."
- Newey, W. K. and K. D. West (1986). "A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix."
- Noman, A. and S. Lawrence (2018). "CONSUMER SENTIMENT, RETURN, AND FLOW OF FUNDS TO SECTOR EXCHANGE TRADED FUNDS." Southwestern Economic Review **45**: 17-31.
- Polasik, M., A. I. Piotrowska, T. P. Wisniewski, R. Kotkowski and G. Lightfoot (2015). "Price fluctuations and the use of bitcoin: An empirical inquiry." International journal of electronic commerce **20**(1): 9-49.
- Pompian, M. M. (2011). Behavioral finance and wealth management: how to build investment strategies that account for investor biases, John Wiley & Sons.
- Rompotis, G. G. (2010). "Does premium impact exchange-traded funds' returns? Evidence from iShares." Journal of Asset Management **11**(4): 298-308.

- Sapkota, N. (2022). "News-based sentiment and bitcoin volatility." International Review of Financial Analysis **82**: 102183.
- Savage, L. J. (1972). The foundations of statistics, Courier Corporation.
- Silva, S. E. d., S. E. Fonseca, C. M. d. S. Roma, S. H. Han and R. A. Iquiapaza (2025). "Investor sentiment and equity mutual fund performance in Brazil." Journal of Economics, Finance and Administrative Science **30**(59): 189-204.
- Spurr, A. and M. Ausloos (2021). "Challenging practical features of Bitcoin by the main altcoins." Quality & Quantity **55**(5): 1541-1559.
- Statman, M. (2008). "What is behavioral finance." Handbook of finance **2**(9): 79-84.
- Thaler, R. (1985). "Mental accounting and consumer choice." Marketing science **4**(3): 199-214.
- Tourani-Rad, A., R. Beaumont, M. van Daele, B. Frijns, T. Lehnert and A. Muller (2008). "Investor sentiment, mutual fund flows and its impact on returns and volatility." Managerial Finance **34**(11): 772-785.
- Tseng, Y.-C. and W.-C. Lee (2016). "Investor sentiment and ETF liquidity-evidence from Asia markets." Advances in Management and Applied Economics **6**(1): 89.
- Von Neumann, J. and O. Morgenstern (2007). Theory of games and economic behavior: 60th anniversary commemorative edition. Theory of games and economic behavior, Princeton university press.
- Wang, J.-N., H.-C. Liu and Y.-T. Hsu (2024). "A U-shaped relationship between the crypto fear-greed index and the price synchronicity of cryptocurrencies." Finance Research Letters **59**: 104763.
- Wermers, R. (2000). "Mutual fund performance: An empirical decomposition into stock-picking talent, style, transactions costs, and expenses." The Journal of Finance **55**(4): 1655-1695.
- Zhang, P., K. Xu, J. Huang and J. Qi (2024). "Investor sentiment and the holiday effect in the cryptocurrency market: evidence from China." Financial Innovation **10**(1): 113.
- Zhu, P., X. Zhang, Y. Wu, H. Zheng and Y. Zhang (2021). "Investor attention and cryptocurrency: Evidence from the Bitcoin market." PLoS One **16**(2): e0246331.