

HEC MONTRÉAL

Analyse des empreintes carbone des portefeuilles de fonds communs de placements américains et de leurs caractéristiques

par
Jérémy Bilodeau

Iwan Meier
HEC Montréal
Directeur de recherche

Sciences de la gestion
(Spécialisation Finance)

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

Août 2023
© Jérémy Bilodeau, 2023

Résumé

Ce mémoire analyse l’empreinte environnementale des fonds communs de placement américains, en se concentrant sur leur empreinte carbone et les choix de titres par rapport aux émissions sectorielles. En utilisant les données de Capital IQ et WRDS, l’étude évalue l’empreinte environnementale des portefeuilles et la relation entre les allocations sectorielles et les choix intra sectoriels. Une distinction majeure de cette recherche réside dans l'utilisation d'émissions individuelles des actions pour créer une empreinte environnementale dynamique. Les résultats montrent que la réduction de l'exposition au secteur de l'énergie et des services publics est importante pour l'amélioration des émissions de gaz à effets de serre pour le portefeuille. Cependant, l’étude démontre aussi que ces stratégies entraînent des profils de risque moins attractifs, mais des rendements non statistiquement significatifs différents pour les portefeuilles ayant le plus respecté ces réductions de GES, soulignant les défis de l'investissement responsable.

Mots clés : Fonds communs de placement américains, Régression linéaire, Investissement durable, Pollution, Finance durable, Investissement ESG, Pollution, Répartition sectorielle, Modèles factoriels.

Abstract

This thesis analyzes the environmental impact of US mutual funds by focusing on their carbon footprint and stock choices relative to sector emissions. Using data from Capital IQ and WRDS, the study evaluates the environmental footprint of portfolios and the relationship between sector allocations and intra-sector choices. A major distinction of this research is the use of individual stock emissions to create a dynamic environmental footprint. The results show that reducing exposure to the energy and utilities sector is important for improving greenhouse gas emissions for the portfolio. However, the study also demonstrates that these strategies result in lower returns and less attractive risk profiles for portfolios that have respected these GHG reductions the most, highlighting the challenges of responsible investment.

Keywords : US Mutual Funds, Linear Regression, Sustainable Investing, Pollution, Sustainable Finance, ESG Investing, Pollution, Sector Distribution, Factor Models

Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des Figures.....	xi
Liste des tableaux.....	xii
Liste des abréviations.....	xiii
Remerciements.....	xv
1. Introduction.....	1
2. Revue de la littérature.....	6
3. Données.....	17
3.1 CRSP.....	17
3.2 Liste des Fonds Communs de Placement.....	18
3.3 Rendements.....	21
3.4 Titres historiques des fonds.....	23
3.5. Lien entre CRSP et Compustat.....	23
3.6 Pollution et classification des secteurs.....	24
3.7 Contraintes de portefeuilles.....	28
3.8 Association des émissions de gaz à effets de serre.....	32
3.9 Données factorielles sur les modèles Fama-French.....	32
4 Méthodologie.....	34
4.1 Construction des empreintes environnementales des portefeuilles.....	34
4.1.1 Changements de l’empreinte environnementale et d’allocation sectorielle	

4.1.2	Estimation du premier modèle linéaire	37
4.2	Changements en allocation best-in-class	38
4.2.1	Classement des seuils de pollution par secteurs et par an.....	39
4.2.2	Changements des empreintes environnementales et d'allocation best-in-class – modèle linéaire	40
4.3	Séparation des fonds	41
4.4	Rendements et modèles de marchés	42
4.4.1	Modèles utilisés	43
4.5	Analyse du risque des portefeuilles	44
5.	Résultats	45
5.1	Construction des empreintes environnementales des portefeuilles	45
5.1.1	Changements en allocation sectorielle	47
5.1.2	Estimation du premier modèle linéaire	50
5.2.2	Changements empreintes environnementales et d'allocation best-in-class – modèle linéaire.....	52
5.3	Séparation des fonds	54
5.4	Rendements et modèles de marchés	55
5.4.1	Estimation des modèles à 3 facteurs	55
5.4.2	Estimation des modèles à 4 facteurs	56
5.4.3	Estimation des modèles à 5 facteurs	59
5.4.4	Récapitulation	61
5.5	Analyse du risque des portefeuilles	62
6.	Conclusion	65
	Bibliographie.....	67
	Annexes.....	73
	Annexe A : Liste des différentes institutions principales sur la décarbonisation ...	73

Annexe B : Classification des types de fonds	76
Annexe D : Ratios de frais de gestion de l'ensemble des fonds	79
Annexe F : Effet du relâchement sur les critères de couverture	82
Annexe G : Différentes mesures d'émissions des portefeuilles – TCFD, 2021	83
Annexe I : Statistiques descriptives des empreintes environnementales des portefeuilles.....	87
Annexe J : Rendements et risque baissier des échantillons	88
Annexe K : Émissions de GES financées moyennes et totales par secteurs	90
Annexe L : Statistiques descriptives des empreintes environnementales des portefeuilles.....	91

Liste des Figures

Figure 1. Nombre de portefeuilles par type	20
Figure 2. Distribution des rendements et des actifs des fonds	22
Figure 3. Couverture des données manquantes de Trucost.....	25
Figure 4. Évolution des données de Trucost aux États-Unis par secteur	26
Figure 5. Impact de la contrainte sur le nombre de portefeuilles.....	30
Figure 6. Rendements mensuels des onze secteurs	33
Figure 7. Distribution des empreintes carbone de notre échantillon de portefeuilles	45
Figure 8. Tendances dans les allocations sectorielles moyennes au fil du temps	47
Figure 9. Changements moyens et cumulés du secteur de l'Énergie	49
Figure 10. VaR (5%) roulante des échantillons des portefeuilles	63

Liste des tableaux

Tableau 1. Statistiques sommaires des fonds de l'échantillon.....	31
Tableau 2. Classification des rangs de pollution	39
Tableau 3. Résultats du modèle d'estimation des changements des modèles	50
Tableau 4. Résultats du modèle d'estimation des changements de l'empreinte	52
Tableau 5. Tests de <i>Student</i> sur la différence des sous-échantillons	54
Tableau 6. Résultats de l'estimation du modèle à 3 facteurs sur nos échantillons	55
Tableau 7. Estimation du modèle de Carhart 4 facteurs	57
Tableau 8. Résultats de l'estimation du modèle à 5 facteurs sur nos échantillons	59
Tableau 9. Statistiques descriptives des rendements mensuels des sous-échantillons ...	62

Liste des abréviations

CRSP; Center for Research in Security Prices

WRDS; Wharton Research Data Services

ESG; Environnement, Social et Gouvernance

S&P; *Standard and Poors*

FCP; Fonds Communs de Placements

US SIF; United States Sustainable Investment Forum

GES; Gaz à effet de serre

EE; Empreinte environnementale

EC; Empreinte Carbone

SRI; *Socially Responsible Investment*

PRI; *Principles for Responsible Investment*

Remerciements

Je tiens sincèrement à remercier M. Meier, mon directeur de recherche pour ses réponses, son temps et le partage de son expertise acquise en finance durable en tant que professeur titulaire. J'aimerais aussi remercier Shanie et Olivier, qui m'ont supporté durant mes années universitaires ainsi que tous mes amis avec qui j'ai partagé des moments inoubliables et tous mes collègues avec qui j'ai eu d'innombrables discussions enrichissantes.

1. Introduction

De plus en plus d'investisseurs prennent en compte les facteurs ESG (environnementaux, sociaux et de gouvernance) lorsqu'ils déterminent l'allocation de leur capital à des fins de placements. Une étude de Bloomberg (2021) prédit que l'allocation de capital à des fonds durables atteindra potentiellement le tiers de tous les actifs de gestion globaux d'ici 2025 s'ils continuent de croître à la moitié du rythme auquel ils ont cru lors de la dernière décennie. Plusieurs thèmes principaux existent sous l'ensemble de l'investissement durable, mais selon le rapport annuel de l'organisation du *US Sustainable Investment Forum* de 2022, US SIF (2022), tant les gestionnaires de fonds que les investisseurs institutionnels priorisent davantage les changements climatiques et la pollution aux autres thèmes ESG. L'aspect climatique est souvent quantifié avec les émissions de gaz à effet de serre puisqu'elles sont une mesure bien définie. Elles sont aussi une préoccupation centrale dans la société vu leur impact direct sur les changements climatiques. Plusieurs événements ont contribué à l'inclusion de ce critère environnemental dans la sélection des titres et dans la stratégie d'investissement des gestionnaires de fonds. L'un des événements marquants qui a eu plusieurs effets sur l'investissement durable fut l'Accord de Paris sur le climat de 2015. Il s'agit d'un accord international négocié par tous les États-nations reconnus par les Nations-Unies en lien avec le changement climatique dans le but de contrôler l'ascension de la température moyenne globale UNFCCC (2022). Plus précisément, cet accord a pour objectif de venir en aide aux pays à s'adapter aux effets des changements climatiques, d'acquiescer suffisamment de ressources financières pour y parvenir et également d'obliger les pays à faire des comptes rendus constants par rapport à leurs émissions. Divers autres groupes d'investisseurs qui encouragent l'investissement responsable, dans le but de contribuer à la lutte contre le changement climatique et de soutenir les objectifs de développement durable des Nations Unies, ont également été formés. Ces groupes sont présentés dans l'Annexe A.

Ainsi, les facteurs non monétaires sont de plus en plus utilisés pour analyser le risque et le rendement d'un investissement. Plusieurs recherches empiriques ont été produites à ce sujet, dessinant tranquillement un consensus sur sa valeur ajoutée. Par exemple, Friede,

Busch et Bassen (2015) trouvent que 63% de plus de 2000 études empiriques présentent des résultats positifs sur les rendements en capital alors que seulement 8% présentent des rendements négatifs. Ainsi, environ 29% présentent des résultats neutres. L'explication potentielle est qu'une compagnie qui a une meilleure gestion des différentes sphères ESG de son entreprise a aussi une meilleure gestion globale de son risque et de ses performances, bien que l'ajout de contraintes lors de la construction d'un portefeuille (en l'occurrence la diminution de la diversification en ne pouvant sélectionner que des titres ESG) diminue habituellement le profil rendement-risque d'un portefeuille. Toutefois, les résultats peuvent dépendre de caractéristiques telles que de la période, du type d'actifs, de la région, du fournisseur de données et du type de données utilisées reflétant ainsi l'un des principaux problèmes de plurivocité découlant des résultats parfois divergents entre les agences de notation. Des études émergent à ce sujet citant la dichotomie entre les scores globaux ESG et les émissions de gaz à effets de serre. Par exemple, Amenc, Goltz et Naly (2023) démontrent que le score ESG global d'une entreprise n'est pas nécessairement corrélé avec ses émissions de gaz à effet de serre et suggèrent qu'un compromis s'impose afin de réaliser simultanément les deux objectifs.

En ce sens, ce projet de recherche se concentre sur l'empreinte environnementale des portefeuilles en utilisant les émissions de gaz à effets de serre des titres des compagnies, permettant d'étudier l'action environnementale réelle passée dans les fonds communs de placement ainsi que la méthode utilisée pour y parvenir.

Nous utilisons les divulgations trimestrielles des positions en actions des fonds communs de placement domestiques aux États-Unis afin de voir comment les changements dans les positions expliquent les changements de l'empreinte carbone des portefeuilles. Les exigences réglementaires imposent que les participations de fonds communs de placement soient divulguées minimalement au trimestre, ce qui offre l'occasion d'observer les changements des participations au fil du temps et les actions prises par les gestionnaires de fonds. Nous regardons donc la façon qui a le plus d'impact sur la réduction de l'empreinte carbone dans les portefeuilles de fonds communs de placement américains. Plusieurs façons de réduire l'empreinte environnementale existent, mais nous nous focalisons sur deux méthodes d'allocation. Premièrement, les gestionnaires déplacent-ils

activement leurs actifs en choisissant des entreprises ayant de meilleures empreintes (l'approche *best-in-class*, BIC) tout en opérant dans le même secteur (l'allocation sectorielle reste sensiblement la même) ou les gestionnaires se désinvestissent entièrement ou partiellement d'un secteur (l'approche du filtre négatif). Nous trouvons que les gestionnaires de fonds communs de placement ont optés majoritairement pour l'approche du désinvestissement des secteurs les plus polluants, notamment le secteur des énergies fossiles, ce que plusieurs institutionnels se sont déjà engagés à faire. Cette approche est efficace d'un point de vue carbone, puisque les émissions de GES sont biaisées vers quelques secteurs, principalement Énergie, Utilities et Matériaux. En revanche, éviter d'investir spécifiquement dans certains secteurs ou certaines sociétés pourrait imposer des pertes de rendements potentiels et des possibilités de diversifications moindres pour la construction de son portefeuille. Les gestionnaires de portefeuilles sont donc confrontés à un compromis entre la minimisation de leurs empreintes carbone et la maximisation des avantages de la diversification de leur portefeuille. Donc, nous regardons ensuite l'impact des sous-échantillons de portefeuilles appartenant à ces différents groupes sur les rendements ainsi que sur les caractéristiques de risque des portefeuilles de fonds communs de placement. Nous ne trouvons aucune différence significative entre les rendements ajustés pour le risque des portefeuilles qui se sont désinvestis du secteur le plus polluant, de ceux qui ont réduit la détention des titres les plus polluants du secteur et ceux qui font partie du reste de l'échantillon. En revanche, nous trouvons que les mesures de risques (écart-type, VaR et statistiques descriptives) ainsi que les mesures de rendements ajustés pour le risque (e.g. Sharpe Ratio) sont affectées et que les sous-échantillons de portefeuilles que nous étudions a connu des mesures de risques moins performantes (les mesures de risques sont plus élevées et les rendements ajustés sont moins élevés) que le reste de l'échantillon. Nous remarquons aussi que ces portefeuilles ont des frais de gestion plus élevés et que leurs rendements sont plus sensibles aux titres à petite capitalisation.

Puisque la littérature est en grande partie fondée sur des scores ESG globaux, notre recherche y contribue en utilisant une mesure directement quantifiable afin de construire les empreintes environnementales des portefeuilles à partir de données désagrégées. Nous utilisons les émissions de gaz à effets de serre des titres individuels et les joignons aux divulgations trimestrielles des positions des fonds afin de comptabiliser les millions de

dollars investis par tonnes de gaz à effet de serre responsable par portefeuille. Notre recherche suggère aussi une piste de réflexion quant à la meilleure manière de réduire l’empreinte carbone d’un portefeuille d’actifs boursiers et l’implication sur les rendements et caractéristiques de risque des portefeuilles soumis à de tels changements. De plus, nous étudions des portefeuilles réels, contrairement à la littérature, se concentrant souvent sur des portefeuilles hypothétiques. Enfin, nous étudions une part significative des marchés financiers liée à l’épargne de nombreux de ménages. Selon le rapport *FactBook 2022* du *Investment Company Institute*, la valeur des fonds communs de placement américains se chiffrait à 27 trilliards et 88% des détenteurs étaient des ménages. De ces 27 trilliards, 55% étaient des fonds d’équité, 18% du marché monétaire et 21% d’obligations.

Les principaux résultats indiquent que la plus grande réduction de l’empreinte se fait en réduisant l’exposition du portefeuille aux secteurs de l’énergie et des services publics, ainsi qu’en utilisant la stratégie de réduction *best-in-class* pour le secteur de l’énergie. Ces méthodes contribuent significativement à la baisse des émissions de gaz à effet de serre dans les portefeuilles de fonds commun de placement. De plus, bien qu’une réduction des empreintes carbone soit souhaitable, elle conduit également à des profils de risque moins favorables pour les investisseurs rationnels et à des performances non statistiquement significatives inférieures par rapport au reste de l’échantillon, soulignant que les coûts associés à des stratégies de réductions des empreintes peuvent entraîner des rendements et des mesures de risque moins attrayants pour les investisseurs.

La structure de ce mémoire est la suivante. La prochaine section présente une revue de la littérature, mettant en lumière les articles et études connexes à ce domaine. La section trois présente les données utilisées pour la construction des portefeuilles; comment ils sont filtrés, leurs positions historiques, les données quantifiant la pollution des entreprises en portefeuilles et les différentes sources de données utilisées. La section 4 détaille la méthodologie employée, les contraintes de portefeuilles à respecter, la fusion de la pollution des titres, et la création de la nouvelle base de données des changements sectoriels et de scores. Elle porte aussi sur la méthodologie utilisée pour calculer les changements des allocations sectorielles, des scores de pollution et des modèles linéaires

pour estimer les effets de ces changements. La section 5 explore les résultats des analyses faites dans l'étude, notamment des modèles de marchés à 3, 4, et 5 facteurs afin de comparer les rendements entre les portefeuilles des sous-échantillons. Enfin, la section 6 conclut le mémoire en résumant les principales constatations et en évoquant les implications futures.

2. Revue de la littérature

Cette section présente une revue de la littérature connexe à notre recherche. Elle explore tout d'abord la littérature relative à l'engouement des fonds communs de placement intégrant les scores ESG ou l'empreinte carbone dans les décisions d'investissement sur la performance, ce qui en est à propos de la contrainte ESG, la littérature à propos de l'impact du choix d'agence de notation pour les scores ESG d'une étude ainsi que le désinvestissement du secteur des énergies fossiles puis les études focalisant sur le risque des fonds durables. Nous présentons ensuite les motivations de l'étude.

Tout d'abord, Bollen (2007) trouve que la demande pour les fonds socialement responsables est plus affectée par les rendements anciens positifs que les fonds conventionnels, mais aussi que les fonds socialement responsables sont moins impactés par des rendements négatifs anciens. L'auteur suggère que les investisseurs ont plus d'un critère sur leur fonction d'utilité et qu'ils ne regardent pas que l'optimisation rendement-risque, mais que les valeurs sociales et personnelles y sont aussi incluses. Alankar et Scholes (2022) trouvent des différences marquées entre les fonds ayant de bonnes cotations ESG versus ceux étant mal cotés. Jagannathan, Ravikumar et Sammon (2018) suggèrent que les changements en réglementation et les préférences des consommateurs expliquent la demande accrue pour ce type d'actifs. Ils trouvent aussi des résultats de performances positifs sur l'intégration de facteurs ESG. Ceccarelli, Ramelli et Wagner (2023) trouvent que les fonds qui réduisent leur empreinte carbone connaissent une augmentation de l'actif sous gestion des fonds de 2,9% confirmant aussi un engouement. En ce sens, de plus en plus de fonds communs placement incluent les facteurs ESG, que ce soit le pilier E, S ou le G. La majorité des papiers de recherche trouvent des résultats démontrant qu'il est possible d'allier performance financière et impact social. Ces critères ESG sont notamment la forme d'un engagement en termes de seuils, métriques, ou critères que doivent respecter les compagnies. L'inclusion de ces contraintes est sujette à débat à savoir si les fonds qui s'auto-déclarent *verts*, *durables*, *responsables*, *ESG* ou autre le sont réellement ainsi que s'ils performant relativement bien par rapport à leurs pairs qui n'en déclarent pas l'ajout à leurs portefeuilles. En ce sens, Nitsche et Schröder (2015) tentent

de discerner plusieurs choses entourant la différence en termes d'impact ESG entre les fonds SRI et non SRI¹. Ils trouvent premièrement qu'il y a peu de différence parmi les 10 positions les plus importantes des fonds des deux groupes (les portefeuilles de notre étude ont en moyenne près de 60 positions), ils trouvent ensuite que les fonds SRI ont effectivement de meilleurs scores globaux ESG, peu importe l'agence de notation, et finalement ils trouvent que ces différences sont significatives et suggèrent que ces fonds se distinguent avec une approche *best-in-class* (sélection ou surpondération des meilleurs titres selon ces critères dans un secteur). En accordance, Humphrey et Li (2021) trouvent que les fonds ayant signé le PRI² sont différents des fonds conventionnels en plus de connaître une augmentation significative des flux dans le fond.

Tel que mentionné à la section 1, Friede *et al.* (2015), trouvent que 63% de plus de 2000 études empiriques présentent des résultats positifs sur les rendements en alors que seulement 8% présentent des rendements négatifs. Ainsi, environ 29% présentent des résultats neutres. Autre fait concernant la majorité des recherches concernant les critères ESG et la performance de titres, portefeuille ou quelconque investissement; la plupart citent Markowitz (1952) disant que selon sa théorie, l'ajout de contrainte sur la sélection des titres lors de la construction de portefeuilles ne peut qu'abaisser sa performance puisque l'univers de choix de titres étant restreint, la diversification l'est aussi, ainsi que les rendements et la performance des mesures de risque. Toutefois, la réponse la plus souvent citée à ce sujet est que les compagnies adhérant à des critères de responsabilité sociale, environnementale et de gouvernances sont moins à risques de souffrir de volatilité de marché négative dû à des chocs ESG tels que des déversements de pétrole, des poursuites liées au climat des employés et d'autres polémiques, poursuites ou amendes quelconques.

Depuis McGuire, Sundgren et Schneeweis (1988) qui ont utilisé des sondages sur la réputation des entreprises comme proxy de scores ESG afin de regarder la performance financière liée, beaucoup de réglementations ont émergées sur la publication de rapports de gouvernance, d'environnement et de critère social, rendant possible des analyses

¹ *Socially Responsible Investment*

² *Principles for Responsible Investment*

beaucoup plus détaillées et granulaires. Bien que la plupart des métriques et des scores soient très similaires entre les différentes agences, la cohérence entre ces dernières est parfois remise en question. Chatterji *et al.* (2016) étudient la divergence entre les différentes agences de notations, Berg, Kölbel et Rigobon (2022) décomposent la source de désaccord entre les agences de notations des scores ESG. Ils trouvent qu'il y a parfois de bonne corrélation entre les agences, mais que parfois elle est très faible et que la source principale de désaccord est la mesure des données fondamentales. Beaucoup d'autres études Williams (2022), Klier (2022) ainsi que Kotsantonis et Serafeim (2019), pour n'en citer que quelques-uns étudient ces divergences. Contextuellement plus près de notre recherche, Ceccarelli *et al.* (2023) étudient l'effet d'un choc exogène sur un changement de notation d'une des principales agences utilisées par les gestionnaires et les investisseurs. En avril 2018, Morningstar a publié de nouvelles mesures de risque des émissions de carbone. Les auteurs notent aussi que la corrélation entre les scores du pilier environnemental des fonds et de la nouvelle étiquette de faible émission de carbone était très basse, se chiffrant entre 0,08 et 0,27 selon divers fournisseurs. En revanche, Edmans (2023) argumente qu'il soit entièrement normal qu'il y ait des désaccords sur les scores ESG d'une même entreprise, disant que ces scores sont à la fois extrêmement importants et sans importance particulière, que nous devrions traiter les décisions ESG comme des décisions managériales. C'est-à-dire qu'ils devraient être jugeables et ces éléments intangibles d'une gouvernance saine ne devraient pas être réduits à des chiffres. Il suggère aussi de ne pas les mêler et de plutôt focaliser sur un pilier ou critère à la fois.

Dans notre cas, il s'agit des mesures de gaz à effets de serre, puisque c'est une source de données bien quantifiables avec des objectifs de réduction précis et des impacts importants pour toute la société. Cependant, les émissions de gaz à effets de serre sont mesurées en dimensions 1 à 3. Il est normalement entendu que les dimensions 1 et 2 sont bien mesurables, car elles sont gouvernées par le *GHG Protocol*, alors que la dimension 3 est majoritairement estimée. Humphrey et Li (2021) en discutent dans leurs études et trouvent que les dimensions 1 et 2 sont très corrélés parmi les différents fournisseurs de données, mais que la dimension trois l'est beaucoup moins.

Tout compte fait, la littérature remarque les divergences parmi les agences de notation et trouve des manières de contourner les problèmes. L'une des façons de faire est de se concentrer sur un pilier, une mesure bien quantifiable avec un objectif précis et un impact important.

Plus près de notre étude, Jondeau, Mojon et Pereira Da Silva (2021), Ceccarelli *et al.* (2023), Boermans et Galema (2019), Andersson, Bolton et Samama (2016), Bolton, Kacperczyk et Samama (2022), Trinks *et al.* (2018) et Humphrey et Li (2021) étudient de près ou de loin l'empreinte carbone des portefeuilles.

La meilleure méthode quant à la décarbonisation d'un portefeuille afin qu'il atteigne une empreinte carbone cible tout en restant en ligne avec les objectifs de performance financière des investisseurs et des gestionnaires n'est pas encore très étudié, la littérature portant surtout sur l'effet des scores ESG globaux. Plusieurs institutions se sont déjà engagées à respecter certaines cibles, que ce soit de financer les mêmes émissions qu'un indice connu ou de réduire à pratiquement zéro leurs émissions. L'une des façons les plus évidentes de faire cela est de se désinvestir complètement des compagnies les plus polluantes ou de se désinvestir complètement d'un secteur polluant. Cela réduit rapidement les émissions du portefeuille, puisque les émissions de gaz à effets de serre sont extrêmement biaisées vers quelques secteurs, principalement Énergie, Utilities et Matériaux. L'un des inconvénients d'un désinvestissement sectoriel est évidemment que le portefeuille n'est plus exposé à ce secteur. Ce type d'inconvénient se rend prioritaire lorsque des chocs sur le prix du pétrole comme en 2022 se présentent et que le portefeuille est exclu du secteur. Cela peut introduire des conséquences sur les rendements et les caractéristiques des portefeuilles. Il n'y a toutefois très peu d'études jusqu'à présent, au meilleur de notre connaissance, qui ont regardé la différence entre des portefeuilles d'investisseurs réels tant institutionnels qu'individuels qui se désinvestissent en partie des secteurs les plus polluants ou améliorent l'allocation intra-sectoriels vers des titres moins polluants. Nous tenterons d'apporter des pistes de réflexion sur cet aspect. Des études intéressantes tels que Jondeau *et al.* (2021) démontrent que l'allocation *best-in-class* permet la réduction des émissions carbone d'un portefeuille hypothétique de 64% en 10 ans (en suivant une cible de réduction de 10% par an) comparativement à l'indice

« *Business As Usual* » auquel il se compare (MSCI ACWI)³. Ce portefeuille indiciel a réduit ses émissions de 40% depuis l'Accord de Paris et sur la même période, à cause des efforts des compagnies qui se sont améliorées d'elles-mêmes. Ils construisent leurs mesures d'empreinte carbone selon le TCFD (2021) comme nous. Afin de réduire les empreintes de leurs portefeuilles hypothétiques, ils utilisent plusieurs méthodes. Premièrement, ils construisent un portefeuille réduisant l'investissement dans les compagnies les 1% plus polluantes jusqu'à ce qu'elles n'atteignent qu'un pourcent de la valeur du portefeuille et re investissent proportionnellement aux autres titres les résultats de la vente. Ensuite, ils construisent un autre portefeuille réduisant l'investissement dans les compagnies les 1% plus polluantes et achètent les compagnies les 1% moins polluantes du même secteur. Finalement, ils construisent un autre portefeuille réduisant l'investissement dans les compagnies les 1% plus polluantes et achètent les compagnies les 1% moins polluantes du même secteur et de la même région. Leurs résultats démontrent que le portefeuille hypothétique aurait eu des rendements ajustés pour le risque similaire à cet indice et que la méthode de réinvestissement proportionnel apporte les meilleurs rendements, mais les moins bonnes réductions de GES.

Andersson *et al.* (2016) créent eux aussi un portefeuille de référence en termes d'émissions de gaz à effets de serre avec comme objectif de rester investis avec les mêmes propriétés que l'indice, mais en affirmant qu'il est possible de réduire l'empreinte carbone de 50%. Ils le font en optimisant l'allocation aux titres sous contraintes; l'une étant que l'écart-type du *Tracking Error* vis-à-vis de l'indice (MSCI Europe en l'occurrence) soit minimisé et que toutes les compagnies étant les moins bien classées en termes de pollution émise soient retirées de l'indice. Une autre méthode qu'ils suggèrent est qu'au lieu de minimiser le poids des pires compagnies à zéro, la nouvelle contrainte est que l'empreinte carbone du portefeuille respecte un seuil donné. Les résultats de leur optimisation permettent de créer une frontière de réduction des GES. Ils trouvent que cette réduction hypothétique de l'indice n'affecterait pas les rendements sur une base ajustée pour le

³ Une note de recherche publié par MSCI en 2015 regarde cela et présente que les trois secteurs les plus polluants cités ci-dessus sont responsable de 80% des émissions de GES mais et comptent pour un grand total de 15% de l'allocation totale dans le portefeuille de l'indice MSCI ACWI. Les émissions sont calculées avec les Scope 1 et Scope 2 tels que définis par le protocole GES (*GHG Protocol*).

risque. Les auteurs Bolton *et al.* (2022) mettent à jour leur méthode de construction de l'indice net de carbone en alignant cette fois les contraintes pour que l'indice respecte les émissions requises pour que les changements de la température de l'atmosphère ne dépassent pas 1,5 degré Celsius de plus qu'avant l'ère industrielle. Ils suggèrent que pour y arriver, le temps est l'élément clé; une réduction initiale importante puis des réductions annuelles permettrait d'atteindre cet objectif. Alankar et Scholes (2022) discutent des différentes méthodes de réduction des GES d'un portefeuille et de leurs impacts sur les rendements. Ils parlent du désinvestissement des titres les plus polluants du portefeuille (filtrage négatif), de la surpondération des titres les moins polluants (*best in class*) et introduisent l'idée que les gestionnaires de portefeuilles achètent des crédits carbone. Ils estiment le prix de rendre l'indice S&P 500 carbo neutre de cette façon et trouvent que la différence de rendements est mieux qu'avec l'indice S&P 500 ESG, qui a connu des rendements légèrement inférieurs à l'indice sans contrainte de la même période. Ils trouvent que la différence de rendements est plus grande que le coût des crédits carbone, donc que cette option serait viable et plus simple.

Par ailleurs, pour étudier les portefeuilles des fonds de pension néerlandais de 2009 à 2017 et leurs empreintes carbone, Boermans et Galema (2019) joignent les émissions de carbone des entreprises détenues en portefeuille puis calculent l'empreinte avec une méthode très similaire à la nôtre. Ils trouvent que la réduction de l'empreinte carbone est surtout due à l'écartement des pondérations de référence de marché des secteurs les plus polluants (l'approche du filtre négatif). Ils ne trouvent aucune évidence quant à un effet important de l'écartement intra-secteur des compagnies les plus polluantes d'un secteur (*best-in-class*). Ils trouvent que cette réduction est meilleure pour les fonds à gestion active et que la performance ajustée au risque du portefeuille n'en diffère pas entre les fonds.

Trinks *et al.* (2018) étudient l'effet du désinvestissement d'un portefeuille d'actions des titres du secteur des énergies fossiles. Ils utilisent les titres de l'ensemble du marché, à savoir ceux listés sur le NYSE, le Nasdaq et Amex (20 496 en tout) obtenus de CRSP en retirant les compagnies de combustibles fossiles sur la période de 1927-2016. Ils retirent ensuite les titres de six indices correspondants, créant des portefeuilles hypothétiques

oscillant entre les compagnies sans ceux des indices ou partiellement (quelques et/ou un indice). Ils mesurent la performance avec les modèles à facteurs Fama-French et différentes mesures de risque (ratio de Sharpe, Sortino, volatilité avec GARCH, entre autres). Contrairement aux attentes théoriques de Markowitz (1952), les auteurs trouvent que les portefeuilles sans énergies fossiles n'ont pas de performance financière inférieure. Les auteurs suggèrent que ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que les actions des sociétés de combustibles fossiles n'ont pas surperformés les autres actions sur une base ajustée au risque et offrent des avantages de diversification relativement limités. Un impact plus prononcé du désinvestissement sur la performance peut être observé sur des périodes courtes et lorsqu'il est appliqué à des indices de marché moins diversifiés. Les auteurs suggèrent de faire attention à la période d'échantillonnage, constatant que la performance des fonds se désinvestissant des énergies fossiles a été biaisée à la hausse lors de la période de 2011-2016 à cause du prix du pétrole. Finalement, les auteurs notent que les avantages environnementaux (réduction des émissions de carbone) causés par le désinvestissement sont contestables et n'ont pas encore été systématiquement analysés. Nous tentons aussi de répondre à cette question. Ceccarelli *et al.* (2023) examinent le compromis que les investisseurs choisissent entre les émissions et les rendements en utilisant les changements entre les positions des fonds. En particulier, les actions dont les rendements étaient davantage corrélés aux portefeuilles des fonds et donc moins utiles pour la diversification ont été délaissées. Ils trouvent que les portefeuilles avec les risques carbone les plus faibles réduisent le risque lors de chocs environnementaux (nouvelles de désastres et autres), mais qu'ils augmentent la concentration de leurs portefeuilles dans les secteurs et ainsi la covariance des actifs du portefeuille.

Rohleder, Wilkens et Zink (2022) quant à eux trouvent que l'effet de la décarbonisation des fonds communs de placement affecte à la baisse le prix des titres visés par des désinvestissements avec une étude d'évènement. Leur méthode de mesure d'émission carbone et de changement en émission est similaire à la nôtre. Ils trouvent par la suite que les compagnies qui ont vécu ces baisses de prix s'améliorent plus sur la réduction de la quantité d'émissions que les compagnies, émettent.

Il existe quelques recherches sur l'analyse de l'impact des scores ESG sur le risque baissier des portefeuilles, mais beaucoup moins que sur les rendements. Tout comme l'impact des scores ESG sur les rendements, le consensus n'est pas encore complètement établi, mais il semble se diriger vers la conclusion que l'inclusion des divers critères réduit le risque. Plusieurs risques existent, les plus souvent référés étant le risque baissier d'un portefeuille, le ratio de Sharpe etc. mais aussi les ratios d'informations et d'erreur de suivi, puisque la majorité des gestionnaires sont mesurés à un indice ou à un portefeuille de référence. Il survient lorsque les fonds décident de se désinvestir d'un secteur, par exemple celui des énergies fossiles, créant une dichotomie entre le portefeuille et l'indice. Après, si un nombre suffisant de compagnies se désinvestissent des titres émettant le plus de GES et n'achètent que des titres ayant de faibles émissions, cela mènerait à une sous tarification des titres émettant le plus de carbone selon Trinks *et al.* (2018) et en accordance avec Rohleder *et al.* (2022).

Ces suggestions ouvrent la question quant à savoir si ces firmes constamment exclues des portefeuilles institutionnels devraient payer plus cher pour leur capital. Maaloul (2018) trouve que les firmes canadiennes sont exposées à un cout du capital plus élevé pour chaque tonne de gaz à effet de serre subséquente, Bui, Moses et Houque (2020) trouvent quant à eux des résultats similaires, à savoir que le cout du capital est plus élevé pour les compagnies ayant des émissions de gaz à effets de serre plus élevées mais que cet effet est allégé lorsque l'opacité de la divulgation des émissions diminue, Arjan *et al.* (2020) trouvent que le cout du capital de 1897 firmes de 50 pays allant de 2008 à 2016 augmente significativement lorsque l'intensité des émissions en dioxyde de carbone augmente, spécialement où il y a des lois sur les émissions de gaz à effets de serre et dans les secteurs les plus polluants. De plus, Azar *et al.* (2021) trouvent que les compagnies dont l'actionnariat se compose de mastodontes financiers (BlackRock, Vanguard et StateStreet) réduisent significativement leurs émissions de GES en fonction de l'équité du gestionnaire dans la compagnie. Mais que gagne l'investisseur à se retirer de ces firmes s'il doit vendre à rabais et que le rendement de marché est désormais plus difficile à suivre (erreur de suivi); Alankar et Scholes (2022) suggèrent qu'il s'agit de la prime ESG. En utilisant des régressions transversales, Bolton, Kacperczyk et National Bureau of Economic (2020) trouvent des résultats de pair avec ces suggestions; qu'il y a

effectivement une prime de risque sur les titres particulièrement ciblés par le désinvestissement des secteurs les plus émetteurs de gaz à effets de serre. En revanche, (Hoepner et al. 2022) démontrent que l'engagement ESG, particulièrement environnemental, réduirait le risque.

Jagannathan *et al.* (2018) regardent quant à eux le risque d'un portefeuille lorsque les critères ESG y sont inclus dans le processus de sélection des investissements. Ils trouvent que le risque est réduit et suggère qu'une explication probable est que les changements réglementaires soudains et les changements de préférences des consommateurs entraînent des variations de prix. Ainsi, être investis dans des compagnies prêtes à faire face à de tels changements réduirait le risque idiosyncratique. Nofsinger et Varma (2014) étudient le risque baissier des portefeuilles ESG auto-déclarés et trouvent que les fonds ESG performant légèrement moins en périodes normales, mais mieux en périodes de crises que les fonds normaux. Albuquerque *et al.* (2020) trouvent que les titres avec des meilleurs scores E et S ont des rendements nettement plus élevés et une volatilité des rendements plus faible. Aussi, Pástor et Vorsatz (2020) fournissent des preuves empiriques que les fonds socialement responsables ont surperformé pendant la crise du Covid-19 de 2020.

Motivations de l'étude

Boermans et Galema (2017) affirment qu'ils sont les premiers à étudier l'empreinte carbone des portefeuilles de fonds de pension avec des données désagrégées. À notre connaissance, peu d'études ont effectivement étudié l'empreinte carbone de portefeuilles réels alors que plusieurs études ont été faites sur l'assemblage de portefeuilles hypothétiques afin de voir la meilleure manière de réduire l'empreinte carbone, amenant quelques pistes de réflexion.

Dans ce contexte, notre étude vise à combler un manque dans la compréhension de la décarbonisation des portefeuilles de fonds communs de placement. Des études tels que Fahlenbrach, Jondeau et Ellul (2023) étudient un portefeuille réel et celle de Trinks *et al.* (2018) trouve que ni le désinvestissement du secteur des énergies fossiles des portefeuilles

indicielles ni les classements par émissions carbone des portefeuilles n'affectent les rendements des portefeuilles. Ceci nous motive à explorer ce qu'il en est à propos des fonds communs. Nous allons analyser la décarbonisation d'un portefeuille en examinant la composition des titres détenus et leurs classements intra-sectoriel en termes d'émissions de GES ainsi que les changements dans les allocations sectorielles pour voir comment les gestionnaires de fonds communs de placement décarbonisent leurs portefeuilles. Nous regarderons par exemple, comment le désinvestissement des énergies fossiles affecte le changement de l'empreinte carbone. Contrairement aux approches précédentes, nous n'utiliserons pas la simple appartenance à des signataires, mais filtrerons les portefeuilles selon l'action réelle entreprise par les fonds. Nous utilisons ainsi une mesure directe afin de mesurer un changement réellement produit.

En somme, nous analysons substantiellement les changements de l'empreinte carbone des portefeuilles de fonds communs de placement, explorons la manière dont les portefeuilles sont décarbonisés. Enfin, nous analysons comment les différentes manières de décarbonisation affectent les rendements et le risque des différents portefeuilles.

3. Données

Cette section présente les données utilisées et leurs différentes sources pour la réalisation de cette étude. Les données des portefeuilles de fonds communs de placement sont compilées à partir de 2005, mais la période d'analyse s'étend de 2016 à 2022, puisque la couverture suffisante des données d'émissions de gaz à effet de serre débute peu après l'Accord de Paris sur le climat. Comme nous regardons les fonds communs de placement, il s'agit d'une étude sur une industrie qui, selon le rapport *FactBook 2022* du *Investment Company Institute*, se chiffre à 27 trilliards de dollars américains. De plus, 88% des détenteurs étaient des ménages. De ces 27 trilliards, 55% étaient des fonds d'équité, 18% du marché monétaire et 21% d'obligations.

3.1 CRSP

Les données pour la liste des fonds communs de placement proviennent du CRSP (*Center for Research in Security Price*). Ce centre de recherche de l'Université de Pennsylvanie contient plusieurs bases de données et l'une des plus pertinentes dans le cadre de notre étude est celle sur les fonds communs de placement qui est la seule à contenir beaucoup d'information mensuelle sur les fonds communs de placement tant actifs qu'inactifs en plus de couvrir pratiquement tous les fonds ouverts. Cette base de données a été développée par Mark Carhart après qu'il eut démontré que l'effet du biais de survie des fonds faisant augmenter faussement leur performance Carhart (1997). La liste de titres d'aujourd'hui ne reflète pas ce qu'elle a toujours été et en la sélectionnant ainsi, on ne garde que les meilleurs titres à ce jour, écartant ceux qui ont fait faillite ou ont été retirés de l'indice ce qui biaise la performance à la hausse. C'est en utilisant le facteur de *momentum* qu'il a constaté que plusieurs fonds ont été liquidés et/ou fusionnés à d'autres fonds. Des études plus récentes telles que celle de Rohleder, Scholz et Wilkens (2011) démontrent l'effet du biais de survie selon la taille et la région des fonds et comment travailler avec ce biais si la base de données utilisée n'en traite pas en aval. Ils expliquent

aussi que la seule base de données de fonds communs de placement qui est adaptée à ce biais est celle de CRSP pour les fonds américains, ce que nous utilisons.

3.2 Liste des Fonds Communs de Placement

De la base de données de CRSP, nous utilisons l'une des méthodologies de sélection des fonds communs de placement présenté par Doshi, Elkamhi et Simutin (2015), qui filtrent pour les fonds communs de placement investis principalement en équité publiques domestiques (États-Unis)⁴. Cela permet d'obtenir des titres et des fonds pour lesquels les données sont plus accessible, dont les titres ont une meilleure couverture pour les émissions de gaz à effet de serre et permet aussi une meilleure comparaison avec la littérature existante. Sans aucun filtre, il y a 71 490 fonds disponible et 29 077 portefeuilles. La majorité des portefeuilles ont plusieurs classes de fonds qui reviennent essentiellement aux mêmes actifs (associés à un portefeuille). La différence est seulement dans les frais de gestion ainsi que dans la valeur de l'achat initial. Ainsi, afin d'éviter les doublons dans la manipulation des actifs, nous gardons seulement les portefeuilles. En l'occurrence, nous voyons qu'il y a près de 2,5 fonds par portefeuille.

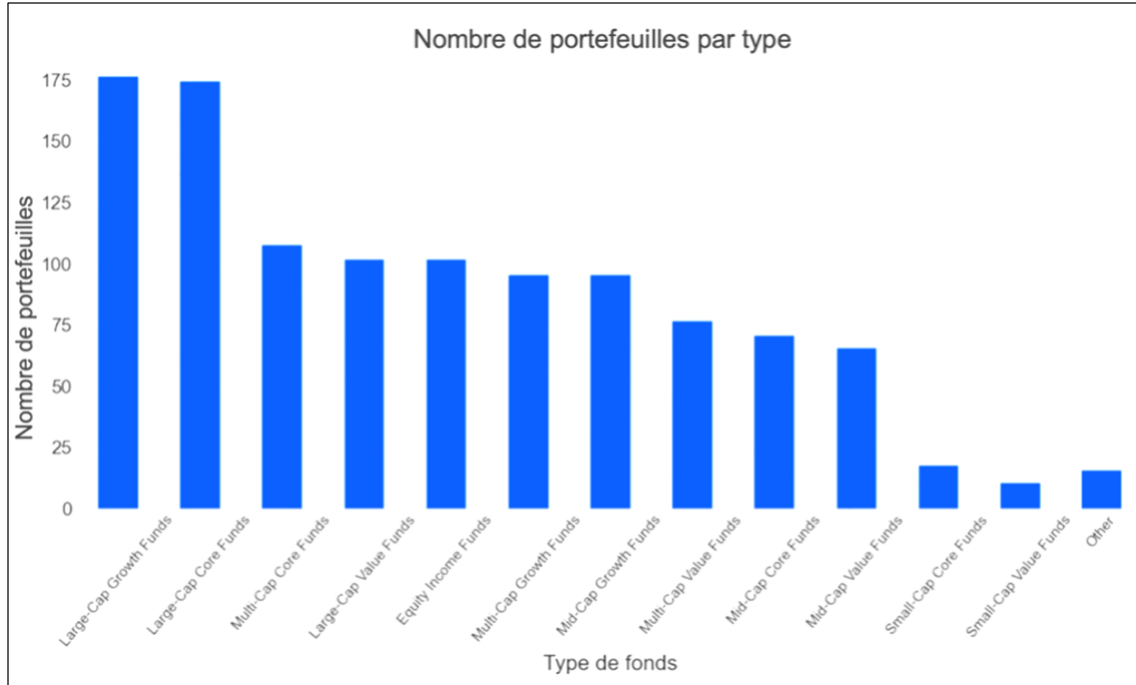
Les auteurs suggèrent deux façons de filtrer. Premièrement, ils suggèrent d'utiliser les variables *Lipper Objective codes*, *Wiesenberger Objective Code* ainsi que du *Strategic Insight Code*. La liste des valeurs prises par ces variables et leurs noms représentant l'objectif de cette étude sont présentées au panel A de l'annexe B. Cette façon de procéder n'est toutefois pas utilisée dans notre cas, puisque les variables se relaient et que CRSP a créé une nouvelle variable plus adéquate en fonction de ces différentes classifications, ce qui amène plus de cohérence. Nous utilisons donc la variable de CRSP – le *CRSP Style Code*. Il y a essentiellement quatre niveaux de subdivision de type de fonds. Le premier est le type d'actifs (Équité (défini par un premier niveau de catégorisation : E), Revenu Fixe, Mixte et Autres (définis par d'autres lettre pour niveau de catégorisation)), le

⁴ En plus de détailler la méthode, Simutin, un des auteurs de l'article cité, a rendu le code de son article public au lien suivant : https://www-2.rotman.utoronto.ca/simutin/aw_code.asp – récupéré le 19 février 2023

deuxième niveau pour Équité (ce qui nous intéresse) est Domestique (D) ou Étranger. Le troisième niveau pour domestique (ce qui nous intéresse), est basé sur la capitalisation boursière ou basé sur le style. Sur la capitalisation boursière, tous les niveaux sont gardés. Pour le style, nous retirons les fonds de stratégie avec exposition nette courte au marché (S) ainsi que les fonds à position Longues/Courtes à exposition neutre au marché (*Long/Short Equity Fund*) (H). Ainsi, nous gardons tous les fonds dont le *CRSP Style Code* débute par EDC et EDY mais excluons les fonds EDYH et EDYS. Un support visuel décrivant ceci est présenté au panel B de l'annexe B. Des 27 451 portefeuilles originaux, il en reste désormais 14 277. De plus, nous retirons aussi les fonds ayant moins de 80% et plus de 110% de leurs actifs en équité et appliquons un double filtre en retirant les fonds ayant plus de 20% de leur actif en liquidités (argent, devises, fonds monétaire à courts termes, produits dérivés, etc.) afin de calculer des empreintes environnementales représentative. De ces 14 277 portefeuilles subséquents, il n'en reste qu'un peu plus de 8 000. Les fonds ayant moins de 15M\$ en actifs totaux moyens sont aussi retirés. Les fonds ayant changé de style sont aussi exclus, cela étant possible avec l'aide d'une variable dichotomique dans les données fournies par CRSP. Finalement, les fonds avec moins de trois ans d'historique sont aussi exclus. Toujours en suivant la méthodologie de Doshi *et al.* (2015), nous retirons tous les portefeuilles avec en moyenne moins de dix actifs. Ainsi, nous obtenons 1 561 portefeuilles de fonds communs de placement que nous allons de nouveau filtrer plus tard pour les couvertures en émissions de gaz à effets de serre. L'annexe C présente la différence dans le nombre de fonds de la base de données complète et de notre échantillon, en fonds plutôt qu'en portefeuille. Néanmoins, nous étudierons les portefeuilles pour ne pas étudier doublement les actifs détenus.

Figure 1.
Nombre de portefeuilles par type

Le *panel A* de la figure 1 présente les types de portefeuilles respectant les critères présentés sous une classification intuitive.



La figure 1 présente un histogramme basé sur une classification plus granulaire des types de fonds communs de placement. Notamment, le nombre de fonds étant concentrés sur des titres à grande capitalisation boursière domine en termes de représentation. Outre cela, la répartition est lisse entre le reste des classifications, sauf pour les fonds se concentrant sur les titres à petites capitalisations.

Afin de vérifier si notre échantillon est sensé, nous regardons le rapport du *Investment Company Institute*, ICI (2022). Ils dénombrent un total de 9 340 fonds mutuels investis en équités domestiques américaines sans aucun autre filtre pour l'année 2022. La base de données CRSP en dénombre 9 470, soit une différence de 1%. Les différences dans le nombre de fonds des deux institutions proviennent de la manière dont les fonds sont classés. La variable CRSP *Objective Code* que nous utilisons est définie par le *Lipper Objective Code*. ICI utilisent les prospectus des fonds et la quantité d'actifs investis en accordance à différents seuils pour différents pays afin de classifier la catégorie du fond. En revanche, le *Lipper Objective Code* utilise un « modèle interne » d'évaluation des

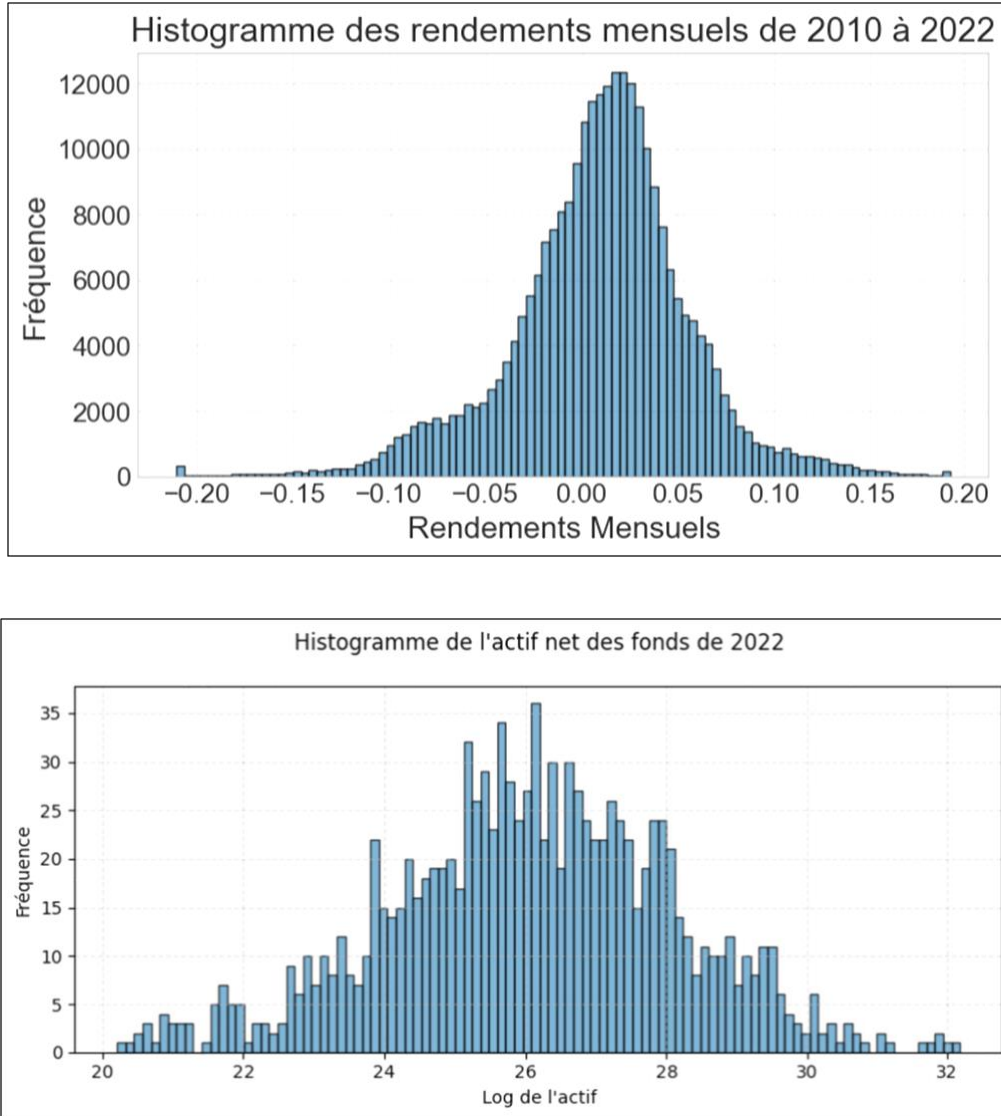
fonds pour les classer contre des portefeuilles de références afin de voir s'ils investissent au moins une certaine portion de leur équité en accordance avec leur prospectus.

3.3 Rendements

Tel que mentionné ci-dessus, chaque portefeuille peut avoir plusieurs fonds qui pointent au même portefeuille d'actifs. La différence n'est essentiellement que dans les frais chargés aux clients. Ainsi, pour calculer le rendement des portefeuilles, nous utilisons deux tables sous la base de données des fonds communs de placement de CRSP puisque nous devons apparier les rendements aux fonds. La première est la *Fund-Portfolio Map* des fonds et des portefeuilles. Cette table permet de faire le lien entre les différents fonds et portefeuilles de fonds communs placements. Toutefois, CRSP a changé de fournisseur de données en 2010. Cela nous ajoute donc une étape de plus dans le travail d'appariement des fonds aux portefeuilles, car il faut utiliser la variable que CRSP a créée à cet effet afin de comparer les numéros des séries de fonds associés à chaque portefeuille puis tous les portefeuilles associés aux numéros de série de fonds afin de garder le plus récent des deux. Finalement, les rendements des portefeuilles sont calculés en faisant la moyenne pondérée des fonds par les actifs. Plus précisément, il s'agit de la moyenne du rendement pondéré en fonction des actifs du mois précédent. Les frais de gestion sont traités de la même façon. L'annexe D présente une figure décrivant les frais de gestion par types de fonds et comparent la moyenne de l'industrie versus celle de notre échantillon. Ces données proviennent du deuxième répertoire de données, *Monthly Returns*.

Figure 2.
Distribution des rendements et des actifs des fonds

La figure 2 présente la distribution des rendements mensuels des fonds de 2010 à 2022 ainsi que leur actif net pour le dernier trimestre 2022 en logarithme.



La Figure 2 montre l’histogramme des rendements mensuels de 2010 à 2022 puis la taille de l’actif des fonds en 2022. Premièrement, la distribution des rendements mensuels de 2010 à 2022 montre une concentration autour de zéro, suggérant une médiane des rendements proche de ce centre. Deuxièmement, l’histogramme de l’actif net des fonds du dernier trimestre de 2022 présente une distribution avec plusieurs pics, indiquant une variabilité dans la taille des fonds de cette période.

3.4 Titres historiques des fonds

Les positions historiques des portefeuilles sont obtenues à partir du répertoire de données *Portfolio Holdings* de la base de données sur les fonds communs de placement. De ce répertoire, nous pouvons utiliser notre liste de portefeuilles et extirper les informations historiques des fonds investis principalement en équité américaine. Nous obtenons les informations suivantes; la date de la divulgation, le numéro de portefeuille, le nom légal de la compagnie inscrite à la bourse, des identifiants (le PERMNO, le PERMCO, le TICKER, et le CUSIP), le nombre d'actions possédées de chaque titre, la valeur au marché de la position au moment de la divulgation ainsi que ce que la position représente en termes de pourcentage dans le portefeuille.

3.5. Lien entre CRSP et Compustat

La plateforme du *Wharton Research Data Services* propose un endroit où on peut utiliser plusieurs fournisseurs de données. Les données que nous utilisons proviennent de CRSP ainsi que de *Compustat*. Malheureusement, ces deux fournisseurs de données ne donnent pas directement un lien entre leurs données et nous devons trouver une façon de les lier de façon fiable, car ils n'ont pas les mêmes identifiants permanents. Les majeurs inconvénients ne nous impactent toutefois pas puisqu'ils sont les suivants; il est impossible de fusionner sur les CUSIP (code alphanumérique de neuf caractères ne pouvant pas être utilisé plus d'une fois, mais pouvant changer pour un titre) avant 1950 (et difficile avant 2000), impossible si le titre est seulement coté sur des échanges régionaux ou si seulement des obligations sont cotées et impossible si le titre n'a pas été coté assez longtemps (a été désinscrit avant la fin de sa première année fiscale) pour être inclut dans les données de Compustat.

Pour pallier ce problème et fusionner les données des deux bases de données, nous utilisons la méthode de Dai (2017), qui démontre de façon efficace comment procéder pour la fusion des bases de données. Tel que Dai l'explique (de façon moins succincte), le défi sur la fusion des données repose sur le changement dynamique (fractionnement, M&A, changement de nom, etc.) des TICKERS (souvent réutilisés par plusieurs

compagnies) et des CUSIP. Pour résoudre le problème, les fournisseurs de données créent des identifiants uniques tel que le PERMNO (utilisé par CRSP) ainsi que les GVKEY (utilisé par Compustat). Facile à voir, le problème est que les deux bases de données n'ont pas les mêmes identifiants permanents. Il faut donc fusionner les identifiants des compagnies sur des données comptables ainsi que sur les identifiants changeant avec des différences temporelles spécifiques.

3.6 Pollution et classification des secteurs

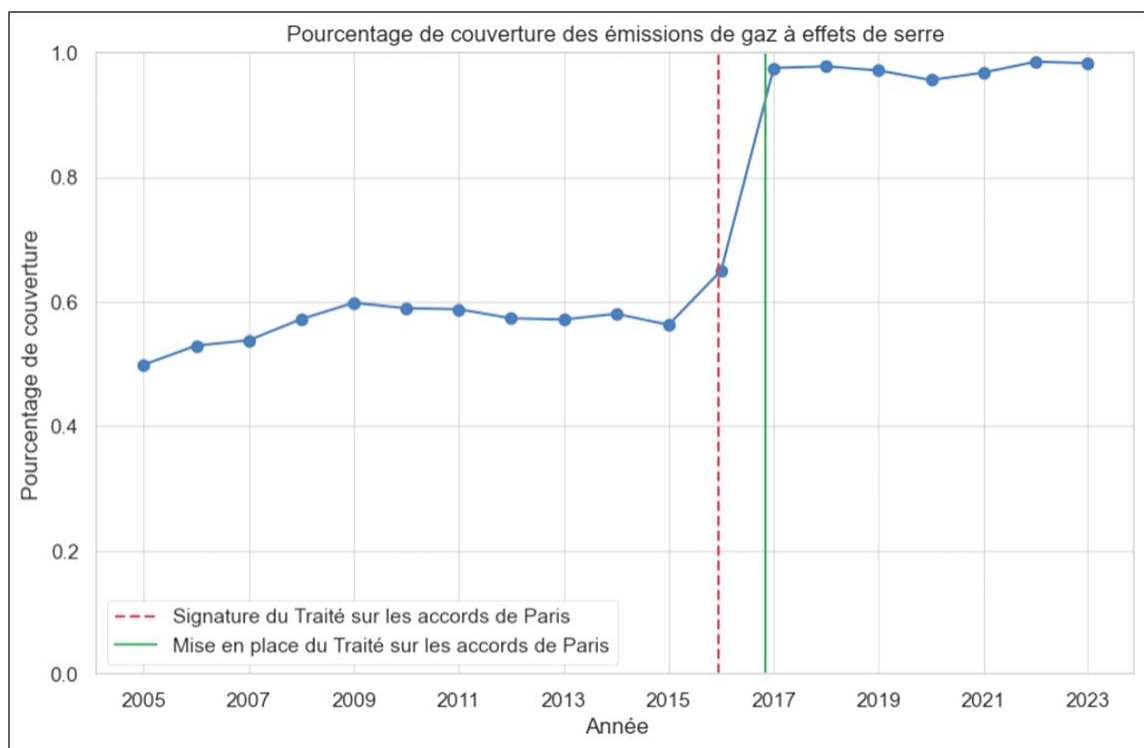
Les données sur les émissions de gaz à effets de serre (*Green House Gas*) proviennent de *Trucost Environmental* qui est une sous-division de S&P Global. La base de données propose désormais de l'information sur plus de 16 800 compagnies représentant environ 99% de la capitalisation boursière globale, ainsi que près de 5 000 compagnies américaines avec des informations telles que les émissions de gaz à effets de serres, l'émission de polluants, l'utilisation d'eau potable, etc. Pour les émissions de gaz à effets de serre, nous utilisons deux dimensions (*Scopes*); (1) celles que la compagnie émet directement à cause de ses opérations ou d'opérations qu'elle contrôle et (2) celles provenant de la production d'énergie achetée et consommée par la compagnie, Trucost (2023). Nous n'utilisons toutefois pas le *Scope 3* pour plusieurs raisons, notamment puisque ces émissions sont principalement estimées (et déclaré sur une base volontaire) et qu'elles peuvent être doublement comptabilisées (le *Scope 3* d'une compagnie peut-être le *Scope 1* d'une autre)⁵. Ainsi, dans le cadre d'un portefeuille, il est recommandé de n'utiliser que les deux premières dimensions, selon le rapport de recommandation sur l'utilisation des émissions de gaz à effets de serres du *Task Force on Climate Related Financial Disclosure* TCFD (2021). Toutes ces mesures sont couvertes par le *GHG protocol* qui est un standard de divulgation comptable largement utilisé par les entreprises. La base de données a été initiée en 2002 et ne couvrait initialement que les compagnies à grande capitalisation boursière des principaux indices des principales places boursières, ce qui concernait environ 3 500 compagnies au global et 1 062 compagnies américaines.

⁵ Sur la double comptabilisation des émissions de GES : Le *Institutional Investors Group on Climate Change* argumente que ce n'est toutefois pas problématique.

Après l'Accord de Paris sur le climat, les données sont devenues accessibles pour les compagnies de petite et moyenne capitalisation d'autres marchés, rendant la couverture beaucoup plus complète. Le nombre de compagnies couvertes est passé à 2 957 en 2016 et à 13 860 au global. La figure 3 présente la proportion de la couverture pour les titres uniques de nos portefeuilles par an.

Figure 3.
Couverture des données de Trucost

Ce graphique présente le pourcentage de couverture sur les émissions de gaz à effets de serre du nombre de titres unique dans les portefeuilles de notre échantillon.



La figure trois montre l'effet de l'Accord de Paris de 2015 sur la comptabilisation des émissions de gaz à effets de serres. On remarque une augmentation drastique se rendant à une quasi-couverture des compagnies. Ces émissions de gaz à effet de serre sont mesurées en tonnes d'équivalent de dioxyde de carbone émis dans l'atmosphère telle que présenté par les Nations-Unies et établi lors de l'Accord de Paris. L'annexe E présente le tableau complet des équivalences de gaz à effet de serre mesuré et une description tel que présenté

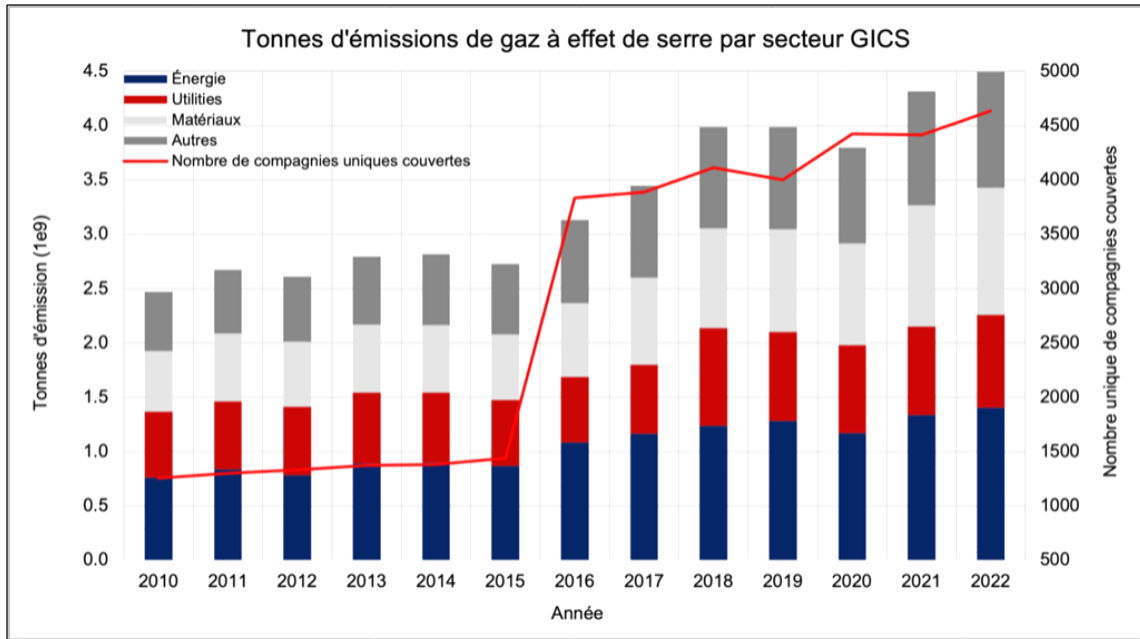
par l'Accord. Les émissions de gaz à effets de serre sont présentées en tonnes équivalentes.

Nous nous intéressons aux allocations sectorielles des gestionnaires de portefeuilles, principalement pour voir comment les changements de l'empreinte carbone de leurs portefeuilles surviennent et ainsi voir s'ils allouent de l'effort à la sélection des meilleurs titres parmi un secteur ou s'ils se désinvestissent simplement du secteur. Pour cela, nous devons classer les titres détenus par secteur et avoir un niveau de granularité sectoriel suffisant. Nous utilisons essentiellement trois classifications sectorielles des titres. Nous utilisons premièrement la classification de Trucost provenant de son système de classification. Ce système sépare les compagnies selon le Système de Classification Industriel Nord-Américain (NAICS) en un total de 464 sous-secteurs, amenant un niveau de granularité très élevé. De ces sous-secteurs, Trucost offre une carte des secteurs étant classés comme ayant un impact environnemental élevé ou un impact environnemental bas. Ces classifications sont créées pour la construction des indices S&P PACTM (S&P *Paris-Aligned & Climate Transition indices*.) Nous les utiliserons pour regarder l'impact d'un désinvestissement de ces secteurs sur l'empreinte carbone. Finalement, Trucost permet aussi de grouper les secteurs NAICS pour les faire correspondre aux 11 classifications GICS, cela nous permettant d'obtenir un portrait intégral de l'allocation sectorielle des portefeuilles. La figure 4 présente un aperçu de la base de données de Trucost en présentant les tonnes de CO₂ totales émises, séparés par secteurs.

Figure 4.
Évolution des données de Trucost aux États-Unis par secteur

Cette figure est construite avec la base de données de Trucost filtrée pour les compagnies américaines. Sous le Panel A, nous avons décomposé les émissions de gaz à effets de serre par secteurs principaux. Les figures sont en tonnes métriques (axe de gauche, 1e9) pour les émissions de gaz à effet de serre et représentent la somme des émissions des compagnies uniques par année. La ligne rouge démontre le nombre absolu de compagnies couvertes, corroborant avec notre figure 3 pour nos portefeuilles. Le nombre correspondant est le nombre absolu de firmes couvertes par Trucost (axe de droite). Enfin, nous présentons au Panel B la proportion numérique des bandes de couleurs présentées sur le graphique afin d'amener encore plus de clarté.

Panel A – Émissions totales de Trucost, séparés par secteur et couverture



Panel B – Proportion numérique des émissions totales par secteurs 2022

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Énergie	30,8%	31,4%	30,0%	31,9%	32,0%	31,9%	34,7%	33,8%	31,1%	32,2%	30,8%	31,0%	32,1%
Utilities	24,6%	23,3%	24,2%	23,3%	22,8%	22,3%	19,2%	18,5%	22,5%	20,5%	21,3%	18,9%	18,4%
Matériaux	22,6%	23,6%	22,9%	22,4%	22,1%	22,0%	21,6%	23,2%	23,0%	23,7%	24,7%	25,8%	25,3%
Autres	22,1%	21,8%	22,8%	22,3%	23,1%	23,8%	24,5%	24,5%	23,4%	23,7%	23,2%	24,3%	24,1%
	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

La figure quatre montre la répartition des émissions de gaz à effets de serre des principaux secteurs émetteurs sur l'axe de gauche puis le nombre de compagnies couvertes au travers du temps, aux États-Unis. On remarque une tendance vers la hausse des émissions totales, mais il s'agit en fait des émissions enregistrées, puisqu'au fur et à mesure que le nombre de compagnies mesurées augmente, le total augmente. De plus, tel que le montre la base de données de Trucost, le secteur de l'Énergie est celui qui émet le plus d'émissions de GES. Toutefois, notre étude repose sur les émissions de la dimension 1 et 2. La dimension 3 englobe les émissions indirectes liées aux ventes des entreprises, y compris celles des fournisseurs et des consommateurs. Bien que ces émissions puissent constituer une

proportion significative des émissions totales pour certaines industries, particulièrement pour l'Énergie, elles ne sont pas toujours systématiquement mesurées. Les appels se multiplient pour améliorer la transparence et la qualité des données sur les émissions de CO₂ au niveau des entreprises⁶. Aussi, dans un portefeuille, l'inclusion de la dimension 3 peut entraîner une comptabilisation en double, et comme discuté ci-dessus, ces émissions sont souvent estimées plutôt que mesurées avec précision⁷. Bien que le TCFD, TCFD (2021) recommande l'ajout de cette troisième dimension pour le secteur de l'Énergie vu sa nature, nous décidons de l'exclure vu la littérature. Nous discutons plus loin de l'impact sur les émissions du portefeuille.

3.7 Contraintes de portefeuilles

Comme nous l'avons mentionné, chaque portefeuille est associé à plusieurs fonds, divergeant principalement sur les frais de gestion et des types d'investisseurs les détenant. Néanmoins, nous étudierons les portefeuilles pour ne pas étudier doublement les actifs détenus.

En plus des filtres permettant d'obtenir les fonds investis en équité domestique présentés à la section 3.2, nous appliquons d'autres filtres permettant d'avoir des empreintes environnementales représentatives pour les fonds. Tout d'abord, tel que la figure 1 l'a présentée, la couverture de la pollution n'était pas très étendue avant l'accord sur le climat de Paris. Ainsi, tel que le font les agences de notations, si la couverture totale de l'actif sous gestion n'atteint pas un certain seuil, nous excluons ledit portefeuille de notre analyse. Par exemple, Morningstar a un seuil de 67% comme l'explique sa méthodologie d'attribution de scores au fonds, Morningstar (2018), alors que MSCI définit son seuil à

⁶ Des efforts tels que ceux du regroupement *The Carbon Call* regroupant plus de 20 organisations dont BCG, EY, Deloitte, KPMG, Microsoft et autres prèchent pour améliorer la comptabilisation des émissions de gaz à effets de serres. Le *Partnership for Carbon Transparency* issu de la COP26 est aussi un autre exemple. De plus, certains papiers de recherche académique s'intéressent aussi à la transparence et à certains impacts. Klaaßen et Stoll (2021) qui décomposent les sources d'erreurs ainsi que la sous divulgation des émissions.

⁷ Carbon Compass, Investor Guide to Carbon Footprinting: <http://www.iigcc.org/>.

65% MSCI (2023)⁸. Aussi, Rohleder *et al.* (2022) utilisent un seuil de 60%. Nous avons donc décidé de trancher à 66%. Toutefois, si l'une des divulgations du fond a moins de 66% de la couverture, nous regardons si la couverture moyenne historique est de 80%. Si elle l'est et qu'aucune des divulgations du fond n'a de couverture inférieure à 50%, nous ne l'excluons pas. Nous présentons l'impact marginal d'un relâchement de la contrainte en annexe F.

Finalement, puisque nous nous intéressons aux changements dans les positions des fonds, nous gardons les fonds qui ont un historique de divulgation d'au moins trois ans, en plus de publier minimalement au trimestre (bien qu'ils soient obligés de le faire aux trimestres minimalement, plusieurs fonds publient leurs positions mensuellement). Avant le 27 février 2004, les fonds communs de placement étaient obligés de publier leurs positions deux fois par an. Ce fut le cas jusqu'à ce que la *Securities and Exchange Commission* change la loi afin que les investisseurs puissent être mieux informés des investissements de leurs portefeuilles, notamment pour comprendre plus facilement le chevauchement de leurs actifs, ce qui permettrait de faire une meilleure allocation, ainsi qu'il soit désormais plus difficile pour les gestionnaires de portefeuilles de faire du *window dressing*, ce qui constitue à re balancer le portefeuille tout juste avant la divulgation afin de présenter une meilleure image du portefeuille que ce qu'il en est, ou de ne pas faire paraître comme les changements de styles (et de risque) d'investissements tel que l'en informerait la politique du fonds. Depuis cette nouvelle loi, les fonds sont tenus de publier leurs positions quatre fois par an⁹. Nous regardons donc le nombre de fois qu'ils ont publié par année (en tenant compte de la date de création de et de fin du fond) et la différence entre les divulgations. S'ils publient en moyenne plus de quatre fois par an et qu'ils ont publié plus de douze fois (équivalent à trois ans de divulgation trimestrielle) nous gardons le fond. Nous tenons compte toutefois des divulgations intermittentes afin de ne pas garder un fond qui aurait

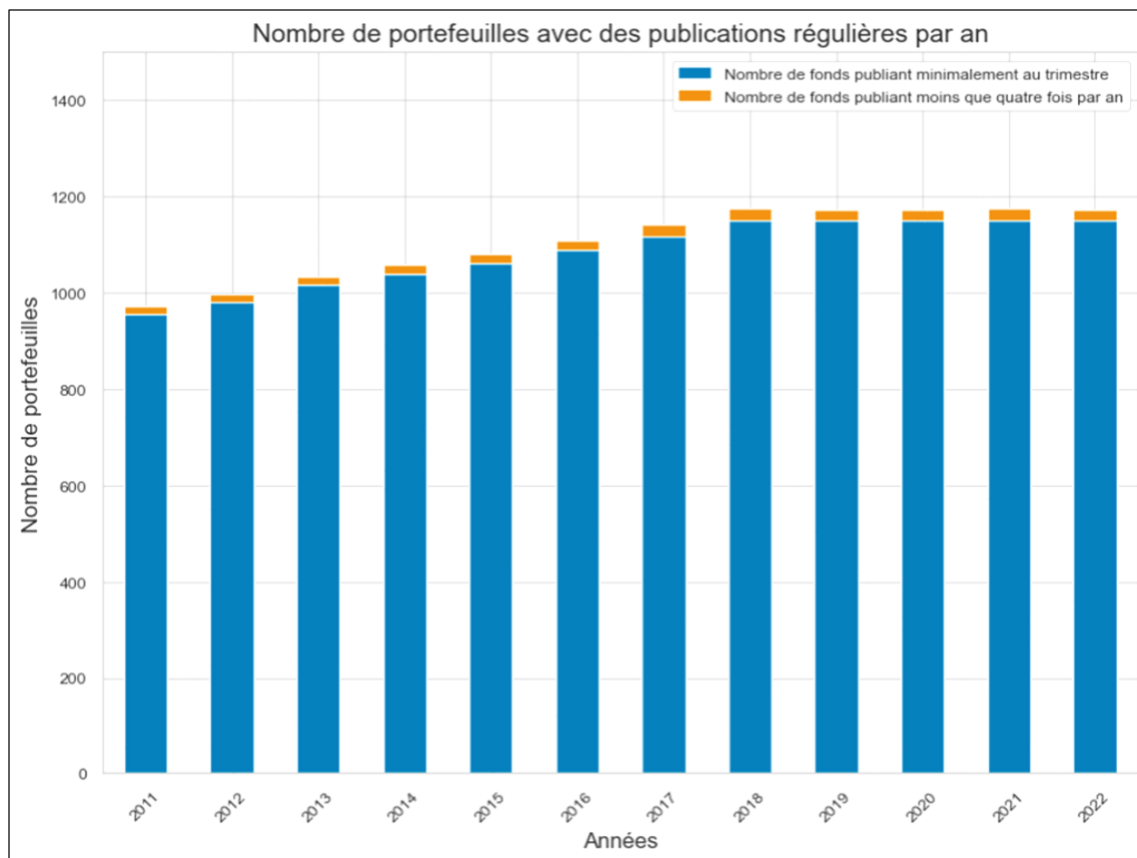
⁸ MSCI exclut aussi les portefeuilles détenant moins de dix titres. Selon la méthodologie que nous utilisons pour garder notre liste de portefeuilles, ceci a déjà été fait à la section 3.2.

⁹ Shareholder Reports and Quarterly Portfolio Disclosure of Registered Management Investment Companies, *Securities and Exchange Commission*. <https://www.sec.gov/rules/final/33-8393.htm#IB> Récupéré le 25 mars 2023.

pu publier mensuellement durant seulement une année. Avec toutes ces contraintes, le nombre de fonds que nous gardons par année est représenté sur la figure suivante.

Figure 5.
Impact de la contrainte sur le nombre de portefeuilles

Ce graphique présente la proportion du nombre de fonds par an qui rapportent au moins trimestriellement leurs positions. Ceci est important puisque nous devons regarder les changements dans les allocations. S'ils ne présentent pas au moins au trimestre, nous excluons les fonds. Il reste donc les fonds en bleu.



Le graphique illustre le nombre de portefeuilles avec des divulgations régulières par an sur une période allant de 2011 à 2022. Nous remarquons que le nombre de fonds est relativement constant et que la proportion de fonds respectant les normes de divulgations reste elle aussi constante au travers du temps.

Ainsi, notre échantillon final se compose de 1 161 portefeuilles uniques, ce qui équivaut à 52 845 déclarations de positions de 2016 à 2022. Des statistiques descriptives sont présentées au tableau 1 afin de décrire l'échantillon final.

Tableau 1.
Statistiques sommaires des fonds de l'échantillon

Le tableau 1 présente des statistiques sommaires des fonds sur l'actif net total, les poids des positions en titres d'actions dans les fonds, le nombre de position par portefeuille par divulgation, le ratio de *Turnover* ainsi que l'âge des fonds sur la période de l'échantillon s'étendant de 2016 à 2022 et ayant 1 161 observations. La taille du fonds, le ratio *Turnover* et l'âge des fonds sont obtenus de la table *Fund Summary* de CRSP Mutual Funds, alors que le poids des positions et le nombre de positions sont calculés à partir de notre base de données sur les divulgations trimestrielles. La taille du fond représente la moyenne transversale des actifs de chaque fonds au 31 décembre 2022. Le ratio *Turnover* fait référence à la proportion des avoirs d'un portefeuille de fonds communs de placement qui ont changé au cours de l'année écoulée tel que donné par CRSP. Le poids d'une position et le nombre de positions représentent les statistiques descriptives pour l'ensemble des fonds. Le % investi en actions et gardé est obtenu des moyennes des transversales des fonds au 31 décembre 2022.

	Actif Net Total	Poids d'une position	Nombre de positions	<i>Turnover</i> Annuel	Âge des fonds	% investi en actions	% gardé en liquidités
Moyenne	899,97	1,78%	58	57%	19,57	95,06	2,08
Minimum	15,10	0,19%	10	4%	5,03	70,02	-0,81
10th %	26,80	0,40%	31	16%	10,33	90,76	0,15
25th %	54,35	0,61%	43	26%	15,06	94,07	0,35
Médiane	148	1,41%	58	45%	19,92	96,84	1,23
75th %	491,55	2,05%	72	72%	24,42	98,44	2,56
90th %	1 477,94	3,05%	82	108%	29,74	99,34	3,96
Maximum	55 327,50	41,29%	131	159%	99,02	109,98	31,22

Le tableau fournit un résumé des statistiques de notre échantillon de fonds communs de placement après toutes les contraintes mentionnées. Le nombre total de fonds étudiés est de 1161. Le plus petit fond a une taille de 15M, la moyenne est de 899M et la médiane est de 148M\$, alors que le maximum est de 55 milliards. Les fonds ont en moyenne 58 positions, près de 20 ans, sont investis en actions à 95%, ont des positions ayant des poids moyens de 1,78%, 2% de liquidités et un *Turnover* annuel de 57%. Les fonds les plus vieux ont près de 100 ans et ont été fondé en 1924 et 1925, tel que le *MFS Massachusetts Investors Fund*.

3.8 Association des émissions de gaz à effets de serre

Pour donner un score global à un portefeuille, les actions d'un portefeuille d'un fond à un moment seront associées à leurs données sur leurs émissions de gaz à effet de serre provenant de la plateforme Trucost. Nous avons donc deux jeux de données à fusionner. Le premier étant le principal, les déclarations trimestrielles des fonds et le deuxième étant la pollution des titres se retrouvant dans la première base de données.

Pour faire correspondre les données de pollution aux positions des gestionnaires, nous avons utilisé une fonction qui filtre chaque position et regarde si des données étaient disponibles à la même date ou avant. S'il n'y a pas de données correspondantes ou qu'il y en a après la date de divulgation, la case est laissée vide afin d'éviter un biais d'anticipation (*look ahead bias*) qui fait référence à l'utilisation d'informations ou de données qui n'auraient pas été connues ou disponibles pendant la période analysée.

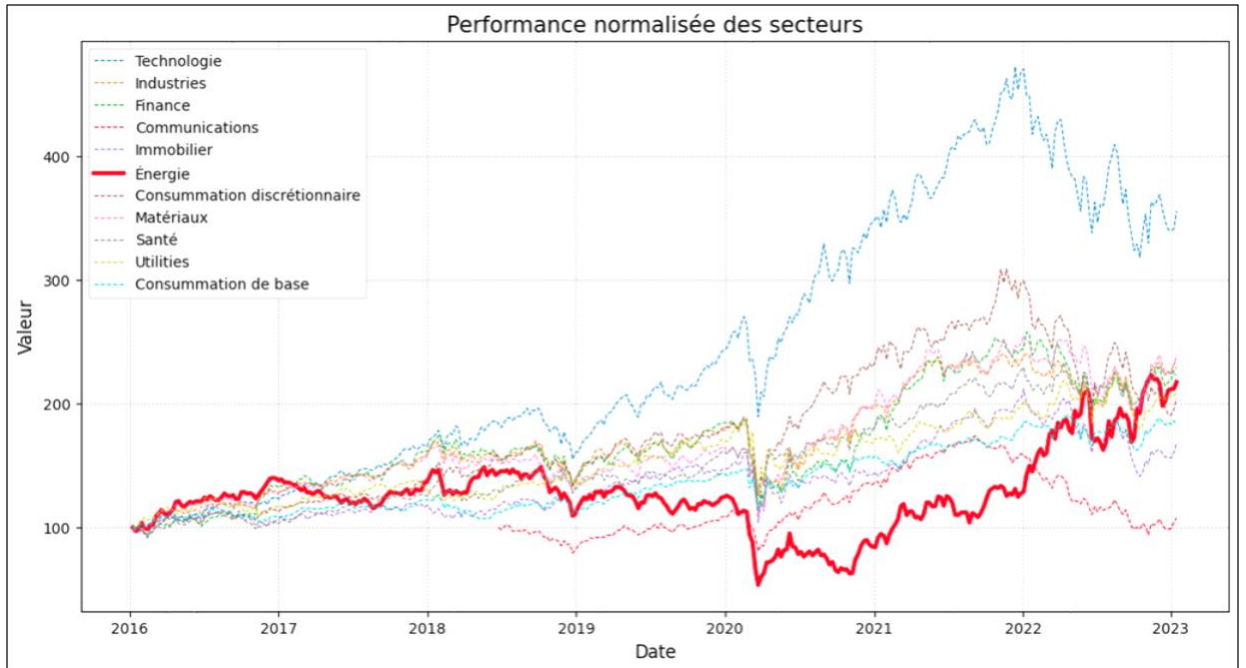
3.9 Données factorielles sur les modèles Fama-French

Enfin, les dernières données dont nous aurons besoin sont les données de Fama-French et de leurs facteurs lorsque nous comparerons la performance des différents types de fonds. Elles sont disponibles sur le site web des deux professeurs Fama et French ainsi que par l'entremise de CRSP (qui les prend de leur site web). Nous les récupérons tout de même de CRSP puisque toutes nos données sont tirées de leur plateforme. Nous utilisons aussi les données de Carhart pour le modèle à 4 facteurs, le quatrième étant le *Momentum*.

Finalement, nous utilisons CRSP pour les rendements des différents secteurs afin de les comparer. La figure 6 présente les rendements normalisés des secteurs GICS de 2016 à 2022.

Figure 6.
Rendements mensuels des onze secteurs

Cette figure présente les rendements des secteurs GICS depuis 2016. Les premières valeurs de 2016 sont normalisées à 100. La ligne du secteur Énergie a une épaisseur prononcée et une couleur rouge vif afin d’être en surbrillance. Les données proviennent de CRSP et correspondent au prix de fermeture de la semaine.



La figure six présente la performance normalisée des secteurs sur une période allant de début 2016 à début 2023. Chaque ligne représente la performance d'un secteur d'activité donné, normalisé à 100 en 2016. Deux éléments clés en ressortent. Premièrement, on peut observer que le secteur de la technologie a surpassé tous les autres secteurs en atteignant un pic au-dessus de 400 avant de redescendre. Deuxièmement, l'énergie a été relativement stable jusqu'en 2019 où les rendements ont chuté, puis ont repris de façon prononcée en 2021 et 2022. Par ailleurs, les autres secteurs montrent une croissance modérée ou une performance relativement stable.

4 Méthodologie

La présente section explique la méthodologie utilisée tout au long de l'analyse de ce mémoire. Nous commençons premièrement par présenter la méthodologie permettant de construire l'empreinte environnementale de nos portefeuilles, ensuite nous présentons comment nous mesurons les changements dans l'allocation des portefeuilles, à savoir s'ils déplacent leurs actifs vers des secteurs moins polluants ou s'ils déplacent, à l'intérieur de ces secteurs, leurs actifs vers de meilleurs titres (c'est-à-dire des titres ayant un impact environnemental moins élevé). Finalement, la section termine en présentant comment nous séparons les portefeuilles pour mesurer leur performance avec les modèles à facteurs Fama-French ainsi que leur risque avec plusieurs mesures.

4.1 Construction des empreintes environnementales des portefeuilles

Nous construisons l'empreinte environnementale des portefeuilles en calculant les tonnes d'émissions de gaz à effet de serre par la valeur de marché du portefeuille afin de tenir compte de leurs différentes tailles tel que présenté par le rapport du TCFD en 2017 et mis à jour en 2021 TCFD (2021). Les mesures que l'institution présente sont désormais largement utilisées dans l'industrie et dans la littérature. Par exemple, Boermans et Galema (2019), Jondeau *et al.* (2021), utilisent aussi des mesures présentées par l'institution, construites à partir de la dimension 1 et 2 des émissions de gaz à effets de serre.

L'empreinte environnementale exprime la quantité d'émissions annuelles de carbone en tonne par millions de dollars (tCO₂e/M\$) alloués au portefeuille. Nous utilisons cette mesure puisqu'elle est parmi les meilleures façons de comparer les portefeuilles, est intuitive et permet de bien déconstruire le portefeuille. Plusieurs autres mesures présentées par TCFD existent. L'annexe G les présente, avec leurs forces et faiblesses.

Dans notre cas, l’empreinte environnementale ($EE_{p,t}$) du portefeuille p au temps t est établie comme suit:

$$EE_{p,t} = \frac{1}{V_{p,t}} \times \sum_{i=1}^{N_t} \frac{V_{i,p,t}}{Cap_{i,t}} \times E_{i,t} \quad (1)$$

où $V_{p,t}$ représente la valeur totale du portefeuille p au temps t en millions de dollars. $E_{i,t}$ représente l’équivalent en tonne de CO₂e émit annuellement par la firme i à l’année t , autrement dit les émissions Scope 1 et Scope 2 tel que discuté dans la section 3. $\frac{V_{i,p,t}}{Cap_{i,t}}$ représente la proportion de l’équité détenue dans l’entreprise i au temps t , parfois référencé aux émissions carbone financées dans l’entreprise lorsque multiplié par l’équivalent en tonnes de CO₂e ($E_{i,t}$), où $Cap_{i,t}$ représente la capitalisation boursière de la firme au moment de la divulgation des positions par le fonds. $V_{i,p,t}$ représente la valeur de la position dans l’entreprise i , dans le portefeuille p , au temps t .

4.1.1 Changements de l’empreinte environnementale et d’allocation sectorielle

Cette section présente la méthodologie que nous utilisons pour étudier les changements en allocation sectorielle des portefeuilles. Nous montrerons à la section résultat l’impact d’un désinvestissement des secteurs les plus polluants sur l’empreinte environnementale des portefeuilles et trancherons ensuite les portefeuilles en trois groupes pour étudier dans les sections subséquentes les différences entre les rendements et l’analyse du risque baissier.

Pour évaluer les changements de détention sectorielle des portefeuilles, nous avons commencé par faire un ajustement de l’allocation de chaque position. L’ajustement est la prise en compte des encaisses, ce qui nécessite de refaire la somme des allocations du

fond pour normaliser la pondération. Seules les positions en actions ont été prises en compte.

L'ajustement est établi comme suit :

$$wa'_{ipt} = \frac{wa_{ipt}}{\sum_{i=1}^n wa_{ipt}} \quad (3)$$

où wa_{ipt} représente le poids ajusté de l'action i dans le portefeuille p au temps t , alors qu'avant le poids était calculé en tenant compte de tous les types d'actifs (i.e. liquidités, devises et dérivés).

L'impact est marginal puisque nous avons déjà gardé les fonds investis exclusivement en équité avec un minimum de 80% leur étant alloué.

Les changements de l'empreinte environnementale sont mesurés par le changement en pourcentage des empreintes environnementales d'une divulgation à l'autre. Puisque nous avons les empreintes environnementales en logarithme, le changement en pourcentage entre chaque divulgation se traduit comme suit :

$$\Delta EE_{p,t} = \ln(EE_{p,t}) - \ln(EE_{p,t-1}) \quad (4)$$

Ensuite, afin de regarder comment ces changements sont causés, nous ajoutons à ce nouveau jeu de données les changements en allocation sectorielle du fonds. Les allocations sectorielles du fonds sont calculées ainsi :

$$W_{s,p,t} = \frac{\sum_{j=1}^{11} wa'_{i,p,t}^s}{\sum_{i=1}^n wa'_{i,p,t}} \quad (5)$$

où $W_{s,p,t}$ représente la somme de la pondération des titres correspondants aux titres du secteur s du portefeuille p au temps t . $wa'_{i,p,t}^s$ représente l'allocation ajustée présentée à l'équation (3) d'un titre s s'il fait partie du secteur s et wa'_{ipt} représente l'allocation ajustée tel que présentée à l'équation (3). Nous obtenons ainsi l'allocation sectorielle des fonds

pour les secteurs GICS pour chaque divulgation pour chaque fonds. Nous calculons ensuite les changements de l'allocation sectorielle d'une divulgation à l'autre ainsi :

$$\Delta W_{s,p,t} = \frac{W_{s,p,t} - W_{s,p,t-1}}{W_{s,p,t-1}} \quad (6)$$

Nous obtenons donc une correspondance entre les changements en pourcentage des empreintes environnementales obtenus avec l'équation (1) et les changements en pourcentage de l'allocation sectorielle de chaque portefeuille au fil du temps. Avec les fonds de notre échantillon, nous obtenons 85 571 changements trimestriels de 2005 à 2022 et 45 254 changements de 2016 à 2022. Tel que la figure 1 le présente, la couverture de la pollution n'est pas complète avant 2016. Ainsi, nous restreignons notre analyse à la période allant de 2016 à 2022.

4.1.2 Estimation du premier modèle linéaire

Afin de mesurer l'impact des changements sectoriels sur les changements des empreintes environnementales, nous estimons un premier modèle de régression linéaire avec comme variable dépendante les changements en scores de pollution tels que décrit par l'équation (4) ainsi que les changements en allocation sectorielle tel que décrit par l'équation (6). Le modèle estimé en forme matricielle est donc le suivant :

$$y_{i,t} = [x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,t}] \begin{bmatrix} \beta_{i,0} \\ \vdots \\ \beta_{i,k} \end{bmatrix} + [d_{1,n} \ d_{2,n} \ \dots \ d_{n,k}] \begin{bmatrix} \alpha \\ \vdots \\ \alpha_{n,k} \end{bmatrix} + [d_{1,t} \ d_{2,t} \ \dots \ d_{t,k}] \begin{bmatrix} \gamma_{t,1} \\ \vdots \\ \gamma_{t,k} \end{bmatrix} + \varepsilon_{i,t} \quad (7)$$

et en forme algébrique est le suivant :

$$y_{i,t} = \beta_0 + x_{1,i,t}\beta_1 + \dots + x_{10,i,t}\beta_{11} + \alpha_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (8)$$

où $y_{i,t}$ est un scalaire contenant une observation spécifique pour le changement des scores de pollution défini par l'équation (3), $x_{N,it}$ représentent les changements en allocation

des différents secteurs des portefeuilles i défini par l'équation (6), $\beta_{N,i}$ sont les coefficients estimés pour les changements en allocation de chaque secteur, α_i est l'effet fixe d'entité (variables indicatrices pour chacun des n portefeuilles dans le panel de données), γ_t est l'effet fixe temporel (variable indicatrices pour chacun des trimestres t de divulgations), $\varepsilon_{i,t}$ est un scalaire contenant le terme d'erreur de la régression pour le portefeuille i au temps t . Les résultats du modèle sont présentés au tableau 3.

Puisque le secteur de l'Énergie contient plusieurs types de producteurs, dont les énergies fossiles et l'hydroélectricité par exemple, nous avons séparé l'allocation à l'intérieur de ces secteurs avec la classification NAICS et l'association d'impact environnemental bas et haut pour la construction de l'indice S&P PACTTM (*S&P Paris-Aligned & Climate Transition Indices*) offerte par Trucost dont nous avons discuté à la section 3. Ainsi, une nouvelle classification complète est ajoutée pour les secteurs GICS d'intérêts. Par exemple, *Bituminous, Coal Power Generation* et *Oil, Gas and Consumable Fuels*, sont évidemment classés dans *High Impact* alors que *Wind Power Generation, Hydroelectric* et *Wave & tidal*, par exemple, sont classés dans *Low Impact*. Humphrey et Li (2021), séparent aussi le secteur énergétique en deux sous-catégories afin de tenir compte de la dichotomie étant attribuée par construction à ce secteur. L'annexe H présente les principaux secteurs concernés par la séparation.

4.2 Changements en allocation *best-in-class*

Cette section présente la méthodologie que nous utilisons pour étudier les changements en allocation dans les compagnies étant les meilleures parmi leurs secteurs respectifs des portefeuilles. Nous montrons l'impact des différents secteurs de changements dans l'allocation vers ces compagnies étant les meilleures dans leur classe sur l'empreinte environnementale des portefeuilles et tranchons ensuite les portefeuilles en trois groupes pour étudier dans les sections subséquentes les différences entre les rendements et l'analyse du risque baissier.

4.2.1 Classement des seuils de pollution par secteurs et par an

Pour notre proxy des entreprises étant les *meilleures dans leurs classes*, nous utilisons l'ensemble des données de Trucost sur les émissions de gaz à effet de serres aux États-Unis afin de classer les compagnies par différents terciles avec extrêmes et créer des seuils de classification. Ainsi, pour un secteur d'une année donnée, nous avons séparé les pollueurs, de façon très similaire à Joliet et Titova (2018) et Ceccarelli *et al.* (2023). Nous assignons ensuite à chaque titre détenu dans les portefeuilles de notre échantillon son score selon ses émissions d'équivalent en dioxyde de carbone. Par exemple, si sa pollution annuelle se situe dans l'intervalle des 2 à 35% des compagnies les moins polluantes de l'année de son secteur (premier tercile), le titre se fait attribuer la note de 1. Puis nous faisons la moyenne sectorielle de ces titres. Le tableau 2 présente un sommaire de cette classification.

Tableau 2.
Classification des rangs de pollution

Ce tableau présente la classification des rangs que nous avons utilisés pour attribuer où se situe une compagnie vis-à-vis de ses pairs dans son secteur dans une année donnée. Est-elle dans le centre des compagnies du même secteur ou dans un extrême. Les compagnies étant dans les 1% les plus polluantes obtenaient un score de -2, dans le 33% moins bon que dans le milieu -1, dans le centre de la distribution 0 et la même chose, mais avec des scores positifs pour les compagnies les moins polluantes. L'annexe I présente la pollution des compagnies du secteur de l'Énergie pour l'année 2022.

Signification	Score	Percentile attribué	Proportion dans l'échantillon (%)
Très bon	2	0-1	1
Bon	1	02-35	33
Moyen	0	35-65	32
Mauvais	-1	65-98	33
Très mauvais	-2	99-100	1

Ainsi, si un portefeuille a un score de 2 pour un secteur donné dans une année donnée, cela signifie qu'il est exclusivement investi dans les titres parmi les 1% moins polluants de son secteur et de son année. Nous faisons ensuite la moyenne transversale des allocations afin de donner un score sur l'allocation globale des portefeuilles. En 2021, la

moyenne transversale des secteurs était de -0,4235 pour tous les portefeuilles confondus, signifiant un biais vers les titres plus polluants.

Ensuite, nous calculons les changements de cette allocation BIC (*Best-In-Class*) sectorielle des titres en termes de pollution d'une divulgation de portefeuille à l'autre ainsi :

$$\Delta B_{s,p,t} = \frac{B_{s,p,t} - B_{s,p,t-1}}{B_{s,p,t-1}} \quad (9)$$

où $B_{s,p,t}$ correspond à la moyenne sectorielle des scores de pollution assignés aux titres à partir des rangs de toute la base de données de Trucost. Nous obtenons donc une correspondance entre les changements en pourcentage des empreintes environnementales obtenus avec l'équation (1) et les changements en pourcentage de l'allocation sectorielle de chaque portefeuille au fil du temps.

4.2.2 Changements des empreintes environnementales et d'allocation *best-in-class* – modèle linéaire

Afin de mesurer l'impact des changements dans l'allocation des meilleurs titres sur les changements des empreintes environnementales, nous estimons un deuxième modèle de régression linéaire avec comme variable dépendante les changements en scores de pollution tels que décrit par l'équation (1) ainsi que les changements en allocation moyenne dans les meilleurs titres tel que décrit par l'équation (9). Le modèle estimé est donc le suivant :

$$y_{i,t} = \beta_0 + x_{1,i,t}\beta_1 + \dots + x_{10,i,t}\beta_{11} + \alpha_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (10)$$

où $y_{i,t}$ est un scalaire contenant une observation spécifique pour le changement des empreintes environnementales (équation (3)), $x_{N,it}$ représentent les changements des différents scores de pollutions moyens des titres par secteurs des portefeuilles i (équation (9)), $\beta_{N,i}$ sont les coefficients estimés pour les changements en allocation de chaque

secteur, α_i est l'effet fixe d'entité (variables indicatrices pour chacun des n portefeuilles dans le panel de données), γ_t est l'effet fixe temporel (variable indicatrices pour chacune des t dates de divulgations et $\varepsilon_{i,t}$ est un scalaire contenant le terme d'erreur de la régression pour le portefeuille i au temps t . Les résultats du modèle sont présentés au tableau 8.

4.3 Séparation des fonds

Séparation des fonds s'étant le plus désinvestis des secteurs polluants

Nous utilisons de nouveau la base de données que nous avons créée sur les changements dans les allocations sectorielles et prenons la moyenne des changements en Énergie des portefeuilles de notre échantillon. Nous tranchons au 20^e percentile afin d'obtenir les fonds qui sont situés le plus vers la queue de l'échantillon en termes de désinvestissement du secteur énergétique polluant.

Avec ces filtres, nous nous retrouvons avec un sous-échantillon de 318 portefeuilles s'étant désinvestis en moyenne de plus de 10% de leurs actifs les plus polluants du secteur énergétique. Les différences dans les rendements et dans les mesures de risque de ces portefeuilles seront présentées à la section résultats.

Avant de poursuivre, nous vérifions que le sous-échantillon est très similaire à l'échantillon principal. Nous avons donc effectué une série de tests pour voir s'il y avait des caractéristiques différentes entre le sous-échantillon et l'échantillon principal afin de ne pas introduire de biais dans l'évaluation de la différence des rendements et du risque. Les tests sont présentés dans la section résultat. Ils démontrent que nous ne pouvons rejeter l'hypothèse que le sous-échantillon soit différent de l'échantillon principal, confirmant qu'il ne s'agit pas d'une sous-section spécifique de notre échantillon. (Boermans & Galema, Are pension funds actively decarbonizing their portfolios?, 2019) trouvent que les fonds à gestion active se désinvestissent généralement plus des secteurs émettant plus de GES. Nos fonds ne sont pas statistiquement différents, mais la valeur p de la différence entre les frais de gestion n'est pas significative pour tous les seuils. Ceci

suggère donc des résultats en accord avec ces auteurs puisque les frais de gestion des fonds actifs sont plus élevés.

Séparation des fonds *améliorant leur moyenne Best-in-class*

Nous prenons maintenant la moyenne des changements en allocation *best-in-class* du secteur de l'Énergie des portefeuilles de notre échantillon. Ainsi, de la même façon que pour les portefeuilles se désinvestissant des secteurs les plus polluants, nous tranchons au 20^e percentile afin d'obtenir les fonds qui sont situés le plus vers la queue de l'échantillon en termes de meilleure allocation dans le secteur énergétique.

Nous nous retrouvons avec 318 portefeuilles ayant une amélioration moyenne de l'allocation aux titres ayant de meilleurs scores de plus de 12%. Les différences dans les rendements et dans les mesures de risque de ces portefeuilles, du sous-échantillon des portefeuilles s'étant désinvesti du secteur et de l'échantillon principal seront présentées à la section résultats.

Tout comme pour les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, nous devons toutefois vérifier que le sous-échantillon est très similaire à l'échantillon principal. Nous avons donc effectué une série de tests pour voir s'il y avait des caractéristiques différentes entre le sous-échantillon et l'échantillon principal afin de ne pas introduire de biais dans l'évaluation de la différence des rendements et du risque. Les tests sont présentés à la section résultats. Ils démontrent que nous ne pouvons rejeter l'hypothèse que le sous-échantillon soit différent de l'échantillon principal, confirmant qu'il ne s'agit pas d'une sous-section spécifique de notre échantillon.

4.4 Rendements et modèles de marchés

Cette section présente l'analyse sur la différence des rendements entre les deux sous-groupes présentés dans la section antérieure et l'ensemble des portefeuilles étudiés.

4.4.1 Modèles utilisés

Les modèles que nous utilisons pour regarder les différences entre les rendements sont des modèles bien connus et largement utilisés dans la littérature en tarification d'actifs financiers. Il s'agit premièrement du modèle original de Fama et French (1993) tel que décrit par l'équation suivante :

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha_j + \beta_{j,1}(R_{M,t} - R_{f,t}) + \beta_{j,2}SMB_t + \beta_{j,3}HML_t + \varepsilon_{i,t} \quad (11)$$

Ensuite, nous arborons le modèle présenté par Carhart (1997) avec Momentum :

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha_j + \beta_{j,1}(R_{M,t} - R_{f,t}) + \beta_{j,2}SMB_t + \beta_{j,3}HML_t + \beta_{j,4}MOM_t + \varepsilon_{i,t} \quad (12)$$

Finalement, nous utilisons aussi le modèle amélioré qu'ils ont récemment présenté Fama et French (2015) ajoutant deux facteurs au modèle original. Il est présenté par l'équation suivante:

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha_j + \beta_{j,1}(R_{M,t} - R_{f,t}) + \beta_{j,2}SMB_t + \beta_{j,3}HML_t + \beta_{j,4}RMW_t + \beta_{j,5}CMA_t + \varepsilon_{i,t} \quad (13)$$

où les variables sont les mêmes dans les trois modèles exception faite du quatrième facteur pour le deuxième modèle (équation 12) et des deux facteurs ajoutés pour le troisième modèle (équation 13). La variable dépendante est la différence entre les rendements des portefeuilles à l'essai $R_{p,t}$ moins les rendements sans risque en vigueur $R_{f,t}$. Le α_j est l'ordonnée à l'origine du modèle représentant le rendement excédentaire de l'actif versus les facteurs auquel il est exposé. $R_{M,t} - R_{f,t}$ représente la prime de risque du marché, à savoir le rendement excédentaire du marché calculé par Fama et French avec le rendement pondéré de toutes les actions NYSE, AMEX et NASDAQ (de CRSP) moins le taux des bons du Trésor à un mois. SMB_t (*Small Minus Big*) est le rendement moyen des neuf petits portefeuilles moins le rendement moyen des neuf grands portefeuilles. HML_t (*High Minus Low*) est le rendement moyen des deux portefeuilles de valeur (c'est-à-dire avec des ratios BE/ME élevés) moins le rendement moyen des deux portefeuilles de croissance (ratios BE/ME faibles). Autrement dit, ce facteur mesure la différence des rendements entre les entreprises considérées comme étant sous-évaluées (de valeur) et celles considérées comme étant surévaluées ou à forte croissance, en se basant sur leur ratio

book-to-market. RMW_t (*Robust Minus Weak*) est le rendement moyen des deux portefeuilles à forte rentabilité opérationnelle moins le rendement moyen des deux portefeuilles à faible rentabilité opérationnelle. Ce facteur est donc utilisé pour mesurer l'écart de performance entre les entreprises opérationnellement efficaces et celles qui le sont moins, avec l'hypothèse que les premières offriront de meilleurs rendements ajustés au risque. CMA_t (*Conservative Minus Aggressive*) est le rendement moyen des deux portefeuilles de placement conservateurs moins le rendement moyen des deux portefeuilles de placement agressifs. Plus précisément, il s'agit du rendement des titres dont la politique d'investissement de la compagnie (ratio d'investissement sur actif) bas moins celui des titres avec de hauts ratios. Le facteur CMA_t est donc utilisé pour tester si les entreprises qui ont une approche conservatrice de l'investissement (en réinvestissant moins de leur actif) génèrent des rendements supérieurs à ceux des entreprises qui investissent de manière plus agressive (en réinvestissant une plus grande partie de leur actif). Les β représentent la sensibilité des portefeuilles à ces facteurs. $\varepsilon_{i,t}$ est le terme d'erreur de chaque modèle.

4.5 Analyse du risque des portefeuilles

La section analyse du risque des portefeuilles utilise la séparation des fonds établie à la section 4.3 afin d'évaluer les différences dans le risque baissier ainsi que dans la valeur à risque des portefeuilles des différents sous-groupes. Pour évaluer les mesures de risque, nous utilisons les rendements de chacun des sous-groupes et mesurons l'écart-type, l'asymétrie de la distribution, l'aplatissement, les minimums et maximums, la médiane, l'autocorrélation, le ratio de Sharpe (avec le taux sans risque des modèles Fama-French) ainsi que la valeur à risque 5%. Nous approfondissons l'analyse de la VaR en présentant le graphique de la VaR roulante des 12 derniers mois des trois sous-échantillons. De plus, l'annexe J présente les rendements des trois sous-échantillons de notre portefeuille sur des graphiques séparés en incluant leur VaR (5%) glissante, ainsi que leur VaR (5%) sur la période de l'échantillon.

5. Résultats

5.1 Construction des empreintes environnementales des portefeuilles

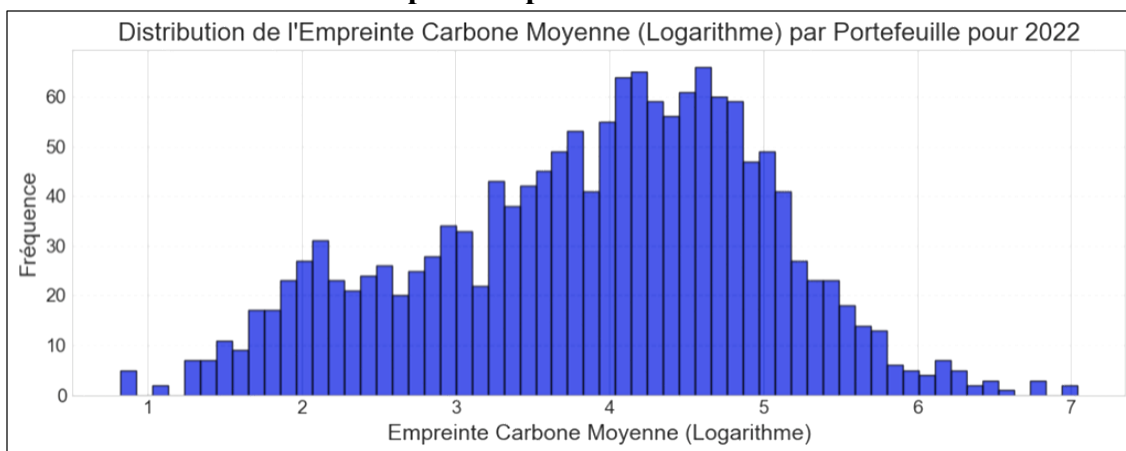
Les empreintes environnementales, construites à partir de la dimension 1 et de la dimension 2 des émissions de gaz à effets de serre tel que présenté à la section 4.1, expriment la quantité d'émissions annuelles de carbone en tonne par millions de dollars (tCO₂e/M\$) alloués au portefeuille.

L'annexe K présente les moyennes et les totaux des émissions financées par secteur et révèle que les portefeuilles de notre échantillon ont nettement plus financé les émissions dans le secteur de l'Énergie, mais que la moyenne des financements est la plus grande pour les Utilities. La figure 7 présente la distribution en logarithme $\ln(E E_{p,t})$ des empreintes environnementales par année des portefeuilles. Humphrey et Li (2021) utilisent aussi le log de l'empreinte, pour des raisons d'échelle de données.

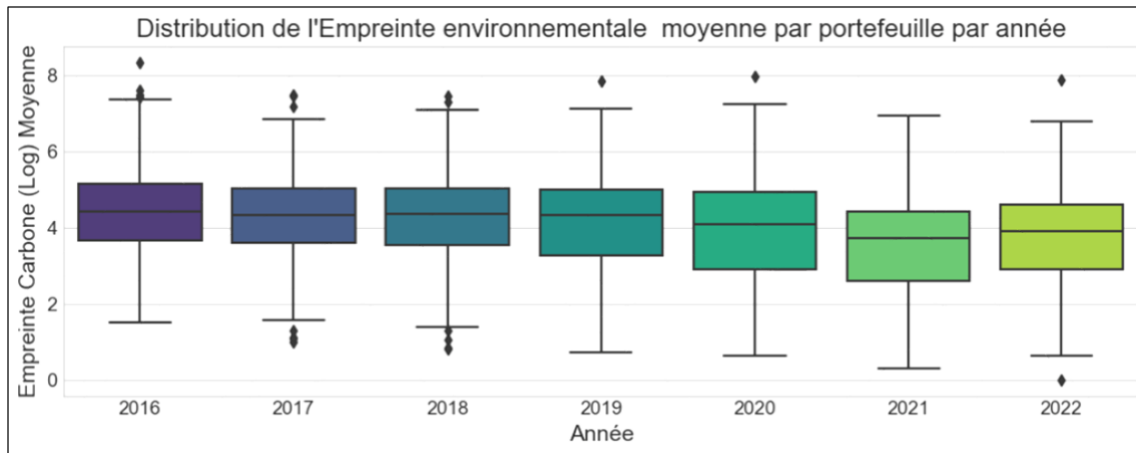
Figure 7.
Distribution des empreintes carbone de notre échantillon de portefeuilles

Cette figure décrit la distribution des empreintes environnementales des portefeuilles de notre échantillon selon plusieurs types de graphiques.

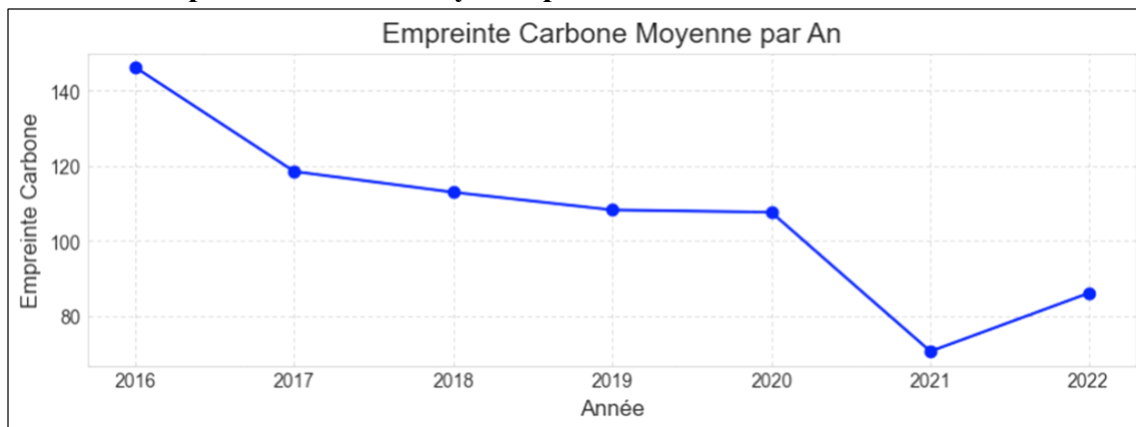
Panel A – Distribution des empreintes pour 2022



Panel B – BoxPlot des empreintes annuelles



Panel C – Empreinte carbone moyenne par an



Panel D – Statistiques descriptives des empreintes

2022	Moyenne	Minimum	10th %	25th %	Médiane	75th %	90th %	Maximum
Log de l'EE	3,88	0,82	2,17	3,11	4,04	4,69	5,17	6,22
EE	86,02	2,33	9,21	23,13	57,93	110,37	180,89	505,54

n=1161

Le panel A présente la distribution des empreintes environnementales pour notre échantillon pour l'année 2022 seulement. Les données sont winsorizés au niveau 1% et 99%. Le Panel B montre un Boxplot des empreintes environnementales. Le Panel C présente la moyenne annuelle des empreintes carbone des portefeuilles, corroborant avec l'engagement de la réduction des émissions de gaz à effets de serre. Le panel D est une table des statistiques descriptives de la distribution du panel A (des empreintes de 2022). Les statistiques descriptives peuvent être interprétées comme des tonnes d'équivalent en

émission de CO₂e par millions de dollars investis par portefeuille. Par exemple, en 2022, les portefeuilles avaient en moyenne 86 tonnes d'équivalent d'émissions de CO₂e par millions de dollars investi, ce qui se compare à 96 pour le *All Country World Index ACWI* de MSCI ainsi qu'à 38 pour le *ACWI Low Carbon Leaders*. En 2016, cette moyenne était de 146 alors que la moyenne de l'indice MSCI North America était de 128, celle du MSCI Europe de 202, celle des marchés émergents de 439 et celle des *Low Carbon Leaders' Index* était de 44. Les statistiques de chaque année pour notre échantillon sont présentées à l'annexe L.

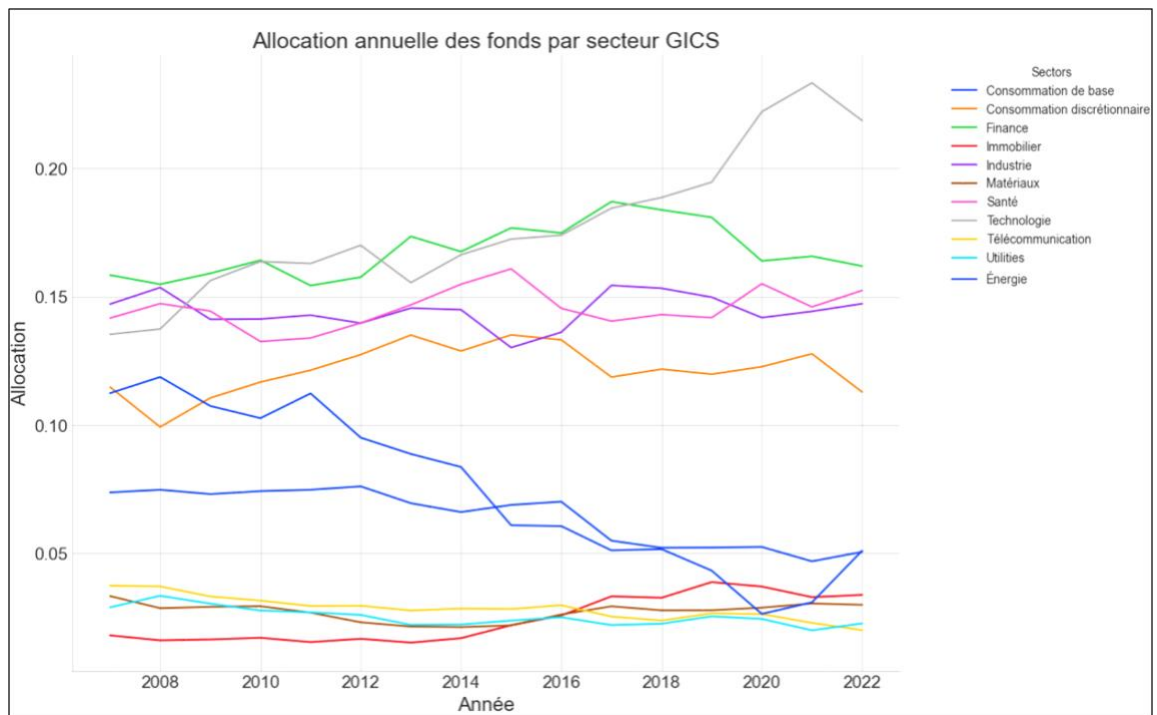
5.1.1 Changements en allocation sectorielle

Les tendances d'allocation sectorielles des fonds sont présentées à la figure 8 ci-dessous.

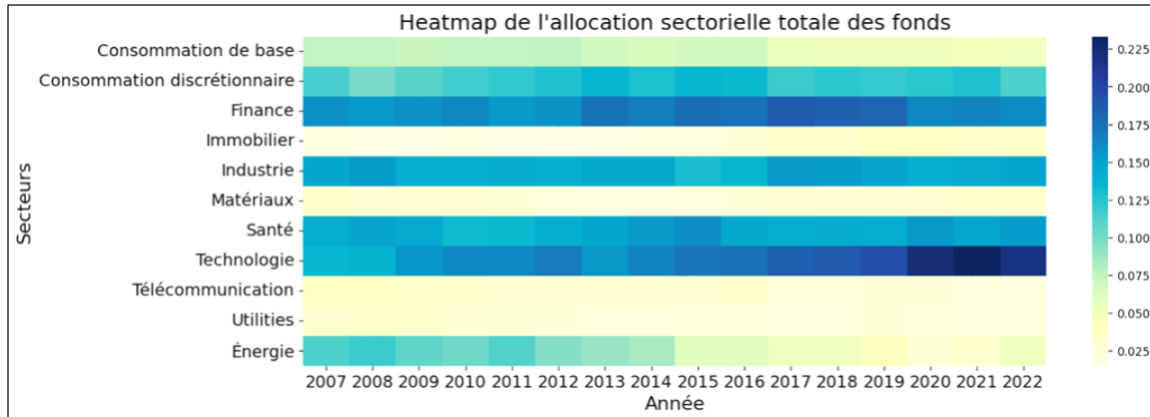
Figure 8.
Tendances dans les allocations sectorielles moyennes au fil du temps

Ce graphique présente la moyenne transversale de l'allocation sectorielle des portefeuilles au fil du temps.

Panel A – Lignes



Panel B – Carte chaleur



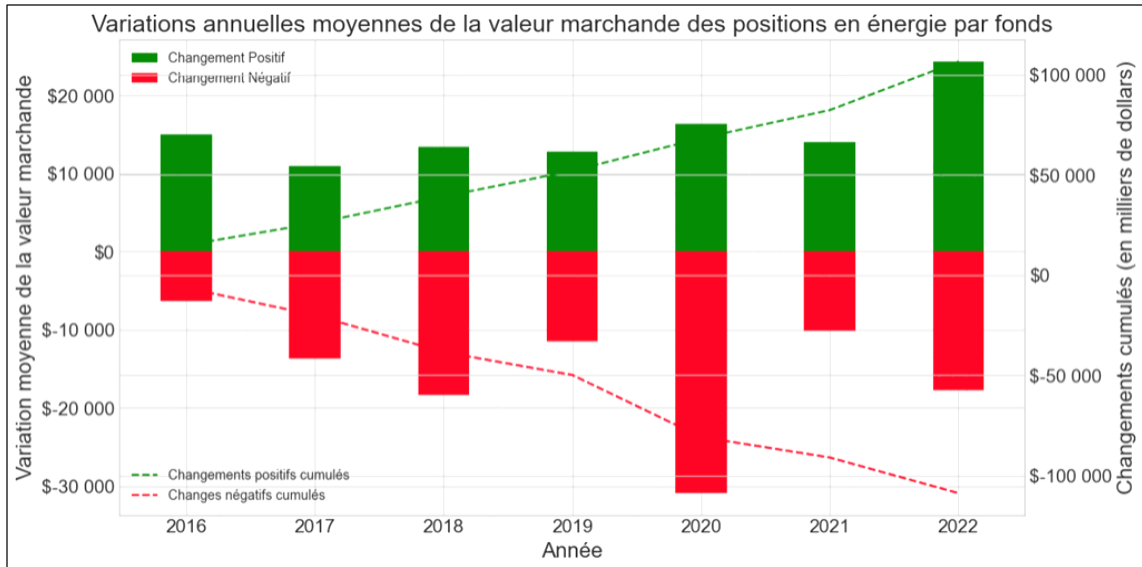
La figure 8 montre l'allocation annuelle des fonds par secteur GICS (Global Industry Classification Standard) de 2006 à 2022. L'allocation est mesurée en proportion de l'ensemble et est présentée sous deux panels de deux manières différentes; en lignes et en carte chaleur.

On remarque notamment que les secteurs de la consommation discrétionnaire, de la finance, de l'industrie, de la santé, de la technologie et de l'énergie composaient majoritairement les portefeuilles au début de la période alors qu'en fin d'échantillon il s'agit d'une répartition sectorielle plus concentrée entre la consommation discrétionnaire, la finance, l'industrie, la santé et la technologie. On remarque une ascension prononcée de la technologie et une baisse de l'énergie sauf pour 2022 où on remarque toutefois une reprise vive de l'allocation au secteur.

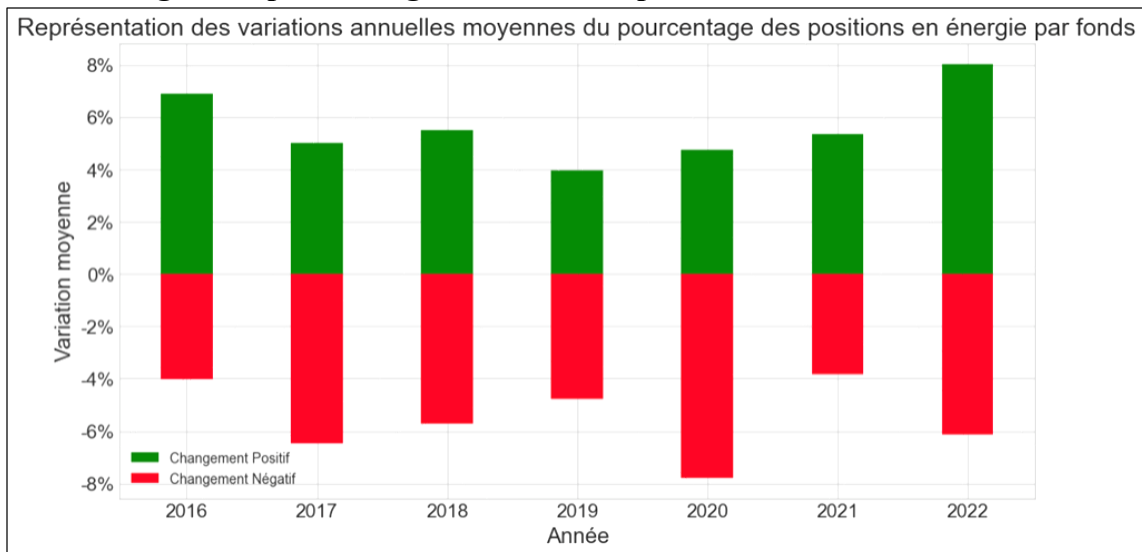
Figure 9.
Changements moyens et cumulés du secteur de l'Énergie

Cette figure présente la moyenne annuelle de désinvestissement de tous les portefeuilles pour le secteur énergétique.

Panel A – figure en dollars



Panel B – figure en pourcentage alloué dans le portefeuille



La figure 9 montre les changements annuels moyens en allocation dans le secteur de l'énergie ainsi que les changements cumulatifs dans le secteur pour l'ensemble des portefeuilles. Le panel A présente les figures en dollars. L'axe de gauche indique les variations moyennes alors que l'axe de droite indique les variations cumulées. Les deux

axes sont en milliers de dollars. Le panel B présente les changements moyens en allocation dans le secteur. Le graphique donne un indicateur de la tendance d'investissement et de désinvestissement global du secteur de l'Énergie parmi les fonds de notre échantillon au fil du temps. Nous remarquons aussi que le désinvestissement total des positions dans le secteur est similaire à l'investissement total dans le secteur. En milliers, l'investissement dans ce secteur sur toute la période fut de 106 678 alors que le désinvestissement fût de -108 783.

5.1.2 Estimation du premier modèle linéaire

Tableau 3.
Résultats du modèle d'estimation des changements des modèles

Ce tableau présente les résultats estimés du modèle présenté par l'équation (7), mais avec deux degrés de granularité. Le modèle de base représente l'estimation avec une moins grande granularité alors que le modèle de la colonne de droite est plus granulaire. Les statistiques t sont présentés entre parenthèse sous le résultat estimé des coefficients et les niveaux de significativités sont dénotés par *** pour $p < 0,01$, ** pour $p < 0,05$ ainsi que * pour $p < 0,1$. L'échantillon des modèles couvre les changements pour les fonds allant de 2016 à 2022 et présentent donc 45 254 observations. Le modèle base a un R^2 ajusté de 0,0241 alors que le modèle granulaire a un R^2 ajusté de 0,0316.

	Base	Granulaire
Constante	-0,0482*** (-199,19)	-0.0492*** (-206.95)
Consommation de base	-0,005 (-0,57)	-0.001 (-0.61)
Consommation discrétionnaire	-0,0152*** (-6,01)	-0.009*** (-4.28)
Finance	-0,0468*** (-16,64)	-0.0341*** (-14.83)
Industrie	0,0073*** (3,62)	0.009*** (4.87)
Matériaux	0,0058*** (3,76)	0.0053*** (4.22)
Santé	-0,0348*** (-12,50)	-0.0286*** (-11.01)
Technologie	-0,0366** (-17,02)	-0.0353*** (-17.13)
Télécommunication	-0,0031** (-2,19)	-0.0024* (-2.01)
Immobilier	-0,0049***	-0.0051***

	<i>(-5,91)</i>	<i>(-6.09)</i>
Utilities	0,0259***	
	<i>(11,64)</i>	
Énergie	0,0176***	
	<i>(8,84)</i>	
Énergie low		-0.002
		<i>(24.81)</i>
Énergie high		0.0372***
		<i>(-0.85)</i>
Utilities low		0.0128***
		<i>(7.67)</i>
Utilities high		0.0123***
		<i>(7.95)</i>

Pour la première estimation, nous remarquons que la constante du modèle est de -0,0482 significative au seuil de 1% qu'en moyenne, en tenant les changements sectoriels constants, les empreintes carbone des portefeuilles diminuent de 4% entre chaque période.

Par ailleurs, les secteurs Utilities et Énergie ont tous deux des coefficients positifs et statistiquement significatifs suggérant premièrement qu'il y a un effet sur l'amélioration des empreintes qui se produit par le désinvestissement de ces secteurs de l'ampleur de 2,59% et de 1,76%. Par exemple, chaque augmentation de l'allocation en Énergie de 1,76% augmente les changements de l'empreinte carbone de 1%.

Quant aux autres secteurs, les effets sont mitigés et parfois non-significatifs. Par exemple, un changement d'allocation vers le secteur financier aide à réduire le changement de l'empreinte carbone. Une augmentation de 1% alloué au secteur financier représente une diminution de plus de 4% de l'empreinte carbone.

Un désinvestissement du secteur de l'Énergie a un impact moins grand que celui des Utilities.

Pour la deuxième estimation, comme lors de l'estimation du premier modèle, la constante du modèle est de -0,0482 signifiant qu'en moyenne, en tenant les changements sectoriels constants, les empreintes carbone des portefeuilles diminuent de 4% entre chaque période.

Par ailleurs, les secteurs Utilities High/Low et Énergie High Impact ont tous des coefficients positifs et statistiquement significatifs suggérant premièrement qu'il y a un effet sur l'amélioration des empreintes qui se produit par le désinvestissement de ces secteurs de l'ampleur de 1,23%, 1,28% et de 3,72%. Par exemple, chaque augmentation de l'allocation en Énergie augmente les changements de l'empreinte carbone de 1%. Ceci distingue le biais dans la distribution des compagnies polluantes du secteur de l'Énergie. L'effet de Énergie Low Impact est quant à lui petit et non significatif, tel qu'attendu.

Quant aux autres secteurs, les effets sont mitigés et parfois non significatifs. Par exemple, un changement d'allocation vers le secteur financier aide à réduire le changement de l'empreinte carbone. Une augmentation de 1% alloué au secteur financier représente une diminution de plus de 3% de l'empreinte carbone.

5.2.2 Changements empreintes environnementales et d'allocation *best-in-class* – modèle linéaire

Tableau 4.
Résultats du modèle d'estimation des changements de l'empreinte

Ce tableau présente les résultats estimés du modèle présenté par l'équation (10). Les statistiques t sont présentés entre parenthèse sous le résultat estimé des coefficients et les niveaux de significativités sont dénotés par *** pour $p < 0,01$, ** pour $p < 0,05$ ainsi que * pour $p < 0,1$. L'échantillon couvre les changements pour les fonds allant de 2016 à 2022 et présente donc 45 254 observations. Le modèle a un R^2 ajusté de 0,023.

Résultat du modèle	
Constante	-0,0485*** (101,95)
Consommation de base	-0,009*** (4,39)
Consommation discrétionnaire	-0,001 (-0,29)
Finance	0,0182* (2,37)
Industrie	-0,0115* (2,65)
Matériaux	-0,0229* (-4,96)
Santé	-0,0025** (2,36)

Technologie	0,0009 (0,72)
Télécommunication	0,004* (2,10)
Immobilier	0,0022 (1,57)
Utilities	-0,0145*** (-3,24)
Énergie	-0,0313*** (-17,01)

Pour cette estimation, la constante du modèle est -0,0485 et est significative à 1%, ce qui indique qu'en moyenne, les empreintes carbone des portefeuilles diminuent de près de 4% à chaque période analysée, en gardant les changements sectoriels constants. Ces résultats sont en adéquation avec le modèle utilisé à la section 5.1.2.

Le secteur de l'Énergie se distingue avec un coefficient de 0,0313 et est statistiquement significatif, révélant une diminution de l'empreinte environnementale de 3,1% pour chaque augmentation de 1% du score. Par ailleurs, le secteur Utilities a un coefficient négatif de 0,0145, suggérant qu'une augmentation de 1% de l'allocation vers des titres *best-in-class* réduit de 1,45% l'empreinte environnementale. Le secteur de la consommation discrétionnaire a un coefficient faible de 0,009 et est aussi statistiquement significatif.

Le secteur de la finance, Industrie, Matériaux et Télécommunication présentent des coefficients respectifs de 0,0182, -0,01150, -0,0229 et 0,004 tous significatif au seuil de 0,1 tandis que la technologie et l'immobilier, avec leurs coefficients respectifs de 0,0009 et 0,0022 ne montrent pas de changements statistiquement significatifs.

Ces résultats indiquent que les changements en Énergie, Matériaux, Industrie et Utilities auraient le plus d'impacts sur l'amélioration de l'empreinte environnementale, ce qui constitue une surprise puisque nous nous attendions à ce que Utilities ait plus d'impact que cela.

5.3 Séparation des fonds

Nous présentons maintenant les statistiques t de nos sous-échantillons versus le sous-échantillon principal afin de déterminer si les caractéristiques des fonds sont différentes entre le sous-échantillon principal et les sous-échantillons. Les résultats sont présentés au tableau 12. L'hypothèse nulle est que $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ pour chaque caractéristique. Si la valeur p est suffisamment petite, nous pouvons rejeter cette hypothèse, suggérant que les groupes sont différents.

Tableau 5.
Tests de *Student* sur la différence des sous-échantillons

Ce tableau présente les résultats des statistiques t et de leurs valeurs p sur la différence des sous-échantillons s'étant désinvestis du secteur des énergies fossiles et s'étant le plus améliorés selon le critère BIC. Les tests évaluent si la moyenne d'une caractéristique de l'échantillon principal est statistiquement différente de celle des sous-échantillons.

	Désinvestis		Best-in-class	
	T-test	<i>P-value</i>	T-test	<i>P-value</i>
Taux de dividende	0,87	0,41	0,63	0,52
Actifs net total	0,92	0,36	-0,16	0,87
Nb de positions	2,42	0,15	1,10	0,27
Ratio frais gestion	-0,37	0,71	-0,34	0,73
Turnover Ratio	2,140	0,030	-1,340	0,085

Les critères évalués sont le taux de dividende, les actifs nets totaux, le nombre de positions, le ratio frais gestion, et le ratio *Turnover*. Outre le ratio *Turnover* pour différents seuils de significativité (0,05 pour le groupe désinvestis et 0,1 pour le groupe *best-in-class*), nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle stipulant que les groupes sont similaires, ce qui implique qu'ils seraient en fait similaires pour tous ces critères.

5.4 Rendements et modèles de marchés

5.4.1 Estimation des modèles à 3 facteurs

Cette section présente les résultats de l'estimation des modèles à trois facteurs sur nos portefeuilles. Les résultats sont présentés dans le tableau 6.

Tableau 6.
Résultats de l'estimation du modèle à 3 facteurs sur nos échantillons

Ce tableau présente les résultats estimés du modèle présenté par l'équation (10), sur les trois groupes de notre sous échantillon. La colonne de gauche représente les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, la colonne centrale représente les portefeuilles s'étant le plus améliorés lors de la sélection des titres les moins polluants du secteur alors que la colonne de droite représente le reste de notre échantillon original. Les statistiques t sont présentés entre parenthèse sous le résultat estimé des coefficients et les niveaux de significativités sont dénotés par *** pour $p < 0,01$, ** pour $p < 0,05$ ainsi que * pour $p < 0,1$. L'échantillon couvre les changements pour les fonds allant de 2014 à 2022 et présente donc 96 observations. Le tableau contient donc 6 évaluations, mais les groupes étant suivis du chiffre (2) entre parenthèses signifient l'estimation de leur groupe avec des données s'arrêtant avant le début de l'année 2022.

	Désinvestis	<i>Best-in-class</i>	Échantillon
Constante (α)	-0,0272 (-0,320)	-0,0483 (-0,674)	-0,0010 (-0,020)
RMRF	0,9792*** (53,347)	0,9512*** (61,616)	0,9703*** (89,396)
SMB	0,6160*** (18,650)	0,4929*** (17,743)	0,0979 (0,444)
HML	0,1836*** (8,386)	0,2185*** (11,867)	0,0313* (2,421)
R ² ajusté	0,978	0,983	0,99

Les résultats démontrent qu'en effet les α ne sont pas significatifs, ce qui veut dire qu'ils ne sont pas nécessairement différents de zéro et que les résultats sont peut-être aléatoires donc non concluant. Toutefois, ils sont tous négatifs avec des amplitudes différentes, suggérant que les rendements des portefeuilles ayant le plus de titres *best-in-class* ont sous-performé les portefeuilles s'étant le plus désinvestis des compagnies hautement polluantes du secteur de l'Énergie qui eux ont à leur tour sous-performé vis-à-vis du reste de l'échantillon. En ce qui concerne le facteur du marché (RM-RF), tous les coefficients sont significatifs à haut niveau et positifs, suggérant que tous les sous-groupes ont une corrélation forte avec le marché. Une augmentation de 1% de la prime de marché

correspond donc avec une augmentation de 0,9792%, 0,9512% et 0,9703% de nos sous-groupes respectifs.

Pour le facteur de taille (SMB), les coefficients sont eux aussi positifs et élevés ainsi que statistiquement significatifs pour deux de nos groupes, Désinvestis et *Best-in-class*, alors qu'il est peu élevé et non significatif pour le groupe Échantillon. Ceci suggère que les rendements des groupes Désinvestis et *Best-in-class* sont plus corrélés avec les rendements des compagnies de petites tailles. Pour le groupe Échantillon, ceci suggère que le facteur n'est pas important pour lui.

Pour le facteur de valeur (HML), les coefficients sont positifs et significatifs pour les groupes Désinvestis et *Best-in-class*, encore une fois, alors qu'il est significatif à un certain seuil, mais pas très élevé pour le groupe Échantillon, suggérant que les rendements des groupes Désinvestis et *Best-in-class* sont légèrement corrélés avec les rendements du facteur de valeur et qu'ils le sont aussi pour le groupe Échantillon.

Finalement, les R^2 sont tous très élevés et cela suggère donc que les modèles à trois facteurs expliquent bien la variation des rendements de nos différents sous-groupes.

Selon le modèle, les rendements de nos sous-groupes sont influencés par ces trois facteurs et semblent être surexposés aux titres à petite capitalisation ainsi qu'aux titres de valeurs, caractérisés par des ratios valeur/marché élevés. La valeur de t peu significative signifie pour sa part que les rendements des portefeuilles sont largement expliqués par leurs expositions à ces facteurs de risques systémiques et non aux talents de choix des titres des gestionnaires de portefeuilles.

5.4.2 Estimation des modèles à 4 facteurs

Cette section présente les résultats de l'estimation des modèles à quatre facteurs sur nos portefeuilles. Les résultats sont présentés dans le tableau 7.

Tableau 7.
Estimation du modèle de Carhart 4 facteurs

Le tableau 7 présente les résultats estimés du modèle présenté par Mark Carhart, publié en 1997, sur les trois groupes de notre sous échantillon. La colonne de gauche représente les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, la colonne centrale représente les portefeuilles s'étant le plus améliorés lors de la sélection des titres les moins polluants du secteur alors que la colonne de droite représente le reste de notre échantillon original. Les statistiques t sont présentés entre parenthèse sous le résultat estimé des coefficients et les niveaux de significativités sont dénotés par *** pour $p < 0,01$, ** pour $p < 0,05$ ainsi que * pour $p < 0,1$. L'échantillon couvre les changements pour les fonds allant de 2014 à 2022 et présente donc 96 observations. Le tableau contient donc 6 évaluations, mais les groupes étant suivis du chiffre (2) entre parenthèses signifient l'estimation de leur groupe avec des données s'arrêtant avant le début de l'année 2022.

	Désinvestis	<i>Best-in-class</i>	Échantillon
Constante (α)	0,0013 (0,02)	-0,0176 (-0,27)	0,0028 (0,06)
RMRF	0,9866*** (68,31)	0,9337*** (62,28)	0,962*** (82,52)
SMB	0,0208 (0,84)	0,057** (2,23)	0,0088 (0,44)
HML	-0,1303*** (-7,73)	0,1958*** (11,19)	0,0433*** (3,18)
MOM	-0,0292* (-1,67)	-0,0226 (-1,25)	-0,0157 (-1,13)
R carré ajusté	0,985	0,983	0,99

Les résultats démontrent qu'ici aussi les α ne sont pas significatifs, ce qui veut dire qu'ils ne sont pas nécessairement différents de zéro et que les résultats sont peut-être aléatoires donc non concluant. Toutefois, ils ont tous des ampleurs différentes, suggérant que les rendements des portefeuilles ayant le plus de titres *best-in-class* vis-à-vis du carbone ont sous-performé les portefeuilles s'étant le plus désinvestis des compagnies hautement polluantes du secteur de l'Énergie qui eux ont à leur tour sous-performé vis-à-vis du reste de l'échantillon. En ce qui concerne le facteur du marché (RM-RF), tous les coefficients sont significatifs à haut niveau et positifs, suggérant que tous les sous-groupes ont une corrélation forte avec le marché. Une augmentation de 1% de la prime de marché correspond donc avec une augmentation de 0,9866%, 0,9337% et 0,962% de nos sous-groupes respectifs.

Pour le facteur de taille (SMB), les coefficients sont eux aussi positifs et élevés, mais ne sont plus statistiquement significatifs comparativement aux modèles à trois facteurs pour

nos trois groupes, bien qu'il soit un peu moins élevé pour le groupe . Ceci suggère que les rendements des groupes sont peu corrélés avec les rendements des compagnies de petites tailles.

Pour le facteur de valeur (HML), les coefficients sont positifs et significatifs pour les groupes *Best-in-class* et Échantillon, alors qu'il est négatif et significatif pour le groupe Désinvestis, suggérant que les rendements des groupe *Best-in-class* et Échantillon sont légèrement corrélés avec les rendements du facteur de valeur et qu'ils sont négativement corrélés pour le groupe Désinvestis.

Pour le facteur de *momentum* (MOM), tous les coefficients sont négatifs mais non significatifs. Les sous-groupes Désinvestis et *Best-in-class* sont légèrement plus négatifs que celui du sous-groupe Échantillon, suggérant que les rendements de nos sous-groupes sont négativement corrélés avec les rendements des titres composants le facteur.

Encore une fois, les R^2 sont tous très élevés et cela suggère donc que les modèles à trois facteurs expliquent bien la variation des rendements de nos différents sous-groupes.

Selon le modèle, ces résultats sont nuancés. Ils indiquent (contrairement au modèle à trois facteurs) que les rendements des sous-groupes Désinvestis et Échantillon semblent être plus corrélés aux rendements

Sommairement, ces résultats démontrent différentes caractéristiques. Bien que les trois groupes démontrent une exposition significative au risque de marché, leur relation avec la taille des compagnies en portefeuille varie. Le sous-groupe *Best-in-class* a une préférence marquée pour les titres à petites capitalisation (SMB) et les titres de qualité (HML). Le sous-groupe Échantillon semble préférer les titres de qualité (HML) mais ne semble pas démontrer de préférences quant aux titres à petites capitalisation ni quant à la tendance des titres (MOM). Finalement, les coefficients alphas ne démontrent pas d'évidences de sur performance ou de sous performance d'aucun des groupes, tout comme le facteur de tendance (MOM).

5.4.3 Estimation des modèles à 5 facteurs

Cette section présente les résultats de l'estimation des modèles à cinq facteurs sur nos portefeuilles. Les résultats sont présentés dans le tableau 8.

Tableau 8.
Résultats de l'estimation du modèle à 5 facteurs sur nos échantillons

Ce tableau présente les résultats estimés du modèle présenté par l'équation (11), sur les trois groupes de notre sous échantillon. La colonne de gauche représente les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, la colonne centrale représente les portefeuilles s'étant le plus améliorés lors de la sélection des titres les moins polluants du secteur alors que la colonne de droite représente le reste de notre échantillon original. Les statistiques t sont présentés entre parenthèse sous le résultat estimé des coefficients et les niveaux de significativités sont dénotés par *** pour $p < 0,01$, ** pour $p < 0,05$ ainsi que * pour $p < 0,1$. L'échantillon couvre les changements pour les fonds allant de 2014 à 2022 et présente donc 96 observations.

	Désinvestis	<i>Best-in-class</i>	Échantillon
Constante (α)	0,0128 (0,172)	-0,0267 (-0,423)	0,0066 (0,131)
RMRF	0,9456*** (55,090)	0,9269*** (63,573)	0,9591*** (82,266)
SMB	0,6217*** (19,226)	0,5085*** (18,511)	0,0267*** (1,214)
HML	0,1229*** (4,508)	0,1512*** (6,530)	0,0257*** (2,451)
RMW	0,0174 (0,442)	0,0219 (0,654)	0,0257 (0,961)
CMA	0,1330*** (3,196)	0,0683** (1,932)	0,0522*** (1,846)
R ² ajusté	0,9850	0,9880	0,9900

En contrarie aux estimations précédentes, le sous-groupe Désinvestis a surperformé le sous-groupe C, et le sous-groupe C a surperformé sur le groupe B. Toutefois, les α ne sont encore pas significatifs, ce qui veut dire qu'ils ne sont pas nécessairement différents de zéro et que les résultats sont peut-être aléatoires donc non concluant. En ce qui concerne le facteur du marché (RM-RF), tous les coefficients sont significatifs à haut niveau et positifs, suggérant que tous les sous-groupes ont une corrélation forte avec le marché. Une augmentation de 1% de la prime de marché correspond donc avec une augmentation de 0,9456%, 0,9269% et 0,9591% de nos sous-groupes respectifs.

Le facteur de marché (RM-RF) montre encore une corrélation élevée et hautement significative pour les trois sous-groupes, de pair avec les modèles précédents.

Le facteur de taille (SMB) démontre encore des résultats conformément aux derniers modèles, à savoir que le coefficient pour les sous-groupes Désinvestis et *Best-in-class* sont élevés, suggérant une corrélation des rendements de ces groupes aux rendements des titres à petite capitalisation. Celui pour le sous-groupe Échantillon est marginalement positif, mais significatif.

Le facteur valeur (HML) présente des résultats démontrant que les groupes y sont légèrement associés. Tous les coefficients sont positifs et significatifs, mais le coefficient de groupe Échantillon est moins élevé que celui des sous-groupes Désinvestis et *Best-in-class*. Les coefficients suggèrent que les rendements des sous-groupes sont corrélés aux facteurs de valeur.

Le facteur de profitabilité (RMW) indique des corrélations peu élevées avec les rendements des trois sous-groupes. Les coefficients sont aussi non significatifs, suggérant que ce facteur n'est pas un moteur de rendements pour nos portefeuilles.

Le facteur d'investissement (CMA) présente des corrélations similaires pour les sous-groupes *Best-in-class* et Échantillon, alors que pour le groupe Désinvestis elle est plus élevée. Les trois sont significatifs. Les coefficients suggèrent que les portefeuilles sont légèrement exposés à des titres plus conservateurs. Les R^2 sont tous très élevés.

Sommairement, le modèle à 5 facteurs peints des résultats nuancés. Les sous-groupes Désinvestis et *Best-in-class* semblent préférer légèrement des titres à petite capitalisation, avec le sous-groupe Désinvestis démontrant des préférences pour les titres conservateurs. Le sous-groupe Échantillon semble être moins influencé par le facteur valeur, mais reste positivement influencé par le facteur de valeur et d'investissement conservateur. Les α suggèrent que les sous-groupes Désinvestis et Échantillon ont surperformés, bien qu'ils soient marginalement positifs et non significatifs. Enfin, le fait que le facteur RMW soit non significatif suggère que ce ne soit pas un facteur qui explique les rendements de nos sous-groupes.

5.4.4 Récapitulation

Du modèle 3 facteurs au modèle 4 facteurs :

Entre ces modèles, le facteur valeur (HML) change surtout pour le groupe Désinvestis alors qu'il passe d'un coefficient négatif à positif. Ceci suggère que l'ajout du facteur de *Momentum* (MOM) permet de capturer des effets qui n'étaient pas capturés préalablement. Pour sa part, le facteur de taille (SMB) chute pour les sous-groupes Désinvestis et Échantillon, suggérant aussi que l'ajout du nouveau facteur permet de capturer des effets qui n'étaient préalablement pas capturés. Cependant, le nouveau facteur n'est pas significatif. Il est donc possible qu'il ne joue pas un rôle significatif dans l'explication des facteurs.

Du modèle 4 facteurs au modèle 5 facteurs :

En ajoutant le facteur investissement (CMA), le facteur de taille (SMB) redevient significatif pour tous les sous-groupes alors que le facteur valeur (HML) reste significatif, mais passe notamment d'une valeur négative à positive pour le sous-groupe Désinvestis suggérant une relation entre ce dernier et le facteur investissement pour le sous-groupe Désinvestis. Introduire le facteur croissance (RMW) ainsi que le facteur investissement (CMA) n'a pas eu d'effet significatif. Le facteur investissement est significatif pour tous, suggérant une corrélation forte pour tous.

Tendances générales :

En général, les changements entre les coefficients des différents modèles démontrent que les effets capturés se chevauchent et qu'ils ne sont pas isolés. De plus, les R^2 des modèles ultérieurs n'augmentent pas énormément, les R^2 initiaux étant déjà élevés. Les résultats semblent alignés avec la littérature sur le sujet, notamment avec Nofsinger et Varma (2014), Humphrey et Li (2021), qui étudient le risque baissier des portefeuilles ESG sur une période de 2000-2011. Comme nous, leurs alphas ne sont pas statistiquement significatifs. Les auteurs réfèrent aussi les études de Statman (2000), Shank et al. (2005), et celle de Renneboog et al. (2008) pour signifier qu'ils obtiennent des résultats en accordances.

5.5 Analyse du risque des portefeuilles

Les statistiques descriptives des rendements des sous-échantillon de portefeuilles que nous utilisons ainsi que leurs les différentes mesures de risque sont présentées au tableau 9.

Tableau 9.
Statistiques descriptives des rendements mensuels des sous-échantillons

Ce tableau présente les statistiques descriptives des rendements des trois groupes de notre sous échantillon. La colonne de gauche représente les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, la colonne centrale représente les portefeuilles s'étant le plus améliorés lors de la sélection des titres les moins polluants du secteur alors que la colonne de droite représente le reste de notre échantillon original. Il s'agit des mêmes rendements utilisés pour l'estimation des modèles de marchés présentés à la section 5. Ainsi, le rendement sans risque utilisé pour calculer le Ratio de Sharpe est le rendement des bons du Trésor à un mois utilisé par Fama et French.

En %	Désinvestis	<i>Best-in-class</i>	Échantillon
Moyenne	0,814	0,766	0,850
Écart-type	5,515	5,221	4,680
Asymétrie	-0,525	-0,605	-0,427
Aplatissement	2,144	2,392	1,009
Minimum	-19,855	-19,263	-16,653
Maximum	15,369	14,771	12,917
Médiane	1,132	1,123	1,267
Autocorrélation	-0,074	-0,077	-0,151
Ratio de Sharpe	0,134	0,132	0,166
Valeur à Risque	-8,257	-7,822	-6,847

La moyenne des rendements des sous-échantillon est la plus grande pour le sous-groupe Échantillon, légèrement supérieure au sous-groupe Désinvestis. Ces deux sous-groupes sont supérieurs au sous-groupe *Best-in-class*. L'écart-type reflète le même phénomène, soit que les sous-groupes Échantillon, Désinvestis et *Best-in-class* présentent en ordre croissant les meilleures caractéristiques, à savoir une décroissance graduelle de la volatilité. L'asymétrie est négative pour les trois sous-groupes et le sous-groupe *Best-in-class* a l'asymétrie la plus prononcée, suggérant que les rendements sont les plus négativement biaisés vers la gauche pour ce sous-groupe. L'aplatissement observé dans les sous-groupes Désinvestis et *Best-in-class* est plus près d'une distribution normale alors que celui du sous-groupe Échantillon présente un aplatissement plus distant de celui des autres sous-groupes, suggérant que ce sous-groupe est plus près d'un aplatissement mésokurtique. Les minimums et maximums des rendements montrent que le sous-groupe

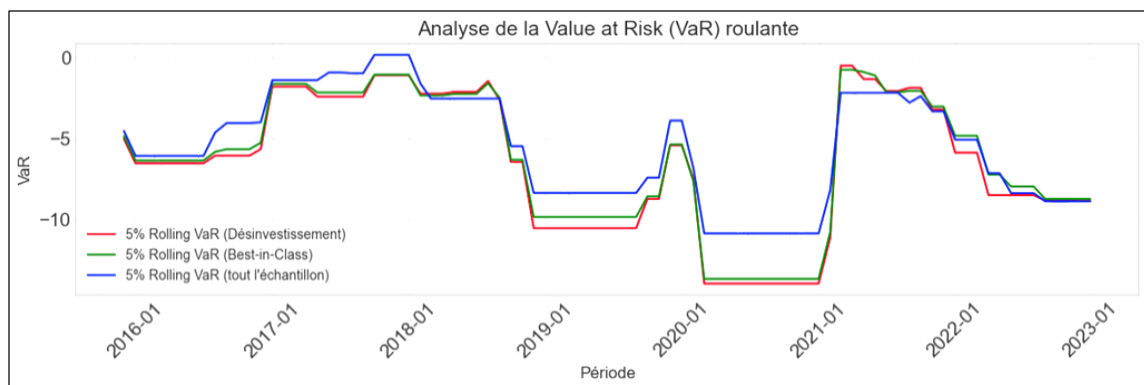
Désinvestis présente les valeurs les plus positives et inférieures, alors que le sous-groupe Échantillon a l'étendue le plus étroit. Les médianes sont similaires, quoiqu'il y ait une ascension du sous-groupe Désinvestis au sous-groupe Échantillon. Une autocorrélation négative est observée au travers de tous les sous-groupes. Le sous-groupe Échantillon démontre la plus négative, suggérant une tendance de retour à la moyenne supérieure pour ce dernier. Le rendement sans risque utilisé pour calculer le Ratio de Sharpe est le rendement des bons du Trésor à un mois utilisé par Fama et French sur l'ensemble de la série. Le sous-groupe Échantillon démontre un ratio de Sharpe légèrement supérieur et donc un rendement ajusté pour le risque plus intéressant que les deux autres sous-groupes qui sont très similaires.

Finalement, la Valeur à risque au niveau 5% démontre que le sous-groupe Échantillon a les pertes les moins graves sur la période d'évaluation.

Nous présentons maintenant la valeur à risque roulante sur une période de douze mois des sous-groupes sur la figure 10.

Figure 10.
VaR (5%) roulante des échantillons des portefeuilles

Cette figure présente la valeur à risque roulante des trois sous-échantillon de portefeuilles qui étaient à l'étude. Il s'agit des mêmes rendements utilisés pour l'estimation des modèles de marchés présentés à la section 5.



Contrairement à nos attentes, nous constatons que les portefeuilles ayant agi de la meilleure façon sur leurs empreintes environnementales ont des niveaux de risques plus

élevés et ont des chocs négatifs plus élevés que les portefeuilles de l'échantillon normal. Il s'agit d'une dichotomie entre la littérature où le risque de tels types de titres est habituellement moins élevé. Toutefois, tel que Amenc *et al.* (2023) démontrent, le score ESG global d'une entreprise n'est pas nécessairement corrélé avec ses émissions de gaz à effet de serres. Ainsi, une explication potentielle pour ces résultats est que la gestion des risques d'une entreprise ne se fait pas nécessairement seulement avec des émissions de gaz à effets de serre faible, mais avec un processus de gestion exhaustif.

6. Conclusion

Ce mémoire s'intéresse aux fonds communs de placement et à leurs émissions de gaz à effets de serre. En utilisant les données de Capital IQ et celles de WRDS, nous avons construit l'empreinte environnementale des portefeuilles ainsi qu'une mesure indiquant les choix faits en termes de titres ayant les meilleures émissions relatives à leurs secteurs. L'étude approfondit la relation entre les allocations sectorielles et ces choix intra sectoriel faits et l'empreinte environnementale des portefeuilles d'actifs boursiers de fonds communs de placement américains. L'étude se penche ensuite sur l'évaluation des rendements avec les modèles à facteurs puis sur une analyse du risque entre trois sous-groupes; ceux s'étant le plus désinvestis du secteur Énergie, ceux ayant eu le meilleur changement dans les choix intra sectoriel puis le groupe composant le reste de notre échantillon. Ce projet de recherche nous a donc permis de mieux comprendre l'importance de l'effet des allocations sectorielle sur les rendements et l'empreinte environnementale pour les fonds communs de placement aux États-Unis, et a fourni des informations précieuses pour les investisseurs souhaitant intégrer de tels critères dans leurs investissements.

Contrairement aux approches antérieures qui se basaient sur des scores environnementaux agrégés fournis pour les fonds, ce mémoire se distingue par l'agrégation des émissions individuelles des actions pour en créer une empreinte environnementale précise et changeante au travers du temps permettant d'évaluer trimestriellement les fonds. Les résultats démontrent que le plus grand impact sur la réduction de l'empreinte carbone est par la réduction d'une exposition au secteur de l'Énergie ainsi que par une amélioration des émissions de titres de ce secteur en utilisant l'approche *best-in-class*. Aussi, les rendements (bien que non statistiquement différents) démontrent que ces deux sous échantillons sous performant si on les compare au reste de l'échantillon et obtiennent des mesures de risques généralement moins attrayantes du point de vue d'un investisseur rationnel. L'étude révèle des implications importantes pour les investisseurs, à savoir que le cout d'investir dans des fonds portant des émissions de gaz à effet de serre moindre porte aussi des rendements inférieurs ainsi que des mesures de risques moins attrayantes.

Investir responsablement comporte son lot de défi et l'incorporation de données financières doit être appréhendé avec précaution. Heureusement, l'alignement des portefeuilles d'investissement sur des objectifs de zéro émission nette prend de l'ampleur, étant donné que les engagements en matière de zéro net couvrent une part importante des émissions mondiales de CO2. Cela souligne l'importance pour les investisseurs majeurs de réduire le risque de transition carbone en intégrant cette nouvelle réalité dans leurs stratégies.

Enfin, l'une des prochaines pistes de recherches serait d'évaluer le coût temporel d'un désinvestissement du secteur des énergies fossiles. Par exemple, si un fonds se désinvesti des énergies fossiles en 2016 versus à la fin de l'an 2022, comment se chiffre la différence de rendements entre ces deux fonds, s'ils avaient continué de détenir les mêmes titres qu'ils détenaient ou une allocation mesurée selon des critères quantifiables similaires pour des changements en empreintes carbone similaire.

Bibliographie

- Alankar, A., & Scholes, M. (2022). Carbon Emissions and Asset Management. *Journal of Investment Management* v20 n4, 5-16.
- Albuquerque, R., Koskinen, Y., Yang, S., & Zhang, C. (2020). Resiliency of Environmental and Social Stocks: An Analysis of the Exogenous Covid-19 Market Crash. *The Review of Corporate Finance Studies* 9(3), 593-621.
- Amenc, N., Goltz, F., & Naly, A. (2023). Green Dilution: How ESG Scores Conflict with Climate Investing. *Scientific Beta*, 1-71.
- Andersson, M., Bolton, P., & Samama, F. (2018). Hedging Climate Risk. *Financial Analyst Journal* 72:3, 13-32.
- Arjan Trinks, Ibikunle, G., Mulder, M., & Scholtens, B. (2020). Carbon Intensity and the Cost of Equity Capital. *The Energy Journal, International Association for Energy Economics* v43 n2.
- Azar, J., Duro, M., Kadach, I., & Ormazabal, G. (2021). The Big Three and Corporate Carbon Emissions Around the World. *Journal of Financial Economics* v142, 674-696.
- Baker, M., Litov, L., Watcher, J., & Wurgler, J. (2010). Can mutual fund managers pick stocks? Evidence from their trades prior to earnings announcements. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45(5), 1111-1131.
- Bello, Z. (2005). Socially Responsible Investing and Portfolio Diversification. *The Journal of Financial Research* 28(1), 41-57.
- Berg, F., Kolbel, J., & Rigobon, R. (2022). Aggregate Confusion: The divergence of ESG Ratings. *Review of Finance* v(26), 1315-1344.

- Bloomberg. (2021). ESG assets may hit \$53 trillion by 2025, a third of global AUM. *Bloomberg Intelligence*, Récupéré sur; <https://www.bloomberg.com/professional/blog/esg-assets-may-hit-53-trillion-by-2025-a-third-of-global-aum/>.
- Boermans, M., & Galema, R. (2017). Pension funds' carbon footprint and investment trade-offs. *DNB Working Paper 554*, 1-19.
- Boermans, M., & Galema, R. (2019). Are pension funds actively decarbonizing their portfolios? *Ecological Economics* *v161*, 50-60.
- Bollen, N. (2007). Mutual Fund Attributes and Investor Behavior. pp. 683-708.
- Bolton, P., & Kacperczyk. (2020). Do investors care about carbon risk? *National Bureau of Economic Research*, no 26968, 19-57.
- Bolton, P., Kacperczyk, M., & Samama, F. (2022). Net-Zero Carbon Portfolio Alignment. *Financial Analyst Journal* *78:2*, 19-33.
- Bui, B., Moses, O., & Houqe, M. (2020). Carbon disclosure, emission intensity and cost of equity capital: multi-country evidence. *Accounting & Finance*, *60(1)*, 47-71.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance* *v52 n1*, 57-82.
- Ceccarelli, M., Ramelli, S., & Wagner, A. (2023). Low Carbon Mutual Funds. *Review of Finance*, (20230404). <https://doi.org/10.1093/rof/rfad015>.
- Chatterji, A., Durand, R., Levine, D., & Touboul, S. (2015). Do ratings of firms converge? Implications for managers, investors and strategy researchers. *Strategic Management Journal* *v37 n8*, 1597-1614.
- Chen, H.-L., Jegadeh, N., & Wermers, R. (2000). The value of active mutual fund management: an examination of the stockholdings and trades of funds managers. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *35(3)*, 343-368.

- Dai, R. (2017). Linking CRSP and Compustat. *Récupéré sur; <https://www.ruidaiwrds.info/posts/crsp-compustat>*.
- Edmans, A. (2023). The End of ESG. *Financial Management* v52 n1, 3-17.
- Fama, E., & French, K. (1993). Common risk factor in the returns on bonds and stocks. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56.
- Fama, E., & French, K. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics* 116(1), 1-22.
- Friede, G., Busch, T., & Bassen, A. (2015). ESG and financial performance: aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment* 5 (4), 210-33.
- Hartzmark, S., & Sussman, A. (2019). Do Investors Value Sustainability? A Natural Experiment Examining Ranking and Fund Flows. *The Journal of Finance* v74 n6, 2789-2837.
- Humphrey, J., & Li, Y. (2021). Who goes green: Reducing mutual fund emissions and its consequences. *Journal of Banking and Finance* v126.
- Investment Company Institute. (2022). Fact Book, A Review of Trends and Activities in the Investment Company Industry. 262.
- Jagannathan, R., Ravikumar, A., & Sammon, M. (2018). ESG Criteria: Why Investors Should Care. *Journal of Investment Management* V16 n1, 18-31.
- Joliet, R., & Titova, Y. (2018). Equity SRI funds vacillate between ethics and money: An analysis of the funds' stock holdings decisions. *Journal of Banking and Finance* v97 (201912):, 70-82.
- Jondeau, E., & Fahlenbrach, R. (2023). Greening the Swiss National Bank's Portfolio. *The Review of Corporate Finance Studies*, 1-58.

- Jondeau, E., Mojon, B., & Pereira Da Silva, L. A. (2021). Building benchmarks portfolios with decreasing carbon footprints. *Bank for International Settlements*, 1-45.
- Kacperczyk, M., Sialms, C., & Zheng, L. (2005). On the Industry Concentration of Actively Managed Equity Mutual Funds. *The Journal of Finance* 60(4), 1983-2011.
- Klier, D. (2022). Why ESG Ratings Desperately Need Fixing. *Financial News*.
- Kotsantonis, S., & Serafeim, G. (2019). Four Things No One Tell You About ESG Data. *Journal of Applied Corporate Finance* v31 n2, 50-58.
- Maaloul, A. (2018). The effect of greenhouse gas emissions on cost of debt: Evidence from Canadian firms. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 25(6), 1407-1415.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance* 7-(1), 71-91.
- McGuire, J., Sundgren, A., & Schneeweis, T. (1988). Corporate Social Responsibility and Firm Financial Performance. *The Academy of Management Journal* (31), 854-872.
- Morningstar. (2018). Morningstar Sustainability Rating - Methodology . 1-8.
- MSCI. (2023). ESG Fund Ratings Methodology. *MSCI ESG Research LLC*, 1-31.
- Nitsche, C., & Schröder, M. (2015). Are SRI Funds COventional Funds in disguise or Do They Live Up to Their Name? *Centre for European Research Discussion Paper No. 15-027*, 1-36.
- Nofsinger, J., & Varma, A. (2014). Socially responsible funds and market crises. *Journal of Banking & Finance* v48, 180-193.
- Pástor, L., & Vorsatz, M. B. (2020). Mutual fund performance and flows during the covid-19 crisis. *National Bureau of Economic Research*, Nber working paper series, no. 27551.

- Pinnuck, M. (2003). An examination of the performance of the trades and stock holdings of fund managers: further evidence. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 38(4), 811-828.
- PRI. (2022). What are the Principles for Responsible Investment? *Principles for Responsible Investment*.
- Rohleder, M., & Zink, J. (2022). The Effects of Mutual Fund Decarbonization on Stock Prices and Carbon Emissions. *Journal of Banking and Finance* v134, 15.
- Rohleder, M., Scholz, H., & Wilkens, M. (2011). Survivorship Bias and Mutual Fund Performance: Relevance, Significance, and Methodical Differences. *Review of Finance* v15 n2, 441-474.
- Simutin, M., Doshi, H., & Elkamhi, R. (2015). Managerial Activeness and Mutual Fund Performance. *The Review of Asset Pricing Studies* 5(2), 156-184.
- Task Force on Climate Related Financial Disclosure. (2021). Implementing the Recommendations of the Task Force on Climate-related Financial Disclosures. *Report on Implementing Guidance*, <https://www.fsb-tcfd.org/recommendations/>, 1-88.
- Trinks, A., Scholtens, B., Mulder, M., & Lammertjan, D. (2018). Fossil Fuel Divestment and Portfolio Performance. *Ecological Economics* (146), 740-748.
- Trucost. (2023). Trucost Environmental Register: Frequently asked Questions for Companies. *S&P Global*.
- UNFCCC. (2022). L'Accord de Paris. *United Nations Climate Change*.
- US Sustainable Investment Forum. (2022). Report on US Sustainable Investing Trends. Récupéré sur: <https://www.ussif.org/trends>.
- Williams, Z. (2022). The Materiality Challenge of ESG Ratings. *Economics and Culture* v19 n2, 97-108.

Annexes

Annexe A :

Liste des différentes institutions principales sur la décarbonisation

L'annexe ci-dessous présente les différentes institutions sur la décarbonisation de la finance et des accords internationaux sur les changements climatiques et autres associations pertinentes.

Panel A – L'Accord de Paris :

L'Accord de Paris sur le climat de 2015 est un accord international adopté par 196 parties prenantes en lien avec le changement climatique dans le but de contrôler l'ascension de la température moyenne globale bien en dessous de 2 degrés Celsius, de préférence à 1,5 degré par rapport aux niveaux pré industriels (UNFCCC, 2022). Plus précisément, cet accord a pour objectif de venir en aide aux pays à s'adapter aux effets des changements climatiques, d'acquiescer suffisamment de ressources financières pour y parvenir et également d'obliger les pays à faire des comptes rendus constants par rapport à leurs émissions.

Panel B – Les Nations-Unies

Une organisation internationale fondée en 1945, actuellement composée de 193 États membres. L'ONU s'engage à maintenir la paix et la sécurité internationales, à développer des relations amicales entre les nations et à promouvoir le progrès social, un meilleur niveau de vie et les droits de l'homme. Le changement climatique est une question prioritaire pour l'ONU, avec diverses agences de l'organisation travaillant sur des initiatives environnementales et de réduction des émissions.

Panel C – US Sustainable Investment Forum *US SIF*

Une organisation basée aux États-Unis qui promeut l'investissement durable, responsable et à impact dans toutes les classes d'actifs. Ils visent à définir et à façonner l'investissement durable et responsable, en veillant à ce que les impacts environnementaux, sociaux et de gouvernance (ESG) soient pris en compte dans la pratique d'investissement.

Panel D – Principes pour l'investissement responsable (PRI)

Un réseau international de plus de 5300 investisseurs soutenus par les Nations Unies, travaillant ensemble pour mettre en œuvre six principes aspirants. Ils offrent une gamme d'actions possibles pour intégrer les questions ESG dans la pratique de l'investissement, dans le but de comprendre les implications de la durabilité pour les investisseurs et de soutenir les signataires à incorporer ces questions dans leurs décisions d'investissement et leurs pratiques de propriété (PRI, 2022).

Panel E – Carbon Tracker Initiative

Un *think tank* financier indépendant qui analyse l'impact de la transition énergétique sur les marchés de capitaux et l'investissement potentiel dans les combustibles fossiles coûteux et à forte intensité de carbone. Ils sont connus pour promouvoir l'idée d'une bulle de carbone et pour plaider

en faveur de l'alignement du capital avec la transition vers une économie à faible teneur en carbone.

Panel F – Climate Disclosure Standard Board (CDSB)

Un consortium international d'entreprises et d'ONG environnementales. Ils visent à standardiser et à fournir des orientations pour la déclaration d'informations environnementales et climatiques dans les rapports courants, tels que les rapports annuels, les dépôts 10-K ou les rapports intégrés.

Panel G – Task Force on Climate-Related Financial Disclosures (TCFD)

Établie par le Conseil de stabilité financière, la TCFD développe des divulgations financières relatives au climat volontaires et cohérentes pour les entreprises, les banques et les investisseurs afin de fournir des informations aux parties prenantes.

Panel H – Exponential Roadmap Initiative

Cette initiative rassemble innovateurs, scientifiques, entreprises et ONG pour collaborer à la réduction de moitié des émissions d'ici 2030, conformément à l'objectif climatique de 1,5°C. Elle met l'accent sur la coopération intersectorielle et l'action dans la chaîne d'approvisionnement pour mettre en œuvre des solutions climatiques qui peuvent se développer de manière exponentielle.

Panel I – Science Based Targets Initiative (SBTi)

SBTi encourage les entreprises à fixer des objectifs de réduction des émissions alignés sur la science du climat. Elle fournit un cadre spécifique et clair pour l'engagement des entreprises dans l'action climatique, garantissant que leurs objectifs sont conformes aux exigences pour limiter le réchauffement climatique.

Panel J – Organisation maritime internationale (IMO)

L'OMI, une agence spécialisée des Nations Unies, est responsable de la réglementation du transport maritime. Les politiques environnementales de l'OMI visent à réduire les émissions nocives des navires, y compris un engagement à réduire les émissions totales de l'industrie d'au moins 50 % d'ici 2050 par rapport à 2008 et à réduire l'intensité carbone du transport maritime pour atteindre cet objectif ambitieux.

Panel K – Mission 2020

Lancée par Christiana Figueres, ancienne Secrétaire exécutive de la CCNUCC, Mission 2020 est une campagne mondiale qui vise à accélérer l'action pour "infléchir la courbe des émissions de carbone" d'ici 2020. Elle vise une transition rapide vers une économie décarbonée, exhortant les gouvernements, les entreprises et les individus privés à prendre des mesures urgentes pour atteindre cet objectif.

Panel L – Montreal Carbon Pledge

Une initiative qui encourage les investisseurs à s'engager volontairement à mesurer et à rendre publique l'empreinte carbone de leurs portefeuilles d'investissement chaque année. Cela vise à augmenter la conscience et la transparence concernant les impacts sur le climat des investissements.

Panel M – Coalition on Decarbonization of Portfolios

Un groupe d'investisseurs et d'organisations qui s'efforcent de décarboniser leurs portefeuilles d'investissement. Cette coalition vise à promouvoir les investissements responsables et à réduire les risques liés au changement climatique dans les portefeuilles d'actifs.

Panel O – Protocole de Kyoto de 1997

Un accord international qui engage ses parties à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Adopté en 1997, il vise à lutter contre le changement climatique en imposant des objectifs de réduction d'émissions aux pays industrialisés, avec des mécanismes de marché pour faciliter et abaisser le coût de ces réductions.

Annexe B : Classification des types de fonds

Le panel A ci-dessous présente les différentes valeurs que peuvent prendre les variables de classifications des portefeuilles de fonds communs de placement. Tel que discuté à la section 3, cette façon de procéder n'est toutefois pas utilisée dans notre cas, puisque les variables se relaient; le *Wiesenberger Objective Codes* débute en 1962 et prend fin en 1993, le *Strategic Insight Objective Codes* débute en 1993 et prend fin en 1998 et le *Lipper Objective Codes* débute en 1998. Le panel B ci-dessous présente la granularité de la variable CRSP *Style Code* que nous utilisons pour filtrer les portefeuilles de fonds communs de placement en équité domestique américaine. Tel que discuté à la section 3, nous gardons tous les fonds dont le CRSP *Style Code* débute par EDC et EDY mais excluons les fonds EDYH et EDYS. La documentation relative à la granularité supplémentaire est laissée en référence en note de bas de page¹⁰.

Panel A – Liste des valeurs utilisées des variables de classifications de types de fonds

<i>Lipper Objective and Classification Code</i>	
Code	Nom
CA	<i>Capital Appreciation Funds</i>
EI	<i>Equity Income Funds</i>
EIEI	<i>Equity Income Funds</i>
G	<i>Growth Funds</i>
GI	<i>Growth and Income Funds</i>
LCCE	<i>Large-Cap Core Funds</i>
LCGE	<i>Large-Cap Growth Funds</i>
LCVE	<i>Large-Cap Value Funds</i>
MC	<i>Mid-Cap Funds</i>
MCCE	<i>Mid-Cap Core Funds</i>
MCGE	<i>Mid-Cap Growth Funds</i>
MCVE	<i>Mid-Cap Value Funds</i>
MLCE	<i>Multi-Cap Core Funds</i>
MLGE	<i>Multi-Cap Growth Funds</i>
MLVE	<i>Multi-Cap Value Funds</i>
MR	<i>Micro-Cap Funds</i>
SCCE	<i>Small-Cap Core Funds</i>
SCGE	<i>Small-Cap Growth Funds</i>
SCVE	<i>Small-Cap Value Funds</i>
SG	<i>Small-Cap Funds</i>
<i>Wiesenberger Objective Codes</i>	
G	<i>Growth</i>
GCI	<i>Growth and current income</i>
IEQ	<i>Equity income</i>
LTG	<i>Long-term growth</i>
MCG	<i>Maximum capital gains</i>
SCG	<i>Small capitalization growth</i>
<i>Strategic Insight Objective Codes</i>	
AGG	<i>Equity USA Aggressive Growth</i>
GMC	<i>Equity USA Midcaps</i>
GRI	<i>Equity USA Growth & Income</i>
GRO	<i>Equity USA Growth</i>
ING	<i>Equity USA Income & Growth</i>
SCG	<i>Equity USA Small Companies</i>

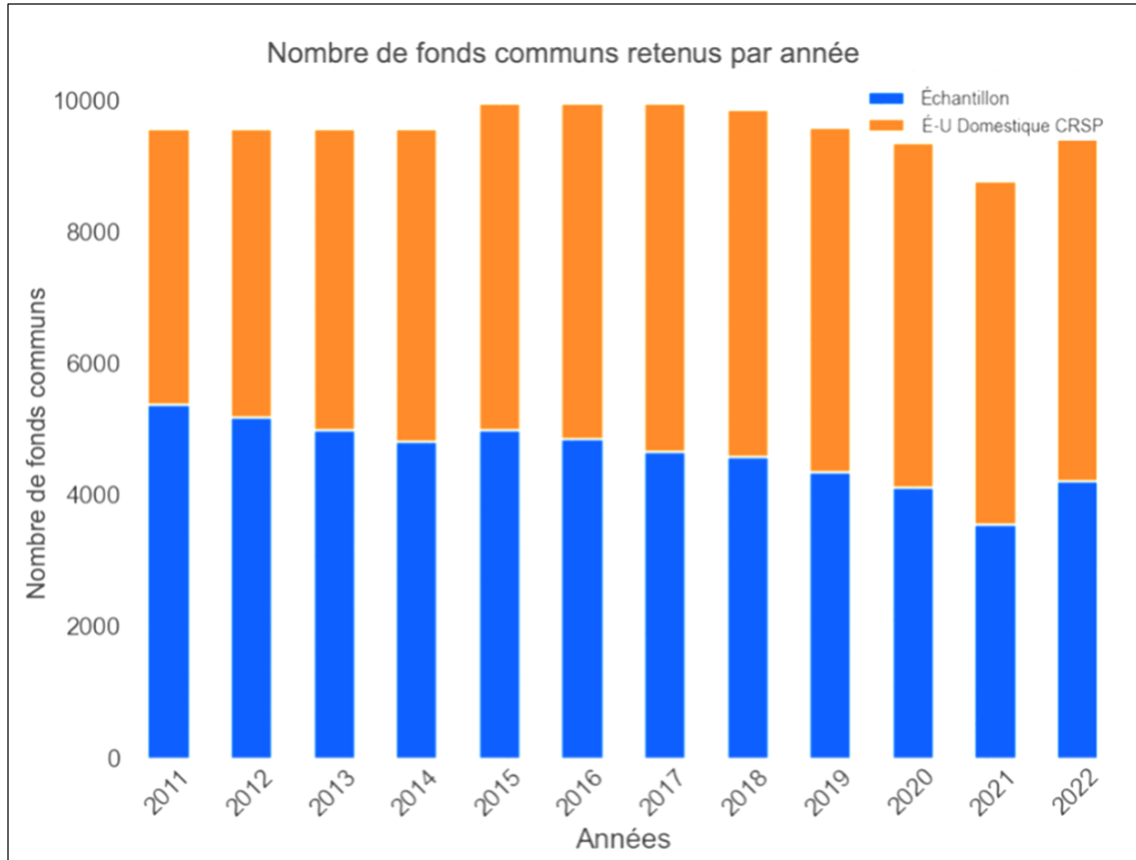
¹⁰ <https://www.crsp.org/products/documentation/crsp-style-code-0>

Panel B – Représentation visuelle des niveaux de précision de CRSP Style Code

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
<i>Equity (E)</i>	<i>Domestic (D)</i>	<i>Cap-based (C)</i>	<i>Large Cap (L)</i>
			<i>Mid Cap (M)</i>
			<i>Small Cap (S)</i>
			<i>Micro Cap (I)</i>
		<i>Style (Y)</i>	<i>Growth (G)</i>
			<i>Growth & Income (B)</i>
			<i>Hedged (H)</i>
			<i>Short (S)</i>
			<i>Income (I)</i>

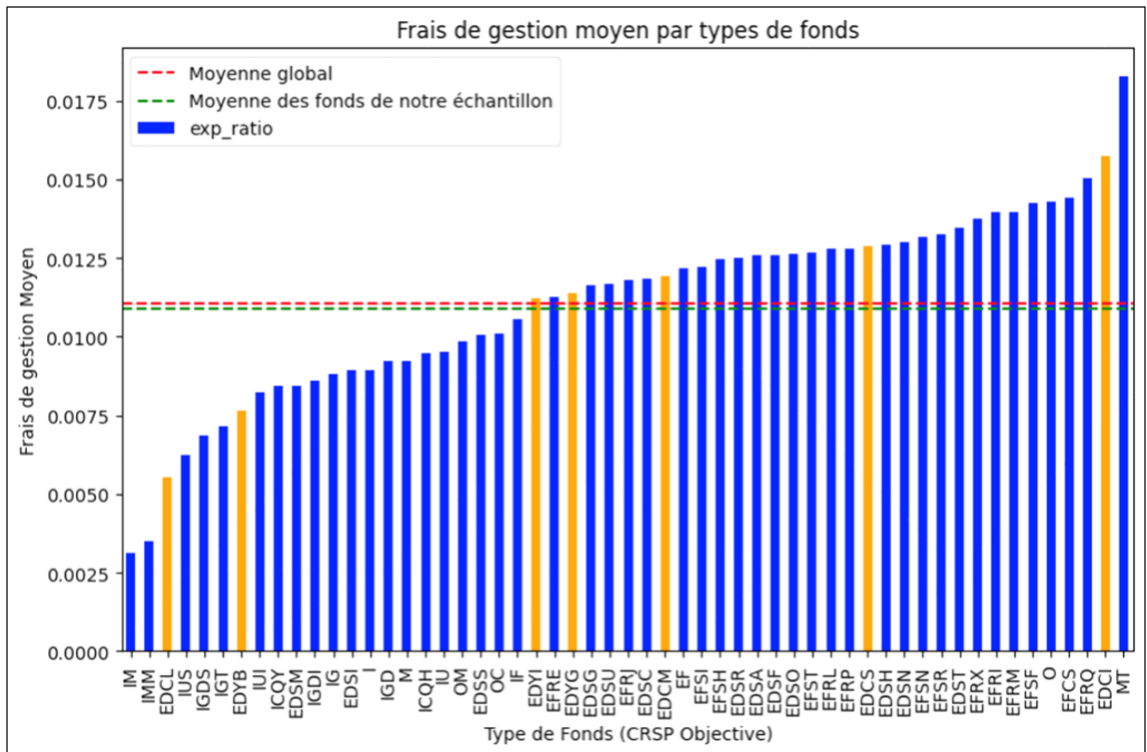
Annexe C : Nombre de fonds mutuels annuels de notre échantillon

La figure 2 présente le nombre de fonds mutuels annuels auquel nous avons accès. Les lignes bleus présentent les fonds après que nous ayons appliqué notre filtre alors que les lignes orange présentent l'entièreté des fonds de la base de données. Comme nous l'avons mentionné, chaque portefeuille est associé à plusieurs fonds, divergeant principalement sur les frais de gestion et des types d'investisseurs les détenant.



Annexe D : Ratios de frais de gestion de l'ensemble des fonds

Cette figure représente la moyenne des ratios de frais par type de fonds, classée en ordre croissant. Les types de fonds sont codés selon la variable *CRSP Objective Variable* de notre base de données. Les barres colorées en orange représentent les types de fonds que nous avons gardés dans notre échantillon. Les autres types de fonds sont colorés en bleu. Deux lignes horizontales sont tracées sur le graphique. La ligne rouge représente la moyenne globale des ratios de frais pour tous les types de fonds, tandis que la ligne verte indique la moyenne des ratios de frais pour les types de fonds de notre échantillon uniquement. Cette visualisation permet d'évaluer comment les ratios de frais diffèrent entre les différents types de fonds. Le nom des types de fonds réfèrent au types; les noms débutant par 'E' réfèrent à *Equity*, 'I' à *Fixed Income*, 'M' à *Mixed (E & I)* et 'O' à *Other (Mortgage-Backed, Currency etc.)*. Pour plus de détails, voir la note de bas de page de l'annexe 2.



Annexe E : Équivalence du potentiel de réchauffement des principaux gaz

La table ci-dessous présente les principaux gaz à effet de serre (GES) et leur potentiel de réchauffement global respectif. Elle illustre les disparités dans l'impact environnemental de chaque gaz, exprimé par rapport au dioxyde de carbone (CO₂e), qui sert de référence avec un potentiel de réchauffement de 1.

Gaz à effet de serre	Potentiel de réchauffement
Dioxyde de Carbone (CO ₂ e)	1
Méthane (CH ₄)	21
Protoxyde d'Azote (N ₂ O)	310
Hydrofluorocarbures (HFC)	140 – 11 700
Perfluorocarbures (PFC)	6 500 – 9 200
Hexafluorure de Soufre (SF ₆)	23 900
Trifluorure d'Azote (NF ₃)	17 200

Bien que le dioxyde de carbone soit le gaz à effet de serre le plus abondant et le plus souvent cité, il convient de noter que la comptabilité du carbone va au-delà de ce gaz. Par exemple, en 2020, les États-Unis ont émis près de 6 milliards de tonnes métriques de gaz à effet de serre (CO₂e). Le dioxyde de carbone représentait le pourcentage le plus élevé de gaz à effet de serre (79 %), suivi du méthane (11 %), de l'oxyde nitreux (7 %) et des autres gaz à effet de serre (3 %) ¹¹. Molécule pour molécule, les autres gaz contribuent davantage au réchauffement climatique que le dioxyde de carbone – on parle alors de leur potentiel de réchauffement global. Néanmoins, afin de simplifier les choses, les gaz à effet de serre sont généralement convertis et exprimés dans une mesure unique, appelée équivalents en dioxyde de carbone (CO₂e) tel que défini par le protocole de Kyoto. Les autres GES sont convertis en CO₂e en fonction de leur potentiel de réchauffement global. La figure 2 présente les différentes mesures d'équivalence entre les principaux gaz à effets de serres.

Afin de donner une idée d'échelle, la combustion d'un gallon d'essence produit 8 887 grammes de dioxyde de carbone. Le véhicule de tourisme moyen émet environ 400 grammes de CO₂e par mile. Les émissions annuelles moyennes de dioxyde de carbone

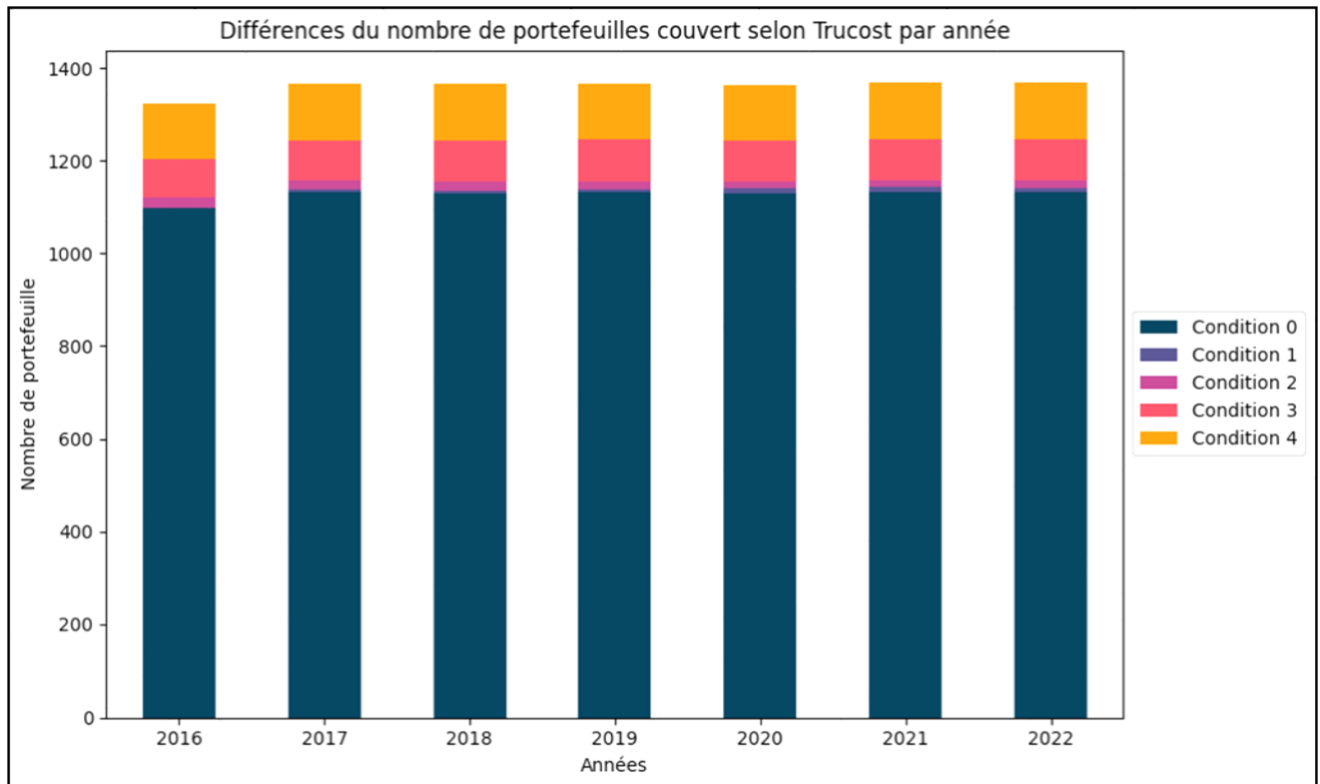
¹¹ Selon le centre sur l'Énergie et le climat des É-U. <https://www.c2es.org/content/u-s-emissions/> – récupéré le 17 mars 2023.

d'un véhicule de tourisme type sont de 4,6 tonnes métriques, selon l'agence de la protection de l'environnement des É-U.¹² Les disparités dans l'impact environnemental de chaque gaz, exprimé par rapport au dioxyde de carbone (CO₂), qui sert de référence avec un potentiel de réchauffement de 1 mettent en évidence l'importance de prendre en compte tous ces gaz dans la comptabilité du carbone, et non pas uniquement le CO₂, afin d'avoir une compréhension précise et complète de l'impact global sur le climat. Ces gaz contribuent au changement climatique mondial.

¹² Selon l'agence de protection de l'environnement des É-U. <https://www.epa.gov/greenvehicles/tailpipe-greenhouse-gas-emissions-typical-passenger-vehicle> – récupéré le 17 mars 2023.

Annexe F : Effet du relâchement sur les critères de couverture

Cette figure représente l'effet sur le nombre de fonds gardés basé sur différents seuils d'acceptation de couverture Trucost. Les fonds en bleus sont ceux de notre échantillon, à savoir retenus lorsque la couverture est à 66%. Toutefois, si l'une des divulgations du fond a moins de 66% de la couverture, nous regardons si la couverture moyenne historique est de 80%. La condition 1 lorsque la couverture est à 66%, moyenne 66% et minimum 50%, condition 2 lorsque la couverture est à 60%, moyenne 60% et minimum 50% et finalement la condition 3 en rouge lorsque la couverture du portefeuille est à 50%, moyenne 50% et minimum 40%. Finalement, la dernière condition représente les portefeuilles étant filtré avec une condition extrême; 30% de couverture, moyenne 30% et minimum 30%.



Annexe G : Différentes mesures d'émissions des portefeuilles – TCFD, 2021

Cette annexe présente les différentes mesures d'émissions de gaz à effets de serres pour mesurer l'impact environnemental des portefeuilles ainsi que leurs forces et leurs faiblesses tel que présenté par le (2021, p. TCFD). Nous utilisons l'empreinte carbone (environnementale) dans cette recherche. Les auteurs de ce rapport notent aussi que le terme « portefeuille » utilisé dans le tableau ci-dessus est défini comme « stratégie de fonds ou d'investissement » pour les détenteurs d'actifs et « stratégie de produit ou d'investissement » pour les gestionnaires d'actifs. Ces mesures sont largement utilisées. Elles sont aussi présentées par S&P Global – *Index Carbon Metrics Explained*.

Panel A – Moyenne pondérée de l'intensité Carbone

Description : Exposition du portefeuille aux entreprises à forte intensité de carbone, exprimée en tonnes de CO₂e / \$M de revenus.

$$Formule = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{Valeur\ de\ l'investissement_{i,p,t}}{Valeur\ du\ portefeuille_{p,t}} \times \frac{Émissions\ (Scope\ 1\ \&\ 2)_{i,t}}{Revenus\ (\$M)}$$

Méthodologie : Contrairement aux trois mesures suivantes, les émissions de GES des champs d'application 1 et 2 sont réparties en fonction des pondérations du portefeuille (la valeur actuelle de l'investissement par rapport à la valeur actuelle du portefeuille), plutôt que selon l'approche de l'actionariat (comme décrit dans la méthodologie pour les émissions totales de carbone) . Les valeurs brutes doivent être utilisées.

- (+) Peut être plus facilement appliquée à toutes les classes d'actifs, car ne repose pas sur l'équité possédée.
- (+) Le calcul est assez simple et facile à communiquer.
- (+) Permet la décomposition du portefeuille et l'analyse d'attribution.
- (-) Sensible aux valeurs aberrantes.
- (-) Sensible aux fluctuations saisonnières et chocs exogènes (beaucoup d'entreprises ont perdus des revenus en 2020 à cause de la pandémie).
- (-) L'utilisation des revenus (au lieu de mesures physiques ou autres) pour normaliser les données tend à favoriser les entreprises dont les niveaux de prix sont plus élevés par rapport à leurs pairs.

Panel B – Émissions totale financées

Description : Les émissions absolues de gaz à effet de serre associées à un portefeuille, exprimées en tonnes CO₂e.

$$Formule = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{Valeur\ de\ l'investissement_{i,p,t}}{Capitalisation\ bours_{i,t}} \times Émissions\ (Scope\ 1\ \&\ 2)_{i,t}$$

Méthodologie : Les émissions de GES des scopes 1 et 2 sont allouées aux investisseurs selon une approche actionnariale. Selon cette approche, si un investisseur détient 5 % de la capitalisation boursière totale d'une entreprise, alors l'investisseur détient 5 % de l'entreprise ainsi que 5 % des émissions de GES (ou de carbone) de l'entreprise. Bien que cette mesure soit généralement utilisée pour les actions publiques, elle peut être utilisée pour d'autres classes d'actifs en répartissant les émissions de GES sur l'ensemble de la structure du capital de l'entité émettrice (dette et fonds propres).

- (+) Peut être utilisée pour communiquer l'empreinte carbone d'un portefeuille conformément au protocole GES.
- (+) Peut être utilisée pour suivre l'évolution des émissions de GES dans un portefeuille.
- (+) Permet la décomposition du portefeuille et l'analyse d'attribution.
- (-) Difficilement utilisable pour comparer les portefeuilles car les données ne sont pas normalisées.

Panel C – Empreinte Carbone (Environnementale), utilisée dans cette recherche

Description : Émissions totales de carbone pour un portefeuille normalisées par la valeur de marché du portefeuille, exprimées en tonnes CO₂e / \$M investis.

$$\text{Formule} = \frac{\sum_{i=1}^{N_t} \frac{\text{Valeur de l'investissement}_{i,p,t}}{\text{Capitalisation bours.}_{i,t}} \times \text{Émissions (Scope 1 \& 2)}_{i,t}}{\text{Valeur du portefeuille}_{p,t}}$$

Méthodologie : Les émissions de GES des champs d'application 1 et 2 sont attribuées aux investisseurs sur la base d'une approche d'actionariat telle que décrite dans la méthodologie pour les émissions totales de carbone. La valeur actuelle du portefeuille est utilisée pour normaliser les données

- (+) Peut être utilisée pour comparer des portefeuilles entre eux et/ou à un indice de référence.
- (+) L'utilisation de la valeur marchande du portefeuille pour normaliser les données est assez intuitive pour les investisseurs.
- (+) Permet la décomposition du portefeuille et l'analyse d'attribution.
- (-) La métrique ne tient pas compte des différences de taille des entreprises (par exemple, ne tient pas compte de l'efficacité carbone des entreprises).

Panel D – Intensité Carbone (Environnementale)

Description : Volume d'émissions de carbone par million de dollars de revenus (efficacité carbone d'un portefeuille), exprimé en tonnes CO₂e / \$M de revenus.

$$\text{Formule} = \frac{\sum_{i=1}^{N_t} \frac{\text{Valeur de l'investissement}_{i,p,t}}{\text{Capitalisation bours.}_{i,t}} \times \text{Émissions (Scope 1 \& 2)}_{i,t}}{\sum_{i=1}^{N_t} \frac{\text{Valeur de l'investissement}_{i,p,t}}{\text{Capitalisation bours.}_{i,t}} \times \text{Revenus (\$M)}}_{i,t}$$

Méthodologie : Les émissions de GES des champs d'application 1 et 2 sont attribuées aux investisseurs sur la base d'une approche d'actionariat telle que décrite dans la méthodologie pour les émissions totales de carbone. Les revenus de l'entreprise (ou de l'émetteur) sont utilisés pour ajuster la taille de l'entreprise afin de fournir une mesure de l'efficacité de la production.

- (+) Peut être utilisée pour comparer des portefeuilles entre eux et/ou à un indice de référence.
- (+) La métrique tient compte des différences de taille des entreprises (ex. efficacité carbone des entreprises).
- (+) La métrique permet la décomposition du portefeuille et l'analyse d'attribution.
- (-) Le calcul de cette métrique est quelque peu complexe et peut être difficile à communiquer.

Panel E – Exposition aux actifs liés au carbone

Description : Le montant ou le pourcentage d'actifs liés au carbone dans le portefeuille, exprimé en M\$ ou en pourcentage de la valeur actuelle du portefeuille.

$$\text{Formule} = \frac{\sum_{i=1}^{N_t} \frac{\text{Valeur de l'investissement}_{i,p,t}}{\text{Capitalisation bours.}_{i,t}} \times \text{Émissions (Scope 1 \& 2)}_{i,t}}{\sum_{i=1}^{N_t} \frac{\text{Valeur de l'investissement}_{i,p,t}}{\text{Capitalisation bours.}_{i,t}} \times \text{Revenus (\$M)}}$$

Méthodologie : Cette mesure se concentre sur l'exposition d'un portefeuille aux secteurs et industries considérés comme la plus intensive en émissions de GES. Les valeurs brutes doivent être utilisées.

(+) Peut être appliquée à toutes les classes d'actifs et ne repose pas sur les émissions de GES de Scope 1 et Scope 2 des sociétés sous-jacentes.

(-) Ne fournit pas d'informations sur les secteurs ou industries autres que ceux inclus dans la définition des actifs liés au carbone.

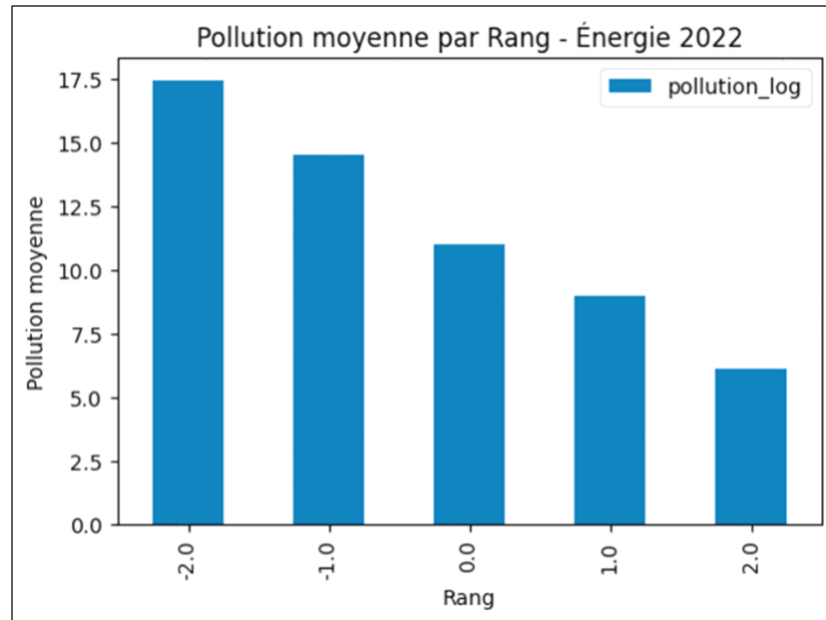
Annexe H : Résultats du modèle d'estimation des changements – Nouvelles variables

L'annexe H présente les principaux secteurs concernés par la séparation avec la classification NAICS et l'association d'impact environnemental bas et haut pour la construction de l'indice S&P PACTTM (S&P Paris-Aligned & Climate Transition Indices) offerte par Trucost dont nous avons discuté à la section 3. (Humphrey et Li 2021) séparent aussi le secteur énergétique en deux sous-catégories afin de tenir compte de la dichotomie étant attribuée par construction à ce secteur.

Sous-secteur	Impact
All other petroleum and coal products manufacturing	high impact
Anthracite mining	high impact
Bituminous	high impact
Coal power generation	high impact
Crude petroleum and natural gas extraction	high impact
Drilling oil and gas wells	high impact
Gasoline stations	high impact
Geothermal power generation	high impact
Landfill gas power generation	high impact
Natural gas	high impact
Oil, Gas and Consumable Fuels	high impact
Other electric power generation	high impact
Petroleum	high impact
Tar sands extraction	high impact
Biomass Power Generation	low impact
Hydroelectric power generation	low impact
Independent Power and Renewable Electricity Producers	low impact
Nuclear electric power generation	low impact
Solar power generation	low impact
Wave & tidal power generation	low impact
Wind power generation	low impact

Annexe I : Statistiques descriptives des empreintes environnementales des portefeuilles

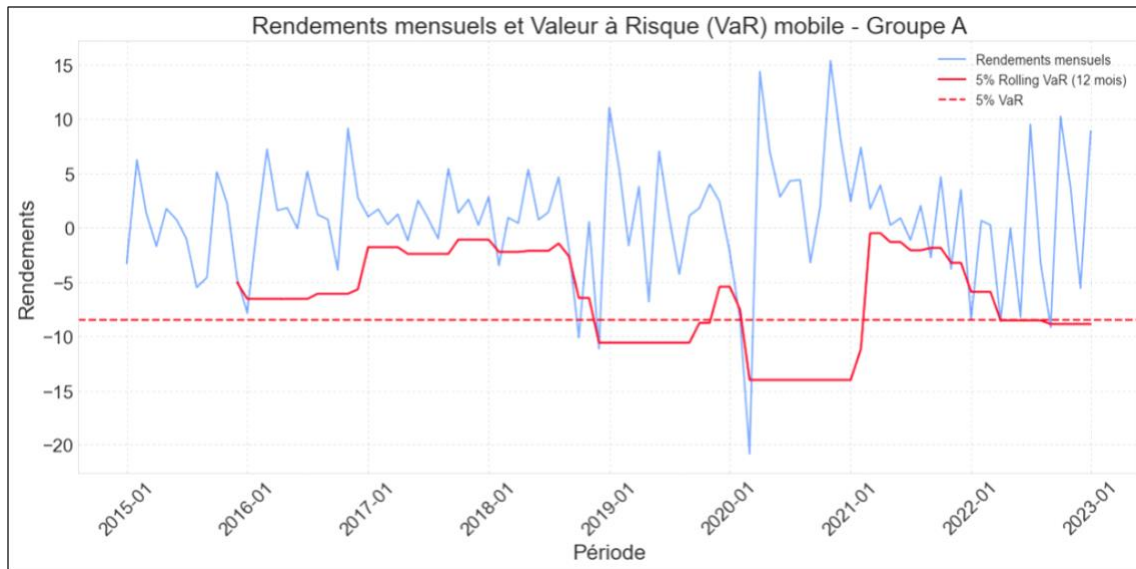
Cette figure correspond au tableau; la classification des titres lois moins polluants de leurs secteurs. Tel que discuté à la section 4, la classification des rangs que nous avons utilisés pour attribuer où se situe une compagnie vis-à-vis de ses pairs dans son secteur dans une année donnée. Est-elle dans le centre des compagnies du même secteur ou dans un extrême. Les compagnies étant dans les 1% les plus polluantes obtenaient un score de -2, dans le 33% moins bon que dans le milieu -1, dans le centre de la distribution 0 et la même chose mais avec des scores positifs pour les compagnies les moins polluantes. L'annexe ci-dessous présente la pollution des compagnies du secteur de l'Énergie pour l'année 2022.



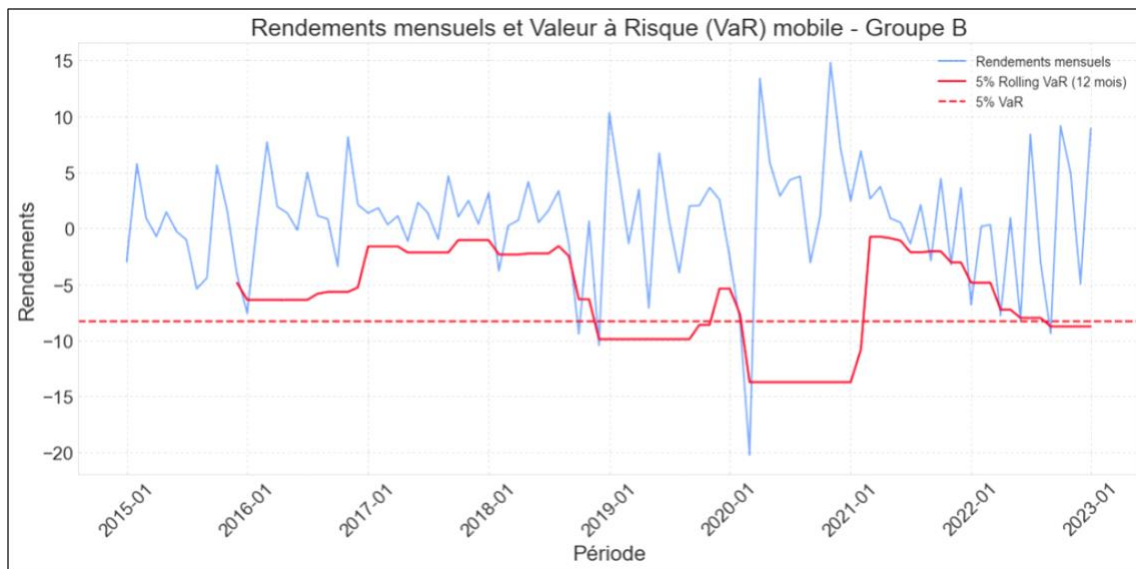
Annexe J : Rendements et risque baissier des échantillons

L'annexe ci-dessous présente les rendements des trois sous-échantillons de notre portefeuille sur des graphiques séparés en incluant leur VaR (5%) glissante, ainsi que leur VaR (5%) sur la période de l'échantillon. Le panel A représente les portefeuilles s'étant désinvestis du secteur de l'Énergie, le panel B représente les portefeuilles s'étant le plus améliorés lors de la sélection des titres les moins polluants du secteur alors que le panel C représente le reste de notre échantillon original. Les rendements sont exprimés en pourcentages.

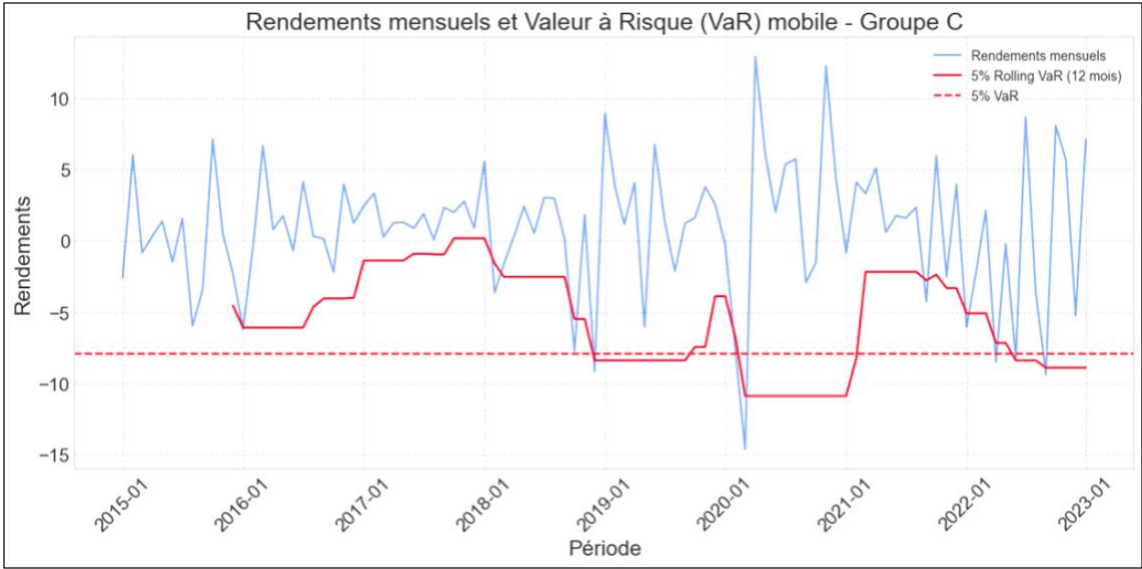
Panel A – Portefeuilles désinvestis du secteur de l'Énergie



Panel B – Portefeuilles ayant la meilleure amélioration des titres de l'Énergie

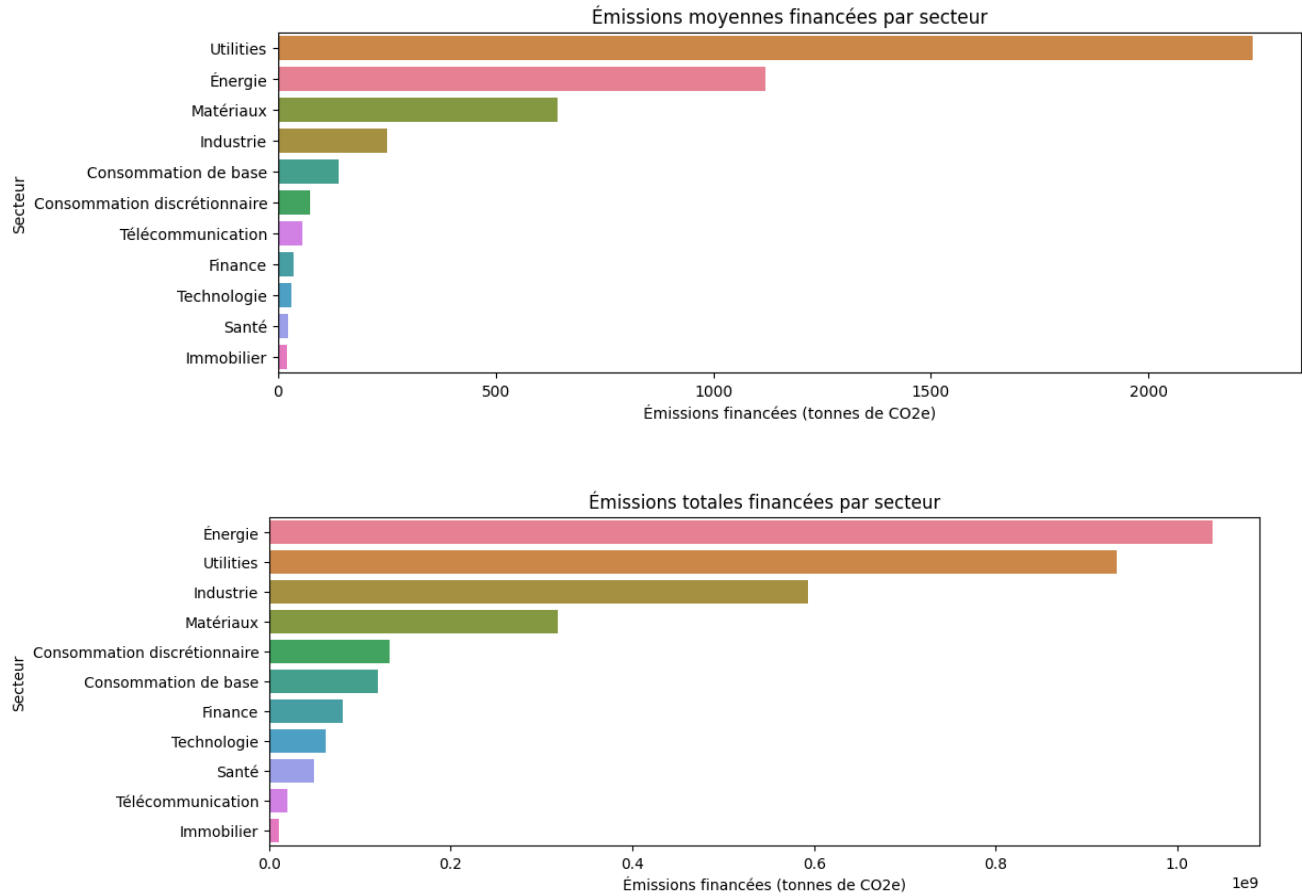


Panel C – Portefeuilles restant de notre échantillon



Annexe K : Émissions de GES financées moyennes et totales par secteurs

Cette figure présente les moyennes et les totaux des émissions financées par secteur et révèle que les portefeuilles de notre échantillon ont nettement plus financés les émissions dans le secteur de l'Énergie, mais que la moyenne des financements est la plus grande pour les Utilities.



Annexe L :
Statistiques descriptives des empreintes environnementales des portefeuilles

Cette table représente les statistiques descriptives peuvent être interprétés comme des tonnes d'équivalent en émission de CO₂e par millions de dollars investis par portefeuille. Par exemple, en 2022, les portefeuilles avaient en moyenne 86 tonnes d'équivalent d'émissions de CO₂e par dollars investi. En 2016, cette moyenne était de 146. Cette annexe correspond au Panel D de la figure 6.

		Moyenne	Minimum	10th %	25th %	Médiane	75th %	90th %	Maximum
2022	Log	3,88	0,82	2,17	3,11	4,04	4,69	5,17	6,22
	EE	86,02	2,33	9,21	23,13	57,9	110,4	180,9	505,5
2021	Log	3,56	0,31	1,81	2,61	3,74	4,43	5,00	5,99
	EE	70,47	1,37	6,09	14,01	42,5	87,2	151,2	405,8
2020	Log	3,94	0,65	2,08	2,94	4,10	4,94	5,47	6,35
	EE	107,63	1,92	8,41	20,02	64,2	143,9	242,0	594,1
2019	Log	4,13	0,74	2,48	3,28	4,33	5,01	5,44	6,12
	EE	108,25	2,10	11,98	27,07	76,7	152,2	230,5	478,9
2018	Log	4,25	0,81	2,79	3,56	4,37	5,03	5,47	6,15
	EE	112,96	2,29	16,82	36,31	81,2	154,9	239,7	472,9
2017	Log	4,29	1,18	2,86	3,63	4,35	5,04	5,50	6,42
	EE	118,50	3,30	18,38	38,58	78,5	157,1	246,5	647,4
2016	Log	4,40	1,57	2,97	3,67	4,44	5,16	5,74	6,94
	EE	146,28	5,24	19,78	39,67	86,0	179,3	315,3	1 049,7