COLLEGE DOCTORAL BRETAGNE ECONOMIE ET GESTION

Université de Rennes

THESE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITE DE RENNES

ECOLE DOCTORALE N° 597
Sciences économiques et sciences de gestion - Bretagne
Spécialité : *Contrôle de gestion*

Par

Aly CAMARA

Valeur de l'entreprise, sensibilité des investisseurs et intégration de la dimension ESG dans la prise de décision. La proposition d'un indicateur d'efficience ESG par la méthode DEA

Thèse présentée et soutenue à Rennes le 10 Décembre 2025

Unité de recherche : CNRS UMR6211 CREM

Rapporteurs avant soutenance :

Walter BRIEC	Professeur à l'Université de Perpignan
Nicolas ANTHEAUME	Professeur à l'Université de Nantes

Composition du Jury :

Président du jury :	Simon CORNEE	Professeur à l'Université de Rennes
Examinateurs :	Walter BRIEC	Professeur à l'Université de Perpignan
	Nicolas ANTHEAUME	Professeur à l'Université de Nantes
	Caroline TAHAR	Professeure à Université de Lyon
	Simon CORNEE	Professeur à l'Université de Rennes
Dir. de thèse :	Gervais THENET	Professeur à l'Université de Rennes

Dédicaces

A mon défunt père, à ma mère et à mon fils.

Remerciements

Par mes remerciements, je souhaite m'adresser à toutes les personnes qui m'ont soutenu et accompagné tout au long de ce travail doctoral. Il me sera difficile de remercier toutes celles et tous ceux qui m'ont permis de mener ce projet à son terme. Pour toute leur aide, je les remercie. Je remercierai particulièrement :

Le professeur Gervais THENET pour sa confiance, son soutien et son accompagnement tout au long de mon travail doctoral. La direction de mon laboratoire et de l'école doctorale, pour la confiance accordée à mon projet. Les collègues du laboratoire pour tous les échanges constructifs lors des ateliers.

Je suis très reconnaissant aux membres du jury. C'est un honneur pour moi de leur soumettre ce travail pour appréciation. Le professeur, Walter BRIEC, de l'Université de Perpignan et le professeur Nicolas ANTHEAUME, de l'Université de Nantes, qui ont bien voulu consacrer du temps à l'examen de cette recherche, en tant que rapporteurs.

Je tiens à adresser ma profonde reconnaissance et remerciements à mes parents, à qui je dédie ce travail doctoral et à toute ma famille pour leur soutien et leur encouragement. Merci d'avoir cru en moi, merci de m'avoir soutenu même en étant loin.

Je remercie profondément mon frère Cire CAMARA pour m'avoir aidé financièrement et pour avoir rendu possible ma venue en France.

Je tiens aussi à adresser ma profonde gratitude aux structures SM CleanConcept et Bridor pour les contrats de travail qui ont permis de financer mon projet de thèse. Je remercie tout le personnel pour les moments passés ensembles.

Je remercie également l'ensemble des doctorants pour les bons moments partagés au cours de cette aventure, qu'ils aient été joyeux ou plus difficiles. Mes pensées vont aussi à tous mes amis rencontrés durant ce parcours pour leur présence, leur écoute et leur soutien

Sommaire

Dédicaces i
Remerciements ii
Sommaire iii
Liste des figures v
Liste des tableaux 1
1 Introduction générale 3
1.1 Contexte général de l'étude 3
1.2 Objectif de la recherche 6
1.3 Problématique de la recherche 9
1.4 Choix du champ d'étude et méthodologie utilisée 10
1.5 Contribution de la recherche 11
1.6 Structure de la recherche 12
2 L'importance et la pertinence de l'intégration de la dimension ESG dans le processus de décisions d'investissement 14
2.1 Introduction 14
2.2 La « sensibilité ESG » des investisseurs : L'investissement conventionnels vs l'investissement socialement responsable (ISR) 16
2.3 Portée et pertinence de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : Zoom sur l'industrie chimique 34
2.4 Conclusion 58
3 Efficience ESG et valeur de l'entreprise : Structure empirique et méthodologie 61
3.1 Introduction 61
3.2 Efficience ESG : définition et formulation 62
3.3 Pertinence de l'efficience ESG dans l'explication de la valeur d'entreprise 95
3.4 Conclusion 127
4 Calcul de l'efficience ESG : Résultats et discussions 129
4.1 Introduction 129
4.2 La détermination de l'efficience ESG 130
4.3 Résultats et analyses de l'efficience des entreprises chimiques 163
4.4 Conclusion 202
5 Résultats de l'analyse de régression et discussions 205
5.1 Introduction 205
5.2 Méthodologie 206
5.3 Résultats et discussions 227

5.4 Conclusion 254
6 Conclusion Générale 256
6.1 Les résultats obtenus 257
6.2 Difficultés rencontrées 259
6.3 Implications 260
6.4 Limites et perspectives 261
Bibliographie 263
Annexes I
Annexes 1 : Les entreprises retenues pour les trois échantillons I
Annexes 2 : Résultats de l'analyse de régression du coût du capital VI
Annexes 3 : Résultats de l'analyse de régression du Q de Tobin XXII
Table de matières XLII

Liste des figures

Figure 1 : Mécanismes de transmission des effets de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise 7
Figure 2 : Schéma de la structure empirique de l'étude 9
Figure 3 : Évolution des motivations de l'ISR 19
Figure 4 : Place de l'industrie chimique dans la chaine de valeur du secteur manufacturier .. 36
Figure 6 : Exigence accrue de standards ESG se faisant au contre-courant de la chaine de valeur du secteur manufacturier 38

Liste des tableaux

Tableau 1: Recours à l'indicateur d'éco-efficience dans la littérature 67
Tableau 2 : Utilisation de la modélisation DEA dans le calcul de l'indicateur d'éco-efficience 81
Tableau 3 : Etudes sur le contenu informationnel des variables financières..... 87
Tableau 4: Sélection des variables pour le calcul de l'efficience ESG..... 94
Tableau 5: Comparaison entre l'approche possibiliste et l'approche probabiliste..... 145
Tableau 6:Statistiques descriptives des variables du modèle de calcul de l'efficience ESG.. 154
Tableau 7:Niveau d'efficience dans les différents échantillons – Modèle 1 (perspective des investisseurs conventionnels)..... 165
Tableau 8 : Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 - Echantillon USA 166
Tableau 9: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 – Echantillon UE 167
Tableau 10: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 - Echantillon Chine..... 168
Tableau 11:Ecart des intervalles d'efficience ESG floue par rapport au nombre de valeurs manquantes..... 169
Tableau 12: Niveau d'efficience dans les différents échantillons – Modèle 2 172
Tableau 13:Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon Chine..... 173
Tableau 14: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon Europe..... 173
Tableau 15: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon US 174
Tableau 16: Classement des entreprises chimiques chinoises - modèle 1 176
Tableau 17: Classement des entreprises chimiques américaines – modèle 1 177
Tableau 18: Classement des entreprises chimiques européennes – modèle 1..... 179
Tableau 19: Classement des entreprises chimiques chinoises - modèle 2 182
Tableau 20: Classement des entreprises chimiques européennes 183
Tableau 21: Classement des entreprises chimiques américaines 186
Tableau 22: Nombre d'entreprises efficientes pour chaque modèle et chaque échantillon.... 193
Tableau 23: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon chinois 194
Tableau 24: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon européen 196
Tableau 25: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon américain 198
Tableau 26: Statistiques descriptives des variables du modèle de régression du coût du capital 212
Tableau 27: Statistiques descriptives des variables du modèle de régression du Q de Tobin 215
Tableau 28: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon US 221
Tableau 29: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon Chine 221
Tableau 30: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon Europe 222

Tableau 31: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon USA. 224
Tableau 32: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon Chine 224
Tableau 33: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon Europe 225
Tableau 34: Résultats de la régression du coût du capital (Eff_1 & Eff_2)- Echantillon US 228
Tableau 35: Résultats de la régression du coût du capital (avec Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Europe 230
Tableau 36: Résultats de la régression du coût du capital (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Chine 231
Tableau 37: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon US 233
Tableau 38: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Europe 233
Tableau 39: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Chine 234
Tableau 40: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon US 236
Tableau 41: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Europe 238
Tableau 42: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG - Echantillon Chine 239
Tableau 43: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon US 241
Tableau 44: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon Europe 242
Tableau 45: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon Chine 243

1 Introduction générale

1.1 Contexte général de l’étude

En 2006, le rapport britannique Stern fut le premier à évaluer l'ampleur des impacts économiques liés aux changements climatiques. Ses résultats ont montré que le coût de l'inaction, estimé entre 5 et 20 % du PIB, serait largement supérieur à celui de la prévention, évalué à environ 1 % du PIB. Ce rapport a marqué un tournant décisif dans l'intégration de la dimension environnementale, en renforçant la prise de conscience collective et individuelle, tout en appelant à une responsabilité accrue des autorités publiques. Pour la première fois dans l'histoire, les conséquences d'un modèle économique fondé exclusivement sur la maximisation des gains financiers apparaissaient de façon tangible. Dès lors, l'ensemble des économies mondiales se trouve contraint d'engager une transition écologique profonde, nécessitant une révision des modèles de production, de consommation et d'investissement afin de répondre aux nouveaux impératifs.

À côté des défis environnementaux se posent également des enjeux sociaux et de gouvernance qui, bien qu’à des échelles différentes, sont tout aussi déterminants. En effet, la recherche effrénée du profit exerce une pression considérable sur la société et sur la gestion des entreprises. L’histoire conserve le souvenir de catastrophes industrielles marquantes, telles que l’accident chimique survenu à l’usine de pesticides de Bhopal en 1984, qui fit plus de 2 500 morts, 34 000 blessés et contraignit près de 200 000 personnes à abandonner leur habitation en raison de la contamination des sols. De même, l’explosion de l’usine AZF à Toulouse en 2001 ou la fuite de gaz à Seveso ont laissé de profonds traumatismes sur les populations et soulevé de vives interrogations sur les modes de gestion des entreprises concernées. Ces incidents constituent un lourd passif sur l'économie dans le sens où ils engendrent des coûts supplémentaires élevés liés aux réparations, à l'arrêt de la production, aux indemnités versées aux victimes, aux amendes, etc. Par ailleurs, la crise récente des Subprimes de 2008 illustre de manière éloquente les conséquences de défaillances dans la gouvernance d'entreprise. Provoquée en grande partie par des pratiques abusives de dirigeants, notamment dans le secteur financier, cette crise a engendré des répercussions économiques et sociales d'une ampleur mondiale.

Ainsi, il apparaît clairement que l'activité économique génère d'importantes externalités négatives sur l'environnement, la société et la gouvernance d'entreprise. En retour, les

perturbations affectant ces dimensions se répercutent à leur tour sur la dynamique économique. Parallèlement, l'essor des médias et des moyens de communication, conjugué à la montée de l'activisme et du syndicalisme, a favorisé un éveil des consciences et intensifié la pression exercée sur les entreprises, acteurs centraux de l'économie. Dans ce contexte, celles-ci ont été amenées à réviser leurs paradigmes en intégrant davantage les nouvelles exigences. La recherche du profit passe désormais par le respect des normes environnementales, sociales et de gouvernance. Cette posture est connue sous le nom de Responsabilité Sociale des Entreprises (RSE). La Commission européenne la définit comme " l'intégration volontaire par les entreprises de préoccupations sociales et environnementales à leurs activités commerciales et leurs relations avec leurs parties prenantes".

Aujourd'hui, un nombre croissant d'entreprises adoptent cette approche de gestion responsable, cherchant à concilier performance économique et impact sociétal positif. Ce mouvement s'est considérablement renforcé avec l'émergence des critères ESG (Environnementaux, Sociaux et de Gouvernance) dans le domaine de l'investissement au début des années 2000. Le terme ESG a été utilisé pour la première fois dans le rapport Who Cares Wins (2004), publié à la suite d'une initiative du Secrétaire général des Nations Unies, Kofi Annan, invitant les principales institutions financières mondiales à repenser le fonctionnement des marchés financiers à la lumière des nouveaux défis environnementaux, sociaux et de gouvernance. Par la suite, un changement de paradigme s'est progressivement opéré à tous les échelons de la société et quasiment partout à travers le monde. Les entreprises ne sont plus uniquement jugées sur leurs performances économiques et comptables, mais également sur leur responsabilité sociétale et environnementale.

Toutefois, l'adoption de la RSE et ses impacts sur la performance globale des entreprises font l'objet de vives divergences au sein des chercheurs. Les principaux détracteurs jugent que la RSE a un effet négatif sur la performance financière des entreprises, dans le sens où elle renchérit les coûts de production et elle n'est pas créatrice de richesse. La figure de proue de cette thèse, à savoir Milton Friedman, affirmait que " la responsabilité sociale des entreprises est d'augmenter ses bénéfices". Ainsi, l'entreprise devrait exclusivement se concentrer, dans une perspective égoïste, à maximiser son profit. Pour Rothchild (1996 : 197), " L'investissement socialement responsable est une idée stupide, produisant des rendements inférieurs et pleine de contradictions". Leur postulat est plus connu sous le nom de la " théorie de l'actionnaire - Shareholder theory". En revanche, les défenseurs de la RSE mettent en avant les effets positifs de la RSE sur la performance des entreprises. Pour eux, le but de l'entreprise n'est plus de

répondre aux besoins des actionnaires mais plutôt aux besoins des parties prenantes (Freeman, 1984). Cette thèse, plus connue sous le nom de la " théorie des parties prenantes - Stakeholder theory", est devenue la plus partagée, dans nos sociétés modernes.

Cette divergence se prolonge jusqu'aux marchés financiers où l'adoption de la RSE n'est pas aperçue de la même manière auprès des investisseurs. En effet, il existe des investisseurs qui n'accordent pas d'importance à cette dimension, alors que d'autres y accordent une attention particulière. Des études comme Belkaoui (1976), Rosen et al., (1991), McLachlan et Gardner (2004), Nilsson (2009), Riedl et Smeet, 2017) ont pu établir l'existence d'une hétérogénéité dans la perception et l'intégration des critères ESG par les investisseurs. Ces études permettent de distinguer deux grandes catégories d'investisseurs : les investisseurs conventionnels et les investisseurs socialement responsables. Les premiers intègrent cette dimension de façon secondaire à la performance financière, qui occupe une place prépondérante dans sa prise de décision d'investissement. Dans leur perspective, la dimension ESG est regardée à travers ses impacts sur la performance financière (matérialité financière). Par contre, les investisseurs socialement responsables intègrent la dimension ESG de façon primaire, dans le sens où elle constitue leur premier filtre dans la prise de décision (Nilsson, 2008, 2009). Il a même été documenté qu'ils sont prêts, dans certains cas, à renoncer à une partie de leur profit au profit de meilleurs standards ESG (Nilsson, 2009 ; Rosen et al., 1991 ; Riedl et Smeet, 2017). Par conséquent, la perception que ces deux types d'investisseurs ont par rapport aux facteurs ESG va influencer la manière dont ils évaluent les entreprises.

Les facteurs ESG se sont progressivement imposés comme un référentiel incontournable pour évaluer la performance globale et la durabilité des entreprises. Par ailleurs, ils constituent désormais des facteurs clés dans la prise de décisions des investisseurs (Chapple et al., 2013 ; Matsumura et al. 2014, Clarkson et al., 2015, Griffin et al., 2017 Choi et Luo, 2020).

Toutefois, il est toujours très difficile de trancher sur les effets de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise du fait de la diversité des résultats. En effet, comme le souligne Barnett (2007 : 794), " Après plus de trente années de recherche, nous ne pouvons toujours pas conclure de manière claire si un dollar investi dans des initiatives sociales rapporte plus ou moins d'un dollar de bénéfice pour l'actionnaire". Les résultats des études sur cette relation ont fait émerger des conclusions inconsistantes tendant à rendre impossible toute généralisation. Beaucoup d'auteurs ont relevé cette incohérence des résultats et ont tenté de l'expliquer (Ruf et al., 2001 ; Orlitzky et al., 2003 ; Wang et al., 2016). Ils ont évoqué, pour causes, des biais d'ordre théorique et méthodologique. Sur le plan théorique, certains auteurs évoquent un problème de décalage

entre les intérêts des parties prenantes ciblées par la stratégie ESG et ceux des parties prenantes appelé " Stakeholder mismatching " (Wood & Jones, 1995). D'autres aussi suggèrent que le problème se situe dans l'insuffisance des fondements théoriques et l'absence de définitions claires et consistantes des concepts clés de la RSE (Ullmann (1985). Sur le plan méthodologique, l'inconsistance des résultats est imputée à ces facteurs : la différence de méthodologie, l'erreur d'échantillonnage, le problème du choix des indicateurs de mesure et l'absence d'intégration des facteurs de contingence dans la relation (Orlitzky et al., 2003 ; Allouche et Laroche, 2005 ; Lee, 2008 ; Friede, Busch et Bassen (2015) ; Hou et al., 2015 ; Wang et al., 2016).

1.2 **Objectif de la recherche**

L'objectif principal de cette recherche est de tester la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise, en introduisant des facteurs déterminants. En effet, nous pensons que la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise n'est pas directe et qu'il existe des facteurs qui agissent dans cette relation et qui la rendent possible et/ou qui tendent à amenuiser son ampleur. C'est d'ailleurs, ce qui explique en grande partie l'inconstance des résultats. Ainsi, dans le cadre de notre étude, nous entendons identifier et prendre en compte les facteurs les plus remarquables afin de parvenir à des résultats plus fiables.

D'abord, nous postulons que la sensibilité des investisseurs est un facteur de contingence notoire, dans le sens où elle joue un rôle modérateur dans la relation. En effet, nous postulons l'existence de deux catégories d'investisseurs : les investisseurs conventionnels et les investisseurs socialement responsables. La distinction entre ces deux groupes revêt une importance particulière dans la mesure où elle permet d'isoler leurs comportements respectifs face aux enjeux ESG. Dès lors, il devient possible d'obtenir une analyse plus fine et plus pertinente de l'impact de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise. En effet, les comportements antagonistes de ces deux profils d'investisseurs à l'égard des critères ESG peuvent engendrer des biais d'interprétation si cette distinction n'est pas prise en compte. Ces derniers pourraient se traduire par une sous-estimation ou une surestimation des effets réels de la performance ESG sur la valorisation des entreprises.

Par ailleurs, nous postulerons aussi que la performance financière interne des entreprises joue un rôle médiateur dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Notre argumentaire se base sur les découvertes de Khasanah et Oswari (2018), Rais et al. (2020), Zhou et al. (2022) et Dorothy et Endri (2024) qui ont mis en évidence le rôle médiateur de la

performance financière interne. De plus, d'après les hypothèses de la synergie de Preston et O'Bannon (1997), la performance ESG et la performance financière seraient ainsi sous influence mutuelle, dans un cercle vertueux ou dans un cercle vicieux. Ces deux dimensions seraient ainsi indissociables dans l'explication de la valeur de l'entreprise. D'ailleurs, les informations ESG sont souvent observées par les investisseurs (notamment les investisseurs conventionnels) à travers le spectre de leur matérialité financière.

En résumé, notre objectif vise à tester la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise suivant la structure empirique suivante :

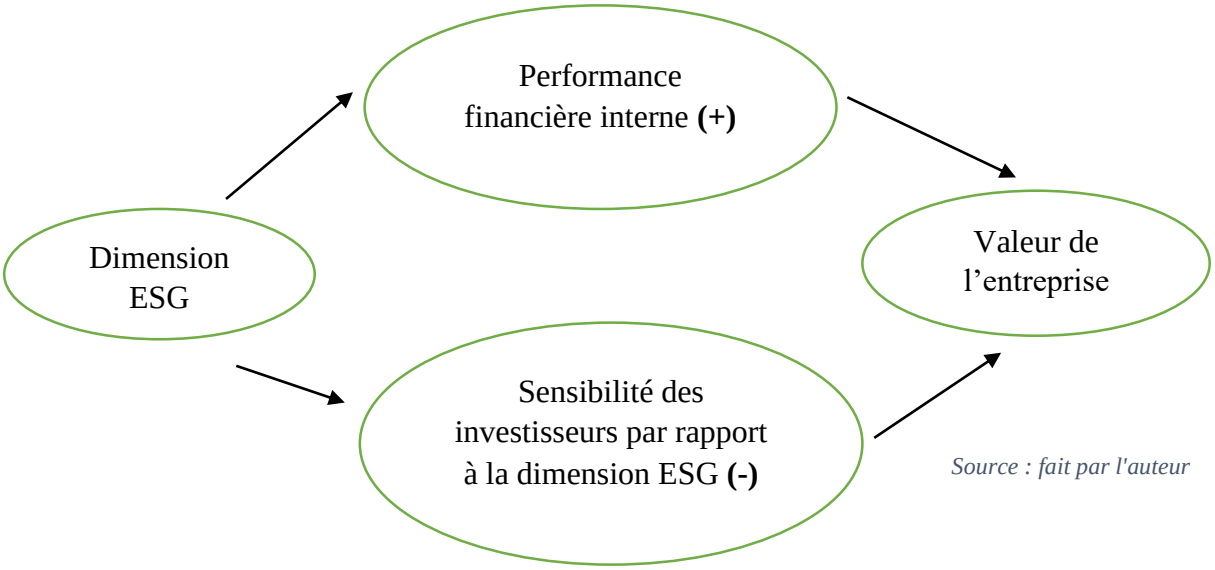


Figure 1 : Mécanismes de transmission des effets de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise

Dans ce schéma, les signes (+) et (-) signifient respectivement « rôle médiateur » et « rôle modérateur ». Nous pensons qu'étudier la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise sous cette logique pourrait conduire à de meilleurs résultats.

Pour éclairer cette relation, notre étude se fixe pour objectif transitoire de concevoir et de calculer un indicateur de performance ESG capable d'intégrer la sensibilité des investisseurs et de concilier des indicateurs de performance ESG et des indicateurs de performance financière interne. Pour cela, nous allons établir une modélisation basée sur les comportements décisionnels particuliers de chaque groupe d'investisseurs tels que décrits dans la littérature (Belkaoui, 1976, Rosen et al., 1991, McLachlan et Gardner, 2004, Nilsson, 2009, Riedl et Smeet, 2017). Les dimensions ESG et financière ont longtemps semblé être incompatibles et

mutuellement exclusives. Toutefois, les évolutions récentes des marchés et des attentes sociétales ont démontré qu'elles sont potentiellement conciliables. Le véritable enjeu s'inscrit dans la recherche d'un optimum, correspondant à un équilibre de Pareto, où il devient impossible d'améliorer la rentabilité sans détériorer la performance ESG, et inversement. Ainsi, pour chaque type d'investisseur, notre modélisation se focalise sur la recherche de cet optimum.

Pour les investisseurs conventionnels, la priorité est accordée à la rentabilité, de sorte que leur fonction objective repose principalement sur des variables de performance financière, suivant une logique de maximisation. La dimension ESG, bien que secondaire, n'est pas pour autant ignorée : elle s'impose comme une contrainte dans leur programme d'optimisation, dans la mesure où la non-conformité aux critères ESG peut accroître les risques financiers liés à des sanctions, des amendes, des pertes de réputation, des boycotts, etc. Il s'agit ainsi, pour cette catégorie d'investisseurs, de trouver les entreprises qui peuvent maximiser leur rentabilité pour un niveau d'impacts et risques ESG donné. En revanche, les investisseurs socialement responsables adoptent un programme d'optimisation inversé par rapport à celui des investisseurs conventionnels. Ils accordent une priorité absolue à la performance ESG, quitte à accepter un sacrifice partiel de rentabilité ou à payer une prime pour détenir des actifs jugés plus vertueux sur le plan environnemental, social et de gouvernance. Pour cette catégorie d'investisseurs, la fonction objective repose donc sur des variables de performance ESG, dont l'amélioration se traduit par une réduction des impacts et risques associés aux dimensions environnementale, sociale et de gouvernance. Leur logique décisionnelle s'inscrit ainsi dans une dynamique de minimisation des externalités négatives générées par l'entreprise. Toutefois, bien que la rentabilité soit reléguée à un second plan par rapport à la performance ESG, elle demeure une condition sine qua non à toute politique d'investissement durable. En d'autres termes, les efforts entrepris pour atteindre de meilleurs standards ESG doivent impérativement s'accompagner d'un niveau minimal de rentabilité. Autrement dit, il s'agit de trouver les entreprises qui peuvent minimiser leurs impacts ESG tout en maintenant un certain niveau de performance financière.

Notre indicateur ESG intègre ainsi la performance financière interne de l'entreprise, mais aussi la sensibilité de chaque type d'investisseur. Il pourra ensuite être testé dans l'explication de la valeur de l'entreprise. En résumé, notre étude entend fournir une meilleure base d'analyse de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. L'objectif de notre recherche peut se résumer dans le schéma suivant.

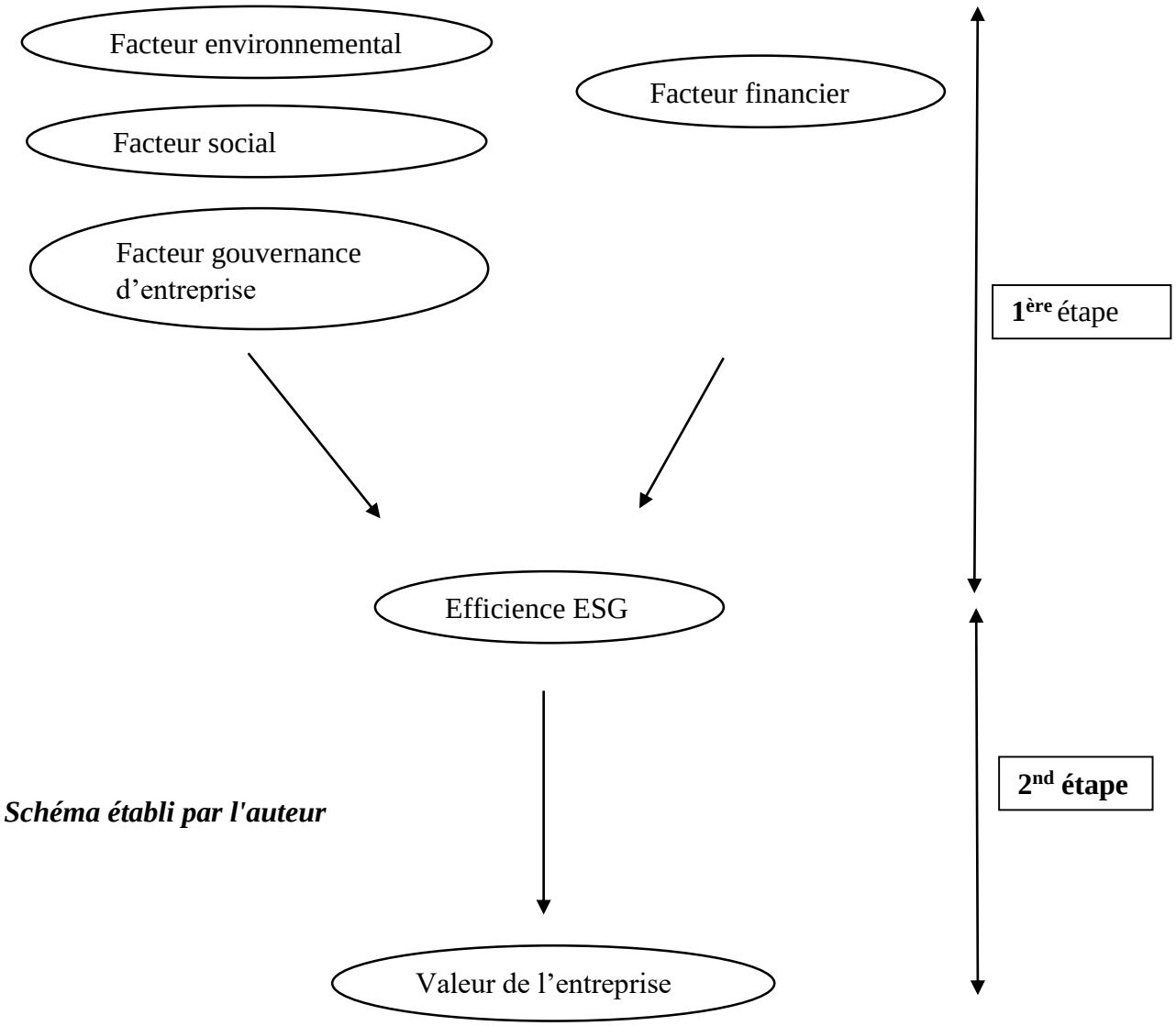


Schéma établi par l'auteur

Figure 2 : Schéma de la structure empirique de l'étude

Ainsi, dans un premier temps, nous allons développer et calculer l'indicateur d'efficience ESG à partir des variables de performance ESG et des variables de performance financière, suivant la sensibilité des investisseurs. Enfin, dans un second temps, nous allons tester le pouvoir explicatif de notre indicateur d'efficience sur la valeur de l'entreprise**.**

1.3 **Problématique de la recherche**

Notre recherche s'articule autour de l'analyse de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise dans un contexte d'intégration de facteurs de contingence. En effet, l'inconsistance des résultats sur cette relation suggère que les interactions entre ces deux

grandeurs ne se font pas de façon directe et qu'il existe d'autres mécanismes en jeu. Nous postulons que la sensibilité des investisseurs a une place centrale dans cette relation.

Ainsi, notre étude cherche à répondre à la question principale suivante : l'intégration de la sensibilité des investisseurs augmente-t-elle la pertinence et la fiabilité des résultats liant la performance ESG et la valeur de l'entreprise ? D'autres questions connexes pourront également être étudiées : Par quels mécanismes les marchés financiers intègrent-ils les indicateurs de performance ESG ? Existent-ils une disparité au sein des pays sur cette intégration de la dimension ESG ?

1.4 Choix du champ d'étude et méthodologie utilisée

Notre champ d'étude se focalise sur l'industrie chimique. D'abord, la sélection d'un seul secteur industriel pour l'analyse a été recommandée par certains auteurs (Wokutch and spencer, 1987, Guthrie et al. 2008, Salmi et Wierink, 2011), dans la mesure où chaque branche industrielle présente ses propres types de défis environnementaux, sociaux et de gouvernance. Cette industrie est très particulière compte tenu de sa sensibilité par rapport à la dimension ESG. En effet, elle a d'énormes défis environnementaux à relever du fait de la nature de ses activités, notamment sa dépendance aux énergies fossiles, sa forte consommation d'énergie, ses fortes émissions de CO2 et de déchets dangereux. L'industrie chimique fait également face à de nombreux défis sur le plan social, notamment ceux liés à la santé et la sécurité sur le lieu de travail, les externalités négatives de ses activités sur les sociétés, entre autres. Par ailleurs, le choix de ce secteur est intéressant étant donné son rôle central dans l'économie, justifié par l'ubiquité de ses produits, nécessaires pour tous les autres secteurs d'activité. Cette place centrale dans l'économie lui vaut également une régulation et des exigences plus strictes en rapport avec les facteurs ESG. Toutefois, dans un contexte d'épuisement des ressources naturelles, l'industrie chimique a elle-même consenti beaucoup d'efforts pour s'adapter et s'inscrire dans une performance durable. Ces efforts ont été matérialisés par d'importantes dépenses dans la recherche et développement afin de mieux se positionner face aux nouvelles exigences.

Dans le cadre de notre recherche, nous avons mobilisés trois échantillons distincts, correspondant à trois zones géographiques différentes : la Chine, l'Europe et les États-Unis. Pour la Chine, le processus générateur de données nous a fourni 24 entreprises chimiques dans l'échantillon final. La taille est relativement plus importante pour l'échantillon américain (38 entreprises) et l'échantillon européen (44 entreprises). La durée de l'étude s'étend sur une

période s'étalant entre 2020 et 2022, soit une durée de trois (3) ans. S'agissant de la source de nos données, la base Bloomberg a été mobilisée pour le recueil des données financières et extra-financières (données ESG). Pour ces dernières, certaines données ont également été collectées directement à partir des documents de référence des entreprises.

Nous avons adopté une structure empirique, développée en deux temps. Dans une première phase, nous allons élaborer le modèle de calcul de notre indicateur de performance ESG. Nous avons, à cet égard, eu recours à la modélisation DEA qui octroie un cadre multidimensionnel compatible avec notre objectif. Par ailleurs, les limites de nos bases de données liées au manque de disponibilités de ces dernières nous ont contraints à adopter l'intégration de la logique floue dans notre modélisation DEA pour pallier le problème des valeurs manquantes. Notre indicateur s'inspire des principes conceptuels et méthodologiques de l'indicateur d'éco-efficience, lequel constitue un outil de mesure du développement durable combinant la performance économique et la performance environnementale. Toutefois, afin de proposer une mesure plus holistique et inclusive de la performance globale de l'entreprise, nous avons élargi son cadre d'analyse en y intégrant la dimension sociétale et de gouvernance d'entreprise. Nous avons appelé cet indicateur " efficience ESG".

Enfin, dans la seconde phase empirique, nous allons procéder à une analyse de régression poussée et rigoureuse visant à tester le pouvoir explicatif de notre indicateur d'efficience ESG sur la valeur de l'entreprise. Dans le cadre de cette analyse, plusieurs procédés économétriques seront ainsi mis en œuvre afin de garantir la robustesse et la fiabilité des résultats. Par ailleurs, un autre indicateur de performance ESG alternatif sera également mobilisé et testé de façon isolée, au même titre que nos indicateurs d'efficience ESG. Ce choix devrait permettre de comparer la pertinence de nos indicateurs ainsi que leur pouvoir explicatif sur la valeur de l'entreprise.

1.5 Contribution de la recherche

Notre étude devrait permettre de contribuer aux travaux actuels. Ainsi, à notre connaissance, la distinction entre les investisseurs pour l'étude de la relation entre la performance financière et la performance ESG n'a jamais été entreprise. Le rôle modérateur de la sensibilité des investisseurs n'a jamais été testé dans cette relation. Par ailleurs, l'indicateur d'efficience ESG que nous avons déterminé pourra servir de guide aux investisseurs dans leur prise de décision. Cet indicateur permettra, à partir d'une évaluation comparative et selon le type d'investisseur concerné, de classer les entreprises en fonction de leur engagement à concilier les deux

dimensions. D'un point de vue quantitatif, le recours à la logique floue dans la modélisation DEA permettra de résoudre le problème des valeurs manquantes et pourrait constituer une contribution dans le champ de notre étude. Notre recherche répond aussi aux recommandations de Etzion, 2007 ; Orlitzky, Siegel & Waldman, 2011 ; Delmas, Hoffmann & Kuss, 2011, qui ont fortement suggéré de prendre en compte les facteurs de contingence afin de mieux caractériser la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise.

1.6 **Structure de la recherche**

Pour mener ce travail, dans la première partie, il sera question de poser les fondements théoriques de notre étude et de discuter de la méthodologie à adopter. Ainsi, notre premier chapitre vise à établir une revue de la littérature sur la question des impacts de la dimension ESG sur la performance financière. Une attention particulière sera consacrée à la sensibilité des investisseurs par rapport à la dimension ESG. Cette relation sera ensuite positionnée dans le contexte de l'industrie chimique. Il s'agira alors de déceler les particularités de cette industrie par rapport à notre problématique. Cela nous permettra de visiter le cadre réglementaire et de régulation en vigueur dans chaque zone géographique, en lien avec l'industrie chimique.

Dans le deuxième chapitre, il s'agira d'exposer la méthodologie en discutant et en définissant la structure empirique que nous allons adopter tout au long de notre étude.

La deuxième partie de cette thèse exposera l'analyse des résultats obtenus. Dans un premier chapitre, nous allons exposer la méthodologie utilisée pour le calcul de l'indicateur d'efficience ESG. Les résultats seront par la suite analysés en profondeur en vue d'en tirer les principaux enseignements. Enfin, dans le dernier chapitre, nous procéderons à l'analyse de régression en explicitant le processus empirique. Les résultats sont ensuite discutés et analysés, pour en dégager des principaux enseignements et ouvrir le champ possible des perspectives de recherches futures.

Chapitre 1 : L'importance et la pertinence de l'intégration de la dimension ESG dans le processus de décisions d'investissement

2 L’importance et la pertinence de l’intégration de la dimension ESG dans le processus de décisions d’investissement

2.1 Introduction

La prise en compte et l'intégration de la dimension ESG dans le processus d'investissement ne sont pas des pratiques nouvelles. Les acteurs du marché financier se sont tous résolus à s'approprier cette problématique en vue d'essayer de la maîtriser et de l'utiliser au mieux selon les finalités recherchées. C'est ce contexte qui favorise la popularité progressive et prononcée de l'investissement socialement responsable. Ce dernier est un type d'investissement où les valeurs éthiques, la protection de l'environnement et de la société ainsi que l'amélioration des conditions sociales, du travail des employés et de gouvernance d'entreprise sont utilisées comme boussole dans la prise de décisions. C'est un type d'investissement qui contraste avec l'ancienne façon de voir l'investissement, à savoir la poursuite égoïste et exclusive du profit. Déjà en 1976, Belkaoui évoquait, dans une de ses études, l'existence et la présence d'une catégorie d'investisseurs qu'il qualifiait alors d'"éthique". De nos jours, l'existence d'une telle catégorie ne vaut plus l'objet de débats puisqu'elle a été documentée dans plusieurs études. Toutefois, l'intégration de la dimension ESG n'est pas exclusivement du ressort des investisseurs socialement responsables (ISR), puisque les investisseurs conventionnels n'y sont pas non plus tout à fait insensibles. En effet, il a été aussi documenté que l'intégration de l'éthique peut également être source de rentabilité. De plus, le non-respect de la conformité environnementale, sociétale et de gouvernance d’entreprise est surtout source de perte de rentabilité puisqu’il peut engendrer des pénalités et sanctions. Il est ainsi clair que l’intégration de la dimension ESG est aujourd’hui du ressort de tous les types d’investisseurs. La ligne de démarcation résulte, toutefois, de la différence de sensibilité entre les types d’investisseurs par rapport à cette problématique.

S'il est vrai qu'il existe une panoplie d'études sur cette problématique et sur ses relations avec des grandeurs financières, la littérature existante ne différencie pas les investisseurs. Les études qui ont fait cette distinction se sont concentrées sur le contexte des fonds d'investissement pour des études de comparaison de performance ou de caractéristiques des acteurs. Il est ainsi fort de constater que la littérature existante peine à apporter des réponses sur l'ampleur des effets de ce type d'investissement sur la valeur des cours boursiers. Pour cela, il faut d'abord réussir à

isoler les comportements des différents investisseurs et sortir du contexte des fonds d'investissement pour une meilleure et plus large représentation du marché financier. C'est l'ambitieuse finalité de notre étude qui entend modéliser la prise de décisions de chaque type d'investisseurs afin de tester les impacts réels de chaque style d'investissement sur la valeur de l'entreprise.

L'étude se fait dans le contexte de l'industrie chimique qui est un secteur très particulier du fait de sa sensibilité par rapport à la dimension environnementale et sociétale. En effet, l'industrie chimique a longtemps été considérée comme une industrie sale et pollueuse avec des conditions de travail dangereuses pour les personnels, et fait ainsi l'objet de beaucoup de critiques. Toutefois, se pencher sur la dimension ESG dans le contexte du secteur chimique est devenu aujourd'hui un exercice très intéressant et riche d'enseignements. D'une part, sa place centrale sur la chaîne de valeur et la nature de ses activités font qu'elle est hautement scrutée par le public et régulée par les autorités. D'autre part, elle est devenue aujourd'hui l'un des secteurs les plus innovants de la vie économique face aux défis environnementaux et sociaux. La problématique de durabilité pousse cette industrie à procéder à de profondes mutations pour répondre aux enjeux de rentabilité de long terme et aussi aux exigences de toutes les autres parties prenantes.

Dans ce chapitre, nous allons, dans une première section, discuter de l'intégration de la dimension ESG par les investisseurs en mettant l'accent sur les différentes catégories d'investisseurs selon leurs sensibilités respectives. Dans une deuxième section, nous aborderons les spécificités de l'industrie chimique en évoquant les enjeux et problématiques liés à la dimension ESG.

2.2 La « sensibilité ESG » des investisseurs : L'investissement conventionnels vs l'investissement socialement responsable (ISR)

L'intégration de la dimension ESG dans le processus de décision d'investissement s'est popularisée au fil des années. Elle est devenue aujourd'hui l'un des critères majeurs de sélection des actifs financiers. Toutefois, ses origines remontent à plusieurs décennies et puisent toute leur essence dans des valeurs telles que la morale, l'éthique et la religion. C'est alors tout récemment que les problématiques liées à l'environnement et aux droits humains sont apparues et sont très rapidement devenues les fers de lance de cet engagement. L'intégration de la dimension ESG ne fait pas pour autant l'unanimité au sein des penseurs et académiciens. Elle fait souvent office de controverses, du fait de son caractère onéreux et des contraintes de conformité y afférentes. Elle trouve aussi beaucoup de défenseurs, surtout dans le contexte de nos sociétés en proie aux chocs liés au changement climatique et à l'épuisement des ressources naturelles remettant en cause la problématique de durabilité.

Cette section va nous permettre de revisiter la littérature sur l'intégration des facteurs ESG dans l'investissement, en partant depuis son origine pour pouvoir retracer et apprécier son évolution. Il est aussi important de s'attarder sur les différentes visions et appréciations des auteurs sur cette problématique. Tout ceci sera organisé et élaboré dans la première sous-section de ce chapitre. Enfin, dans la seconde moitié de cette section, nous allons mettre l'accent sur la catégorisation des investisseurs selon leur sensibilité à cette dimension ESG. Il paraît primordial pour nous, dans cette étude, de passer en revue toutes les thèses sur cette catégorisation. Cette sous-section servira ainsi de prétexte pour exposer les modèles théoriques et empiriques portant sur les différents types d'investisseurs. Notre modèle empirique pourra par la suite être proposé.

2.2.1 La dimension ESG dans l'investissement : origines, principes et pensées

Comprendre la dimension ESG requiert de connaître d'abord ses origines et aspirations. En effet, il est primordial de connaître ses premières formes d'existence afin de mieux comprendre son évolution dans le temps et la logique qui la sous-tend. Il est aussi important de connaître comment elle est vue par les différents auteurs et académiciens.

2.2.1.1 **Origines, doctrines et formes**

La dimension ESG a connu une évolution substantielle ces dernières décennies, tant dans sa dénomination que dans ses formes. Toutefois, le principe est resté pratiquement le même, à savoir l'inclusion des valeurs et vertus dans la gestion des affaires, en plus de l'aspect purement pécuniaire.

2.2.1.1.1 **Motivations de l'intégration de la dimension ESG**

La prise en compte de la dimension ESG dans le processus d'investissement s'est popularisée de façon exponentielle ces dernières décennies. Contrairement à ce que beaucoup puissent penser du fait de son ampleur, ce concept est un phénomène séculaire. Ses prémices remontent au courant du 19ème siècle où la question sur la nature des relations entre l'entreprise et le reste de la société a commencé à attirer l'attention. Le contexte d'alors était marqué par la prédominance des valeurs telles que la religion, l'éthique et la morale, qui constituaient le noyau dur qui cimentait la société et lui servait de boussole dans un monde marqué par le matérialisme et l'égoïsme. C'est ainsi que les Quakers (ou société religieuse des amis) sont pensés par beaucoup d'auteurs comme étant les pionniers de l'intégration de la morale et de l'éthique dans l'investissement (Dejean, 2002 ; Schueth, 2003 ; Revelli, 2013 ; Capelle-Blancard, 2021). En effet, ce groupe d'obédience protestante et très farouche contre l'esclavage et la vente d'armes, interdisait déjà à ses membres d'investir dans des secteurs tels que le tabac, l'alcool, l'armement, le trafic d'être humain, et les encourageait dans le sens de l'amélioration des conditions de travail et de l'égalité des hommes. Certains membres de ce groupe ayant quitté la Grande-Bretagne pour les États-Unis ont gardé cette même posture et ont fini par y imprégner cette vision de l'investissement. Il est bien de noter qu'il y a aussi d'autres groupes religieux d'obédience islamique, catholique, méthodiste, qui ont joué leur partition dans les prémices de la prise en compte de la dimension ESG dans l'investissement. Toutefois, c'est l'épithète "éthique" qui était utilisé pour dénommer et caractériser ce type d'investissement. Par la suite, l'investissement éthique commence à se diffuser progressivement au sein des marchés financiers et on voit l'apparition des premiers fonds dits "éthiques" aux États-Unis. En 1928, le Pioneer Fund de Boston (connu aujourd'hui sous le nom de Amundi US) basé sur l'exclusion des entreprises taxées de "sin stocks", (i.e., actions du péché tels que les secteurs du tabac, armement, alcool, jeux, etc.) a vu le jour.

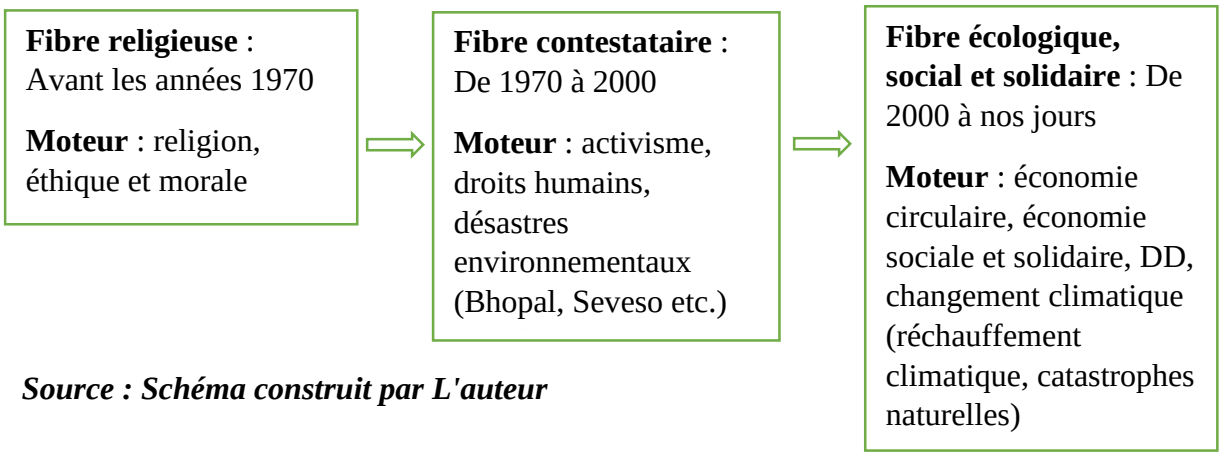
Plus tard, la période qui s'étale du début des années 1970 au début des années 2000 donne un plus grand élan à ce type d'engagement. Cette période est marquée par un contexte de forts

mouvements contestataires liés aux événements tels que la guerre au Vietnam, l'Apartheid en Afrique du Sud et aux désastres industriels et chimiques (Seveso, 1976 ; Bhopal 1984 etc.). Les individus ont accentué le recours au boycott et à l'activisme actionnarial. En effet, une grande pression était exercée sur les entreprises dont les activités étaient plus ou moins liées au soutien de la guerre au Vietnam ou à l'apartheid, et sur les entreprises avec des externalités négatives conséquentes. Ainsi, la fibre religieuse céda progressivement sa place dans cette lutte au profit de la fibre contestataire et politique. L'activisme actionnarial permettait aux individus, à travers la détention d'actions d'une entreprise, d'avoir leurs mots à dire et de faire valoir leurs principes et valeurs dans la gestion. C'est ainsi que les questions liées à l'environnement et aux droits humains commencent à occuper une place prédominante dans cet engagement. En 1987, le concept de développement durable (DD) a été créé dans le rapport Brundtland et se définit comme étant un modèle de développement qui couvre les besoins de la génération présente sans compromettre la capacité des suivantes à répondre aux leurs. C'est aussi dans cette période que le terme " Investissement socialement responsable" (ISR) a commencé à être employé. Il s'est popularisé très rapidement au détriment du terme "investissement éthique", le rendant même caduque.

Le début des années 2000 marqua une nouvelle et importante étape dans l'évolution des facteurs ESG au sein des marchés financiers. En 2004, sur invitation du secrétaire général des Nations unies Kofi Annan, les plus grands noms au sein des institutions financières acceptent de discuter afin de connecter les marchés financiers aux défis du monde en mutation (changement climatique, réchauffement de la Terre, épuisement des ressources). Dans un rapport intitulé " who cares wins" et publié par la suite, le terme "ESG" apparaît pour la première fois. Ainsi, les trois piliers, que sont l'environnemental, le sociétal et la gouvernance d'entreprise, doivent faire l’objet d’une attention particulière afin d'éviter que les événements qui se sont passés dans le passé ne se reproduisent. En 2006, le rapport britannique Stern a été le premier à évaluer la portée des impacts économiques des dégâts liés aux changements climatiques. Leurs résultats ont montré un coût de l'inaction (environ 5 à 20 % du PIB) beaucoup plus important que le coût de la prévention (1 % du PIB). Ce rapport marqua un grand tournant dans l'engagement pour la dimension ESG et accentua la prise de conscience collective et individuelle, mais aussi appela à une meilleure prise de responsabilité des autorités publiques. Pour la première fois de l'histoire de l'humanité, on pouvait constater les conséquences du modèle de politique économique ancré dans la poursuite égoïste de buts purement et exclusivement financiers. Par conséquent, toutes les économies du monde doivent procéder à une transition écologique profonde les obligeant à

revoir leurs modèles de production, de consommation et d'investissement afin d'être à la hauteur des attentes. En conjonction avec la prise de conscience, l'essor des médias et des moyens de communication, et aussi de l'activisme et du syndicalisme, a permis de mettre plus de pressions sur les entreprises. Ces dernières acceptent de faire beaucoup plus d'efforts en vue d'une meilleure conformité par rapport à la norme ESG, et aujourd'hui bon nombre d'entreprises sont beaucoup plus transparentes dans la divulgation de leurs informations environnementales, sociétales et de gouvernance d'entreprise. Ce qui tend à rendre encore plus accessible l'investissement socialement responsable.

En résumé, nous pouvons dire qu'il existe trois grandes phases dans l'évolution de l'ISR selon la fibre sur laquelle s'appuie la société et le contexte. Ces trois étapes sont décrites dans le schéma suivant.



Source : Schéma construit par L'auteur

Figure 3 : Évolution des motivations de l'ISR

2.2.1.1.2 Les différentes formes d'intégration des facteurs ESG dans l'investissement

L'intégration de la dimension ESG a pris plusieurs formes selon le contexte en vigueur et son évolution. Dans ces prémices, la seule forme possible était la démarche exclusive. En effet, comme on l'a vu plus haut, tout au début de ce phénomène, la décision d'investissement ou de placement se faisait sous des critères d'exclusion d'entreprises évoluant dans des secteurs considérés comme immoraux (alcool, tabac, armement). Ainsi, le procédé était très simple et revenait à boycotter toutes ces entreprises et à encourager et soutenir les autres entreprises exerçant des activités jugées recommandables. De plus, le boycott peut aussi viser les entreprises qui font l'objet de manquements vis-à-vis de la conformité environnementale, sociétale et de gouvernance d'entreprise (ESG). Par exemple, si une entreprise est coupable de

pollutions lourdes ou bien de violations des normes du travail, ou encore si elle coopère avec des gouvernements ou états peu recommandables, elle pourrait ainsi faire l'objet d'un boycott systématique auprès de certains investisseurs. Cette démarche représente la première forme d'ISR, donc la plus ancienne. Quoique moins populaire de nos jours, elle demeure toujours et est plus utilisée dans les pays scandinaves et anglo-saxons.

Aux antipodes de cette dernière se trouve la démarche inclusive. Elle repose sur le fait qu'aucune entreprise n'est exclue de facto, mais plutôt une notation est établie et est attribuée à chacune d'entre elles sur la base de leurs performances ESG et financières. L'idée est de sélectionner les "meilleurs élèves", c'est-à-dire les entreprises qui ont une meilleure notation. Une variante de cette démarche est l'approche best-in-classe qui revient à déterminer et à sélectionner les entreprises les mieux notées de leur secteur d'activité respectif sur la base de standards ESG. Tous les secteurs d'activités sont représentés (même ceux de l'armement, l'alcool). Au final, les entreprises qui surperforment leurs concurrentes sont sélectionnées pour chaque secteur selon la grille d'objectif (le Top 30, le Top 50, etc.). Dans le cas de l'industrie chimique, par exemple, qui est un secteur polluant et qui pourrait faire l'objet d'exclusion d'office dans la démarche exclusive, il s'agit, avec la méthode best-in-class, de sélectionner les meilleurs élèves, c'est-à-dire ceux qui polluent moins. Une autre variante est le best-in-univers qui consiste, comme le précédent, à noter toutes les entreprises de tous les secteurs sur la base de la norme ESG et du résultat financier, mais à sa différence, cette démarche vise à sélectionner les meilleures entreprises tous secteurs confondus. Toutefois, le second comporte un biais sectoriel dans le sens où certains secteurs seront surreprésentés au détriment d'autres. Une banque aura sans doute une meilleure note qu'une entreprise chimique par exemple.

L'approche inclusive est plus conforme aux principes d'optimisation et de diversification de portefeuille de Markowitz (1952) puisqu'il s'agit de concevoir une plus grande gamme d'actifs financiers afin d'en sélectionner les plus performants au lieu d'en exclure certains d'office. Cependant, cette approche a pour inconvénient de voir apparaître des pratiques telles que le "Greenwashing". Cette dernière revient à conduire des actions conduisant à polir l'image de l'entreprise vis-à-vis des problématiques environnementales et sociétales. L'industrie du tabac, ces dernières décennies, a conduit beaucoup d'actions sociales et philanthropiques afin de polir son image et sa mauvaise réputation. Ces dernières peuvent avoir des impacts substantiels sur sa notation ESG malgré les conséquences de ses produits sur la société (addiction, danger pour la santé, etc.). Dans l'approche exclusive, le Greenwashing n'aurait pas du tout d'effet.

Il existe aussi d'autres types de formes d'intégration de la dimension ESG dans l'investissement tels que l'approche thématique et l'engagement actionnarial. Le premier vise à sélectionner des entreprises engagées dans un même objet (énergies renouvelables, climat, santé, etc.). Quant à l'engagement actionnarial, il s'agit pour les investisseurs d'utiliser leur droit de vote lors des assemblées générales afin d'imprimer leurs principes et exigences de nature ESG dans la politique de gestion de l'entreprise.

2.2.1.2 Appréhension de la problématique ESG au sein des investisseurs

Les investisseurs ne constituent pas un groupe homogène, lorsque la dimension ESG est en jeu. En effet, les chercheurs ont longtemps étudié le comportement des investisseurs sur les marchés financiers tout en les considérant comme un groupe quasi homogène avec la même logique dans leur processus de décision. S'il est vrai qu'ils poursuivent tous un objectif de gain financier, leurs décisions sont souvent affectées par leur sensibilité aux questions liées à l'environnement, la société et la gouvernance d'entreprise. Certains sont plus sensibles que d'autres par rapport à ces questions et seront amenés à accepter des compromis financiers afin de voir leurs aspirations prises en compte. Par rapport à la sensibilité à la norme ESG, on peut ainsi distinguer deux catégories d'investisseurs : que sont les investisseurs conventionnels ou mainstream et les investisseurs socialement responsables. Dans cette sous-partie, il est question de revisiter la littérature sur la sensibilité des investisseurs par rapport à la norme ESG ainsi que leur segmentation.

2.2.1.2.1 Segmentation des investisseurs selon leurs comportements

La segmentation des investisseurs suivant leurs comportements d'investissement n'est pas un exercice nouveau dans la littérature. Les chercheurs, dans leur quête de vouloir comprendre les mécanismes et logiques qui sous-tendent les fluctuations des marchés financiers, se sont toujours intéressés aux comportements des principaux acteurs de ces derniers, à savoir les investisseurs. Il est toujours apparu de plus en plus clair que les investisseurs ne formaient pas un groupe homogène suivant leurs comportements ou style d'investissement. Considérons d'abord la longue et riche littérature sur le contenu informationnel des postes comptables et financiers. L'absence d'unanimité dans ce sens témoigne quelque part de l'hétérogénéité des investisseurs. Par exemple, tandis que beaucoup accorderont plus d'importance au résultat net ou encore aux capitaux propres, d'autres se baseront sur la valeur des dividendes pour juger de l'opportunité d'investissement. Les choix de portefeuille sont étroitement liés à des

caractéristiques intrinsèques aux individus. Cronqvist et al. (2015) ont réalisé une étude sur le style d'investissement (actions de valeurs vs actions de croissance) afin d'élucider les facteurs à la base de cette différenciation. Leurs résultats ont montré que la préférence pour les actions de croissance ou de valeur renferme une base biologique, dans le sens où un biais s'établit dès la naissance et conditionne le style de l'individu. Ils ont aussi trouvé que l'environnement dans lequel on grandit et le cours de la vie conditionnent aussi le style d'investissement. En effet, un individu ayant grandi dans un environnement macroéconomique austère (dépression, récession, etc.) tend à porter son choix sur les actions de valeur. Les individus avec plus de capital humain (formation, éducation, etc.) miseront plus sur les actions de croissance. L'économie comportementale, notamment la finance comportementale, s'est beaucoup investie sur cette question d'hétérogénéité des investisseurs. Plus nous connaitrons sur les caractéristiques et motivations des investisseurs, mieux nous comprendront les rouages des marchés financiers.

La segmentation des individus est encore plus prononcée lorsque la dimension ESG entre en jeu. Elle est étroitement liée à la sensibilité qu'entretient chaque segment d'individus aux questions environnementales, sociales et de gouvernance d'entreprise. Une des premières études (si ce n'est la première) à énoncer une catégorisation des investisseurs sur la base de leur sensibilité vis-à-vis de la dimension ESG est celle de Belkaoui (1976). Ce dernier, en tentant de déterminer les effets de la divulgation des informations sur la pollution des entreprises sur les marchés financiers, a trouvé, entre autres, l'existence d'une catégorie d'investisseurs qu'il taxe d'"éthique". Belkaoui les désignent comme étant en grande partie responsables des fluctuations de court terme. Ces derniers sont décrits comme étant des investisseurs qui évitent des placements ou investissements pour des raisons purement éthiques. C'est dans ce sens que Belkaoui préconise que les entreprises adaptent une politique visant à exécuter des dépenses pour lutter contre la pollution et à divulguer ces informations aux actionnaires. Ceci aura pour effet de satisfaire un plus grand nombre d'investisseurs, notamment les investisseurs éthiques. McLachlan et Gardner (2004) quant à eux ont proposé une étude de comparaison entre les investisseurs socialement responsables et les investisseurs conventionnels. Une description de leur profil a été faite afin d'identifier les différences dans leurs caractéristiques et leurs motivations. Toutefois, il est forcé de constater que la littérature existante reste dominée par les études n'ayant pas fait de catégorisation au sein des investisseurs et ayant considéré ces derniers au sens large du terme.

2.2.1.2.2 **Sensibilité des investisseurs à la norme ESG**

L'évolution de l'investissement, le contexte et les mutations du monde d'aujourd'hui ont amené les agents économiques, plus particulièrement les investisseurs, à essayer de concilier les problématiques environnementales, sociétales, de gouvernance et de rentabilité financière. L'investissement se trouve aujourd'hui étroitement lié à la sensibilité par rapport à la dimension ESG. Toutefois, contrairement à ce que prétend beaucoup d'études, les investisseurs ne constituent pas un groupe homogène. En effet, la plupart des études considèrent les investisseurs au sens large en essayant de comprendre les mécanismes de fonctionnement des marchés financiers et leur processus de prise de décision. Ce postulat est d'autant plus erroné quand la dimension ESG entre en jeu. Les investisseurs ont leurs sensibilités qui leur sont propres par rapport à cette dimension. La sensibilité des investisseurs conventionnels n'est pas la même que celle que l'on retrouve chez les investisseurs socialement responsables. Encore mieux, elle n'est pas homogène au sein même des investisseurs socialement responsables (Escrig-Olmedo et al., 2017). Les motivations ne convergent pas nécessairement, mais aussi les préférences ne sont pas toujours pareilles. Certains sont plus sensibles aux émissions de CO2 ou aux énergies renouvelables, tandis que d'autres seront plus penchés vers les problématiques de genre et de race. Trinks et Scholtens (2015) affirment que les décisions d'investissement sont de plus en plus devenues le miroir des valeurs, principes et croyances personnels des différents investisseurs. Toutefois, il n'est pas question ici, dans cette étude, d'opérer une quelconque différenciation au sein des ISR, mais plutôt de les considérer comme une entité distincte de l'autre entité qui regroupe les investisseurs conventionnels. Il est bien aussi de signaler que le modèle que nous allons construire dans cette étude n'implique pas pour autant une homogénéisation des ISR, mais donne plutôt un certain degré de liberté à leurs préférences. La différence de sensibilité entre les ISR et les investisseurs conventionnels est ainsi directement corrélée à leur appréhension respective vis-à-vis de la dimension ESG.

En effet, les principaux détracteurs de la prise en compte de la dimension ESG dans l'investissement évoquent généralement deux types d'arguments, à savoir l'argument du coût et l'argument de la contrainte ou du biais de sélection. Dans le premier argument, certains auteurs dénoncent le caractère onéreux voire exorbitant de l'investissement socialement responsable. Déjà, dès le début des années 1970, l'on pouvait lire sur les colonnes du journal New York Times la célèbre citation : "La responsabilité sociétale d'une entreprise est de créer du profit". Cette dernière émane du renommé économiste Milton Friedman qui s'érigeait farouchement contre l'intégration des questions de type ESG dans la politique de gestion des entreprises. Il

étayait sa thèse en affirmant que tout effort d'une entreprise en vue de relever ses standards ESG se verrait ensuite institutionnalisé afin d'en tirer plus de gains financiers. Ceci aura tendance, in fine, à détourner les efforts de la RSE des véritables problématiques, à savoir la protection de l'environnement, de la société et l'instauration d'une bonne gouvernance d'entreprise. D'autres auteurs évoque le coût comme obstacles majeurs à l'investissement éthiques Munnell (1983), Lamb (1991), Tippet (2001). Ils pointent du doigt la présence de coûts de transaction, de frais de gestion et aussi le fait que les informations en rapport avec la dimension ESG sont plus difficiles à acquérir donc plus coûteuses. Tout ceci tend à renchérir le coût de l'investissement éthique et, à terme, à rendre la détention d'un portefeuille socialement responsable peu attractive d'un point de vue purement financier. Toutefois, il est forcé de constater que toutes ces études ont été faites dans un contexte où le progrès technique et communicationnel n'était pas à son meilleur niveau, comme on peut le noter aujourd'hui. L'essor de l'internet et l'immense progrès des entreprises dans la divulgation de leurs informations à caractère ESG tendent ainsi à annihiler progressivement ces coûts de transactions. Le deuxième argument des détracteurs de l'ISR trouve sa source dans la théorie de Markowitz (1952). Dans cette dernière, l'efficience d'un portefeuille financier est en grande partie fonction de son degré de diversification. En théorie, plus un portefeuille est diversifié, mieux c'est. Toutefois, l'ISR réduit le champ de sélection des biens d'investissement (Cummings, 1997) en choisissant d'exclure tous les actifs qui présentent une faible conformité à la norme ESG. Il est clair que sous cet angle, les facteurs ESG constituent une contrainte pour l'investissement. D'autant plus que de nos jours, un manquement ou non-respect conduirait à des sanctions sous formes de pénalités, d'indemnisations, de boycott. Ces derniers ont tous pour conséquences, in fine, la réduction de la rentabilité. Les investisseurs conventionnels se retrouvent plus dans ce schéma de prise de décision où ils sont essentiellement orientés vers la rentabilité, ce qui les amène aussi quelque part à développer une quelconque sensibilité pour les facteurs ESG par peur de ses répercussions sur leur retour d'investissement.

Les défenseurs de la dimension ESG, quant à eux, arguent que l'intégration des facteurs ESG dans l'investissement est créatrice de richesse. D'ailleurs, le respect de cette norme est le seul garant d'une rentabilité durable. De plus, il existe d'autres sources de satisfaction dans ce type d'investissement en dehors de celle que procure la rentabilité. En effet, adopter une telle démarche d'investissement permet de véhiculer ses principes et valeurs dans les marchés financiers et confère un sentiment de bienfaisance et d'altruisme. Il est ainsi question ici d’impacter positivement sur les questions environnementales, sociétales et de gouvernance afin

de catalyser ou propulser le changement vers un monde meilleur. Toutefois, la question de la rentabilité demeure toujours légitime puisqu'il s'agit encore d'une question d'investissement plutôt que d'un acte charitable. L'investissement est instrumentalisé pour des raisons tout à la fois altruistes et financières. C'est dans ce schéma que l'on retrouve naturellement les ISR. La dimension ESG y est considérée comme une opportunité. Une fois encore, la sensibilité par rapport à cette dimension va jouer un grand rôle au sein de ce groupe. Plus elle augmente, plus l'individu aura davantage d'exigences par rapport à la conformité ESG. Il a même été documenté dans la littérature que cette sensibilité peut amener un investisseur à renoncer à une partie de la rentabilité financière au profit de meilleurs standards ESG. Plus de précisions sur ce point seront évoquées dans la sous-partie qui suit, où l'on va dresser le portrait des ISR et discuter de leurs motivations.

2.2.2 Logiques sous-jacentes du processus de prise de décision des différents types investisseurs

Dans cette partie, on va aborder en profondeur les mécanismes du processus de prise de décision d'investissement. Il est question d'identifier la logique qui sous-tend la prise de décision de chaque type d'investisseurs. Pour cela, il est important d'abord de dresser le profil de chaque catégorie d'investisseurs et de décrire leurs motivations respectives. Enfin, nous essayerons de revisiter la littérature sur les modèles de comportements d'investisseurs en vue d'identifier leurs points forts et leurs limites afin d'ouvrir les perspectives pour la formulation de notre modèle d'étude.

2.2.2.1 Investisseurs Conventionnels vs investisseurs socialement responsables : portraits, spécificités et logiques d'investissement

Les investisseurs conventionnels et les ISR ont des profils différents et poursuivent aussi des motivations distinctes. Il est alors intéressant de dresser leur profil afin de déceler les points de convergence et aussi ceux de divergence. Comprendre les logiques sur lesquelles se fondent ces deux catégories d'investisseurs est primordial pour la formulation de leur modèle respectif d'investissement.

2.2.2.1.1 Les investisseurs conventionnels ou mainstream

Par investissement conventionnels ou mainstream, on entend le type d'investissement dont le but ultime n'est rien d'autre que la maximisation du profit. En d'autres termes, c'est le type

d'investissement dans le sens de M. Friedman. Ce dernier juge que la RSE n'est pas du ressort de l'entreprise et que cette dernière devrait se concentrer exclusivement à accroître la richesse des actionnaires. Toutefois, force est de constater que le contexte dans les années 1970 et celui d'aujourd'hui sont tout à fait différents. De nos jours, une telle perception de la RSE, quelque part, occulte le but tant recherché de maximisation du profit. En effet, la prise de conscience sur ce point, dopée par les problématiques de durabilité, de changement et réchauffement climatique, entre autres, tend profondément à remettre en cause la thèse de Friedman. Aujourd'hui, les entreprises sont contraintes d'intégrer la dimension ESG dans leur politique de gestion si elles veulent toujours accroître la richesse de leurs actionnaires, notamment sur le long terme. Il en ressort que l'investissement conventionnel ne peut se démarquer aujourd'hui de cette dimension.

Il existe dans la littérature nombre d'évidences sur les impacts de la dimension ESG sur la rentabilité. Dans un régime de quotas d'émissions de CO2, par exemple, le fait d'acquérir beaucoup de permis d'émissions de carbone engendre une évaluation à la baisse de la valeur actionnariale de l'entreprise (Johnston et al., 2008 ; Chapple et al., 2013, et Clarkson et al., 2015). Pour Matsumura et al. (2014), les entreprises de l'indice S&P500 perdent en moyenne 212$ de leur valeur actionnariale pour chaque tonne de CO2 émise. Griffin et al. (2017) l'ont évalué à 79$ pour chaque tonne de CO2 émise pour ces mêmes entreprises. De plus, il se pose un problème de réputation pour les entreprises qui se font sanctionner pour manquement ou non-conformité à la réglementation ESG. Une mauvaise réputation, in fine, réduit la rentabilité. Blacconiere et al. (1994) se sont intéressés à la situation boursière au lendemain de l'incident Bhopal. Leurs résultats ont montré que les entreprises, qui divulguaient des informations environnementales liées à leurs activités avant l'incident Bhopal, avaient acquis une bonne réputation au sein des investisseurs et le cours de leurs actions avait enregistré moins de fluctuations boursières. Par contraste, les entreprises qui avaient enregistré un fort ratio entre les revenus issus des segments d'exploitations chimiques sur le total des revenus étaient beaucoup plus volatiles. On observe le même type de réaction (quoique souvent de moindre intensité) lors d'un manquement dans le volet sociétal. Par exemple, une violation sur la santé et la sécurité du travail engendre aussi une diminution de la profitabilité (Fry et Lee, 1989 ; Heaney et Irlicht, 2007). Sur un échantillon de 500 entreprises américaines, Becker et Huselid (1998) ont démontré que celles qui investissent dans l'amélioration du capital humain (sous forme de formation, meilleure communication) enregistrent plus de productivité et de rentabilité. Les résultats de Bauer, Günster et Otten (2005) ont montré que les entreprises qui

ont les meilleures pratiques en termes de gouvernance d'entreprise ont une meilleure évaluation actionnariale.

Ainsi, s'il était possible pour l'investisseur conventionnels d'ignorer la RSE dans le contexte de Friedman, il lui est aujourd'hui impossible, si bien évidemment sa poursuite de maximisation de profit demeure inchangée. Toutefois, le caractère onéreux et exorbitant des efforts de conformité conjugués aux dépenses d'investissement en rapport avec la dimension ESG pèse sur la décision de l'investisseur conventionnels. Ainsi, son engagement dans ce sens n'est intéressant pour lui que si la profitabilité marginale est supérieure aux dépenses effectuées pour une telle politique. Son engagement n'est pas nécessairement lié à l'amélioration et au progrès dans les problématiques d'ordre ESG, mais plutôt à des fins pécuniaires, soit en se protégeant des pénalités ou sanctions dans le cas d'une non-conformité, soit en l'utilisant comme outil d'investissement capable de créer de la valeur.

2.2.2.1.2 **Les investisseurs socialement responsables**

Étant donné que l'on a déjà évoqué plus haut la définition de l'investissement socialement responsable, ses origines et ses formes, nous nous attarderons ici sur les traits caractéristiques des ISR et leurs motivations.

Beaucoup d'études se sont penchées sur les caractéristiques des ISR. Il en ressort que cette catégorie d'investisseurs présente une particularité de nature démographique. En effet, l'âge, le genre et le niveau d'instruction constituent des facteurs majeurs qui singularisent cette catégorie par rapport à la catégorie des investisseurs conventionnels (Rosen et al., 1991 ; Beal et Goyen, 1998 ; Greene, 2001 ; Hayes, 2001 ; Cheah et al., 2011 etc.). Hayes (2001) a conclu que les investisseurs dont l'âge est compris entre 18 et 24 ans ont plus tendance à placer les questions d'ordre environnemental et de citoyenneté au-dessus de la question de création de richesse comparés à leurs aînés. Les travaux de Beal et Goyen (1998) ont conclu que l'investissement éthique attire plus les femmes, les personnes âgées et les personnes de niveau d'instruction élevé. Cheah et al. (2011) partagent le même avis sur le genre et le niveau d'éducation. Pour Rosen et al. (1991) et Hayes (2001), les jeunes et les personnes de niveau d'éducation élevé ont plus tendance à figurer dans la catégorie des investisseurs éthiques. Du point de vue comportemental, O'Neil and Pienta, 1994 profilent les ISR comme étant des personnes qui ont plus tendance à être altruistes, contrairement aux autres qui ont tendance à être plus individualistes. Cette distinction permet de faire la transition aux motivations des ISR, et elle

tend à mieux les expliquer. Il existe deux principales thèses qui expliquent les motivations des ISR :

- *La motivation est purement altruiste* : Certains investisseurs ressentent du bien-être ou de la satisfaction à investir de façon responsable. Cela leur procure un sentiment de bienfaisance et une bonne image (Bénabou and Tirole, 2010). Par ailleurs, il est même évoqué, dans certains cas, que des ISR se vantent auprès de leurs pairs de leur mode d'investissement. Ce dernier leur procure un sentiment de grandeur auprès de leurs semblables. Pour Nilsson (2008), les ISR poursuivent une logique altruiste (protection de l'environnement, de la société) et l'effectivité de leur investissement est un facteur déterminant. En effet, Nilsson trouve que les ISR ne sont enclins à investir que si l'effectivité de leurs actions est assurée. Par exemple, un placement dans une entreprise n'est intéressant pour eux que s'il ouvre une piste réelle pour l'amélioration des conditions de travail, de la protection de l'environnement. Les conclusions de Palacios-Gonzalez et Chamarro-Merra (2018) convergent aussi vers celles de Nilsson (2008) sur le caractère primordial de l'effectivité de l'engagement, sans quoi, l'investissement socialement responsable resterait sans attraits. Dans cette thèse, la dimension ESG prend le dessus sur la profitabilité. Il est ainsi documenté que la poursuite de but altruiste peut amener les ISR à renoncer à une partie de leur profit au profit de meilleurs standards ESG (Nilsson, 2009 ; Rosen et al., 1991 ; Riedl et Smeet, 2017).

- *La motivation est à la fois altruiste et financière* : la dimension ESG est érigée au même niveau d'importance que la profitabilité (Nilsson, 2008 et 2009). Jonwall et al., ont fait une étude sur l'investissement socialement responsable en Inde et ont conclu que ses adhérents sont foncièrement attachés aux questions de RSE, mais pas au point d'accepter de sacrifier une part du profit. Enfin, Borgers et Pawnell (2014) ont souligné que les investisseurs éthiques sont capables de prendre de bonnes décisions d'investissement tout en incluant simultanément les questions sociales et environnementales. Ici, on constate que la fonction d'utilité est conditionnée à la fois par l'altruisme et la rentabilité.

Il ressort de cette description que ces deux thèses ne sont pas irréconciliables ou mutuellement exclusives. A notre avis, la première exagère l'importance de la dimension ESG par rapport à la rentabilité, tandis que la deuxième peine à placer la dimension ESG sur un cran au-dessus de la rentabilité. En effet, si tout ce qui intéresse les ISR, c'est la poursuite d'un but purement altruiste ou d'un sentiment de bienfaisance, alors cette action rentre plutôt dans le domaine de la charité ou de la donation. Cette dernière procure les deux sentiments, mais est dépourvue de capacité de rentabilité. L'investissement socialement responsable demeure un "investissement",

donc par essence il est inféodé à une poursuite de rentabilité. De plus, si la dimension ESG est placée au même niveau que la rentabilité financière et que les ISR ne sont pas prêts à renoncer à une partie de leur rentabilité au profit de meilleurs standards ESG, alors l'investissement socialement responsable ne peut constituer un engagement et l'on resterait dans un cas de figure similaire à l'investissement conventionnel. D'ailleurs, cette thèse occulte celle qui stipule que les ISR ont pour filtre primaire les indicateurs de la dimension ESG et aussi celle qui stipule que les ISR acceptent de payer plus pour détenir un portefeuille socialement responsable. Ces deux thèses stipulent clairement que pour les ISR, la dimension ESG est au-dessus de la profitabilité. En définitive, la thèse la plus juste que l'on peut retenir est que les ISR sont à la fois intéressés par la dimension ESG et la rentabilité, mais la première est à un niveau plus élevé que la seconde. En d'autres termes, leur fonction d'utilité est davantage conditionnée par le sentiment d'altruisme que par la rentabilité.

Il ressort du profil dressé des deux types d'investisseurs des points de convergence et des points de divergence. Un des points majeurs de convergence de ces deux types d'investisseurs réside dans le fait qu'ils intègrent tous la rentabilité et la dimension ESG dans leur processus de prise de décision. Toutefois, la ligne de démarcation se situe dans leur appréhension de ces deux aspects. Les investisseurs mainstream tendent plus à voir la dimension ESG comme un investissement qu'ils essaient de rentabiliser, dans le sens où cela peut donner lieu à la découverte d'autres marchés ou produits, et peut leur faire éviter des pénalités avec de lourdes répercussions sur le profit.

2.2.2.2 Modèles de comportements des différents types d'investisseurs

L'un des objectifs majeurs de notre étude étant d'établir un modèle de prise de décision d'investissement pour chaque catégorie d'investisseurs, il apparaît très important pour nous de revisiter la littérature sur les modèles existants. Cela permettra d'identifier les points forts mais aussi les limites. Des perspectives pourront par la suite être dégagées afin d'ouvrir la voie à l'établissement et à la formulation de notre modèle d'étude.

2.2.2.2.1 Modèles de comportements des différents types d'investisseurs : Revue de la littérature

La prise de décision d'investissement n'est pas facile à modéliser. Il y a beaucoup de facteurs qui sont en jeu et qui revêtent un caractère purement subjectif. En plus, l'hétérogénéité des investisseurs rend la tâche encore plus rude. En effet, ce qui contente un investisseur donné peut

être aux antipodes de ce qui contente un autre. La fonction objective devient alors très difficile à établir. Dans un contexte d'intégration de la dimension ESG, il devient presque impossible d'avoir un modèle représentatif de toute la classe des investisseurs. Comme évoqué plus haut, la sensibilité ESG n'est pas identique chez tous les types d'investisseurs. La fonction objective, qui est ici fonction de l'utilité (maximiser la satisfaction), tirée des décisions d'investissement, ne peut pas être la même chez les investisseurs conventionnels et les ISR. Il est alors beaucoup plus logique et rationnel d'avoir un modèle de comportements pour chacun de ces types d'investisseurs. La littérature livre quelques études qui se sont efforcées d'établir des modèles de comportements d'investissement.

Dupré et al. (2009) se sont intéressés aux mécanismes d'intégration de l'éthique par les investisseurs dans les marchés financiers. Ils proposent un modèle d'économie qui intègre deux types d'investisseurs : (1) les investisseurs à fibre sociale (qui intègrent la dimension éthique dans leur prise de décision) et (2) les investisseurs purement financiers (i.e. ceux sans fibre sociale) basés sur une fonction d'utilité de consommation de titres financiers. Les agents cherchent à maximiser leur utilité sous contrainte de leur budget (revenus). Le programme d'optimisation de leur utilité est fonction de leurs choix de consommation et de leurs choix d'investissement (ils investissent toutes leur épargne dans les actions des entreprises). Pour cela, Dupré et al. (2009) identifient deux périodes. Dans la première, les agents consomment une partie de leurs revenus et investissent le reste dans des actifs financiers. Dans une deuxième période, les entreprises rentabilisent leurs investissements et les agents liquident leur portefeuille pour à nouveau consommer. L'idée est de déterminer les conditions d'équilibre du marché qui résultent de la confrontation entre la demande de titres financiers par les investisseurs et l'offre des entreprises afin d'analyser et de comprendre l'évolution du cours des titres financiers.

Leurs résultats montrent que l'équilibre des cours des actifs financiers est de plus en plus tributaire des exigences des investisseurs d'ordre extra-financier telles que l'éthique. D'abord, la disponibilité d'une notation éthique pousse les investisseurs à fibre sociale à entrer sur le marché, ce qui accroît la demande de titres éthiques et, par conséquent, diminue sa rentabilité. Ce différentiel de prix ne se justifie que si les investisseurs valorisent plus le comportement éthique des entreprises au détriment de la rentabilité. Ceci constitue le coût de l'éthique. Ainsi, plus le nombre d'investisseurs à fibre sociale est important dans cette économie, plus la hausse de prix est importante. Vu de la perspective des entreprises, cette hausse des prix des actifs éthiques correspond à une réduction du coût du capital. L'éthique devient alors très avantageuse

à leurs yeux et les entreprises non éthiques auront tendance alors à le reconsidérer dans leur stratégie de gestion. C'est ce que Dupré et al. (2009) ont appelé dépenses de "mise en conformité". Ce mécanisme d'afflux vers l'éthique continue jusqu'à ce que ces dépenses de mise en conformité s'équilibrent avec la réduction du coût du capital. Ainsi, d'après ces auteurs, les agents sont capables « d'infuser » l'éthique dans les marchés financiers et d'obliger les entreprises à s'en approprier dès lors qu'une notation éthique est disponible. Beltratti (2003 propose un modèle avec deux catégories d'investisseurs (l'un socialement responsable et l'autre non) et deux types d'entreprises (l'une est éthique et l'autre non). C'est aussi un modèle d'équilibre général avec deux périodes, dans lequel les agents cherchent aussi à maximiser leur utilité en fonction de leurs choix de consommation et d'investissement. Leur modèle théorique a pu être testé via des simulations à l'aide d'exemples numériques. Leurs résultats, par contre, font état de plus de scepticisme à l'égard de l'ampleur des effets des ISR sur les marchés financiers. En effet, ils ont pu prouver que l'impact de l'éthique sur la hausse du cours des actifs financiers n'est substantiel que si les investisseurs éthiques sont assez nombreux dans l'économie. Baron (2005) s'est quant à lui évertué à tester le postulat de Milton Friedman sur la RSE. Il identifie les entrepreneurs qui créent les entreprises et les managers qui ont pour rôle de maximiser la valeur de l'entreprise pour les premiers. Les entrepreneurs pourront par la suite utiliser une portion de cette richesse générée pour faire du social s'ils le souhaitent. Friedman trouve très important de séparer l'acte de maximiser le profit - qui est exclusivement du ressort de l'entreprise via ses managers - et celui de faire du social - qui est du ressort des entrepreneurs s'ils le souhaitent. Baron (2005) imagine une économie où il y a deux types d'entreprises : celles qui ne s'occupent que de maximiser leur profit et celles qui intègrent des considérations sociales. Dans son modèle théorique, l'investissement socialement responsable constitue une alternative aux dons personnels pour les agents. Ces derniers ont une fonction d'utilité qui est fonction de leur consommation de biens et des dons personnel. Quoique l'auteur ne construise pas deux modèles séparés pour les investisseurs conventionnels et les ISR, le modèle théorique proposé permet tout de même d'en identifier les comportements (puisque le modèle considère que les agents sont identiques, exception faite pour leur préférence sur l'engagement de l'entreprise pour les questions sociales. Un des enseignements majeurs que l'on peut tirer de cette étude est que l'investissement socialement responsable n'est pas un substitut parfait aux dons personnels.

Beaucoup d'autres études existent dans la littérature analysant l'investissement socialement responsable par rapport à l'investissement conventionnel. Toutefois, ce sont pour l'écrasante majorité des études de rentabilité de portefeuilles ou d'actifs socialement responsables (Derwall,

2005 ; Bauer et al. 2005 ; Epstein et Schneider 2008 ; Revelli et Viviani, 2012 etc.) ou des études de caractéristiques et facteurs qui influencent l'investissement socialement responsables, comme évoqué plus haut. Ces études sont très importantes et intéressantes dans la compréhension de ce type d'investissement relativement à l'investissement conventionnel. Elles permettent aussi de mieux comprendre et identifier les ISR. Toutefois, leurs limites émanent du fait qu'elles n'éclairent pas trop le processus de prise de décisions puisqu'elles ne permettent pas une modélisation des comportements des différents types d'investisseurs. Ceci est très important si l'on veut mieux connaître les mécanismes qui dictent l'infusion de ces types d'investissement dans les marchés financiers. Ces limites seront plus amplement discutées dans la partie qui suit.

2.2.2.2.2 **Enseignements, limites et perspectives**

Ici, il s'agit d'analyser et synthétiser toutes les études que l'on a vues jusqu'ici afin de tirer les enseignements, d'en identifier les limites et de définir les perspectives pour notre présente étude. La littérature existante sur l'analyse de l'investissement socialement responsable par rapport à l'investissement conventionnel nous renseigne sur plusieurs points. D'abord, la dichotomie entre l'investissement socialement responsable et l'investissement conventionnel est réelle. L'existence des ISR est aussi bien documentée et réelle. L'investissement socialement responsable n'est pas comparable aux biens sociaux (les dons, les œuvres philanthropiques). Ces adhérents sont en quête d'une satisfaction sociale ou morale en s'engageant dans des questions d'ordre environnemental, social et de gouvernance, mais de rentabilité. La première a toutefois la primeur sur la seconde. C'est pourquoi la question d'effectivité de l'engagement a souvent été évoquée comme facteur clé de ce type d'investissement. L'investissement conventionnel, qui repose sur la poursuite égoïste du profit, ne peut de nos jours ignorer la dimension ESG, de plus en connectée à la rentabilité. D'une part, la conformité à la dimension ESG est très coûteuse et son apport n'est pas pour autant aussi conséquent pour la rentabilité. D'autre part, la non-conformité à la dimension ESG peut engendrer des coûts sous forme de pénalités, sanctions, boycotts, encore beaucoup plus substantiels que les dépenses de conformité. Elle constitue plus ou moins une contrainte pour les investisseurs conventionnels.

Toutefois, on peut aussi observer des limites sur plusieurs points. D'abord, la plupart des études se limitent dans le contexte des fonds d'investissement (socialement responsables et conventionnels). Ceci peut donner lieu à une mauvaise représentation de la problématique. Cette dernière peut se matérialiser sous forme d'une surestimation de l'ampleur des effets de la dimension ESG sur l'investissement (surperformance par rapport à l'investissement

conventionnel, exagération des rendements anormaux suite à une variation des standards ESG, etc.) La mauvaise représentation peut aussi être sous forme d'une sous-estimation de l'ampleur des effets de la dimension ESG (contre-performance de l'ISR par rapport à l'investissement conventionnel, impacts non significatifs de l'investissement socialement responsable etc.). De l'autre côté, les études faites dans le contexte des marchés financiers ne font pas de différenciation au sein des investisseurs. Elles ne permettent pas de comprendre les mécanismes intrinsèques des marchés financiers dans le sens où, ils ne permettent pas de savoir la vraie source des fluctuations. En effet, les marchés financiers fonctionnent sur la base d'informations et chacune d'elle, est intégrée dans le cours des actions. Il est dès lors primordial de connaître la sensibilité de chaque type d'investisseurs par rapport aux informations divulguées, ou inversement la valeur du contenu informationnel de chaque poste financier ou extra-financier pour les différents types d'investisseurs. Il serait alors davantage possible de comprendre et pouvoir imputer les différentes variations des cours. Les entreprises, quant à elles, pourront aussi revoir leur politique de gestion en intégrant ces feed-back des marchés financiers pour contenter un plus large nombre d'investisseurs. Tout ceci implique bien évidemment, au préalable, une bonne différenciation au sein des investisseurs sur la base de leur sensibilité respective.

Enfin, les modèles qui font la discrimination claire au sein des investisseurs adoptent une approche utilitaire. Cette approche est souvent assortie d'un grand nombre d'hypothèses pour que les modèles tiennent et qu'ils aient du sens. Leurs applications numériques restent aussi très problématiques. Ce sont ainsi des modèles très subjectifs. De plus, il est bien documenté que les ISR tirent une satisfaction sociale ou morale de leur engagement. Celle-ci n'est pas facile à incorporer dans le modèle puisqu'elle n'est pas quantifiable. Ce qui rend davantage l'approche utilitaire subjective et impossible à résoudre.

C'est pourquoi, nous avons choisi de construire un modèle qui repose sur une approche d'optimisation basée sur une analyse rendement-risque plutôt que sur une approche utilitaire. Notre modèle est basé sur la méthode DEA et repose sur le comportement de chaque groupe d'investisseurs. Elle permet ainsi de faire moins d'hypothèses possibles et constitue donc une approche beaucoup plus objective. D'après les informations collectées à travers la littérature existante en rapport sur les comportements et logiques des investisseurs, il est plus facile de construire un modèle de prise de décisions pour chaque type d'investisseurs.

La formulation de ce dernier ainsi que sa définition feront l'objet du chapitre suivant. Mais tout d'abord, il est très important de définir et comprendre le contexte de l'étude qui porte sur

l'industrie chimique. Ce dernier est un secteur très particulier du fait de la nature de ses activités et de sa place dans la chaîne de valeur. De plus, c'est un secteur très sensible à la dimension ESG. Ainsi, il est primordial de bien le connaître et de bien pouvoir y situer la problématique ESG.

2.3 Portée et pertinence de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : Zoom sur l'industrie chimique

L'approche managériale et stratégique des entreprises a beaucoup évolué ces dernières décennies. La prise en compte de toutes les parties prenantes de l'entreprise est devenue aujourd'hui une question primordiale. Ainsi, nous sommes passés du paradigme de maximisation du profit à tout prix à l'intégration progressive et de plus en plus prononcée de davantage de transparence, de vertus et de respect des normes environnementales et sociétales. Cette transition ne saurait avoir de succès que si les entreprises de tous les secteurs s'engagent dans cette direction. L'industrie de la chimie, de par sa nature, sa position et sa portée, doit encore plus jouer un rôle charnière dans cette mutation. En effet, elle est l'une des plus grandes et importantes industries du secteur productif. Les biens qu'elle produit (polymères, engrais, produits phytosanitaires, plastique, peintures, etc.) sont nécessaires voire même vitaux pour les besoins de l'homme et aussi vitaux pour les besoins d'autres industries (agricole, pharmaceutique, cosmétique, des biens de consommation, du bâtiment, de l'automobile, de l'emballage). Elle occupe ainsi une position pivotale sur la chaîne de valeur de l'industrie manufacturière. Cette position lui confère davantage plus de responsabilités, particulièrement par rapport à l'environnement, à la société et à la gouvernance d'entreprise (ESG). Toutefois, les facteurs ESG constituent aussi, de facto, le plus grand challenge de ce secteur vu la nature de ses activités. Les risques et pressions que subissent l'environnement et la société résultant des activités de l'industrie de la chimie sont beaucoup plus importantes relativement aux autres secteurs. La régulation de ce secteur par rapport à la RSE ainsi s'avère ainsi être très problématique et nécessite d'énormes efforts pour parvenir à de réelles réformes. Cependant, le climat de pressions et d'attentes émanant des consommateurs, des autorités de régulation et des clients industriels peut aussi s'avérer être une grande opportunité et source d'innovation pour ce secteur. En effet, l'industrie chimique est devenue aujourd'hui l'une des industries les plus innovantes. De très grands fonds sont investis chaque année dans la recherche et développement (R&D) afin de trouver de nouvelles solutions face à la hausse des exigences environnementales

et sociales. Il est intéressant maintenant de tester si tous ces efforts ont été suffisants pour conquérir la confiance des investisseurs, notamment les investisseurs éthiques (IE) ou investisseurs socialement responsables (ISR). Il est aussi important de noter que faire la distinction des investisseurs (i.e., en investisseurs mainstream et investisseurs éthiques) dans le contexte de l'industrie chimique revêt un sens particulier. En effet, d'une part, l'industrie chimique est une industrie très rentable et à fortes valeurs ajoutées. Elle a créé beaucoup de richesse ces dernières décennies malgré les crises survenues et le fait qu'elle ait beaucoup souffert de sa réputation de pollueuse et de conditions de travail dangereuses. D'autre part, c'est une industrie qui a fait beaucoup d'efforts et sacrifices ces dernières années dans le but d'adopter une démarche managériale basée sur le respect de l'environnement, la société et la bonne gouvernance. L'industrie chimique se présente aujourd'hui de plus en plus comme un secteur qui pourrait allier de façon non exclusive rentabilité et respect des normes RSE.

Dans cette section, nous présenterons le contexte en identifiant les enjeux et risques liés à la dimension ESG. Une sous-section sera allouée aux risques et pressions que l'industrie chimique exerce sur l'environnement et la société, et aussi aux attentes et exigences du public. Enfin, dans la seconde section, nous discuterons la littérature sur la performance financière et la RSE dans le contexte de cette industrie.

2.3.1 Diagnostic de l'industrie chimique : contexte, portées et enjeux ESG

Il est très important de faire l'état des lieux de l'industrie chimique sur laquelle porte notre étude. En effet, un diagnostic est nécessaire afin de mieux situer la problématique ESG dans le déroulement des activités de ce secteur.

2.3.1.1 Contexte, problématiques et enjeux ESG dans l'industrie chimique

Dans cette partie, il est question de définir l'ampleur des problématiques et enjeux de la dimension ESG dans l'industrie chimique. Cette dimension est très complexe et sensible vu la spécificité des activités de ce secteur, allant même jusqu'à sa remise en question.

2.3.1.1.1 Contexte et portée de l'industrie chimique

L'industrie chimique se définit comme étant l'ensemble des entreprises qui ont pour vocation de changer la structure chimique des matériaux naturels tels que les hydrocarbures, les minéraux

et métaux pour en dériver soit des produits semi-finis pour les industries en aval de la chaîne de valeur de l'industrie manufacturière, soit des produits finis que l'Homme utilise quotidiennement. Les produits issus de ce secteur sont omniprésents et se retrouvent partout dans la vie de tous les jours (par exemple : savon, vernis, peinture, acide, détergents...) et aussi dans la chaîne de production des autres industries (par exemple : engrais, fertilisants, oxygène, plastiques, résines, caoutchoucs synthétiques, pesticides...). Ainsi, de par sa vocation et sa portée, l'industrie chimique porte en elle le grand sacerdoce d'être au centre de la chaîne de valeur du réseau manufacturier. Les produits issus de cette dernière étant par la suite utilisés comme intrants ou matières premières par les industries agricole, pharmaceutique, cosmétique, alimentaire et agro-alimentaire, de biens de consommation, de l'automobile, de la construction, de l'emballage, pour donner des produits finis destinés à la consommation finale (Figure 4)

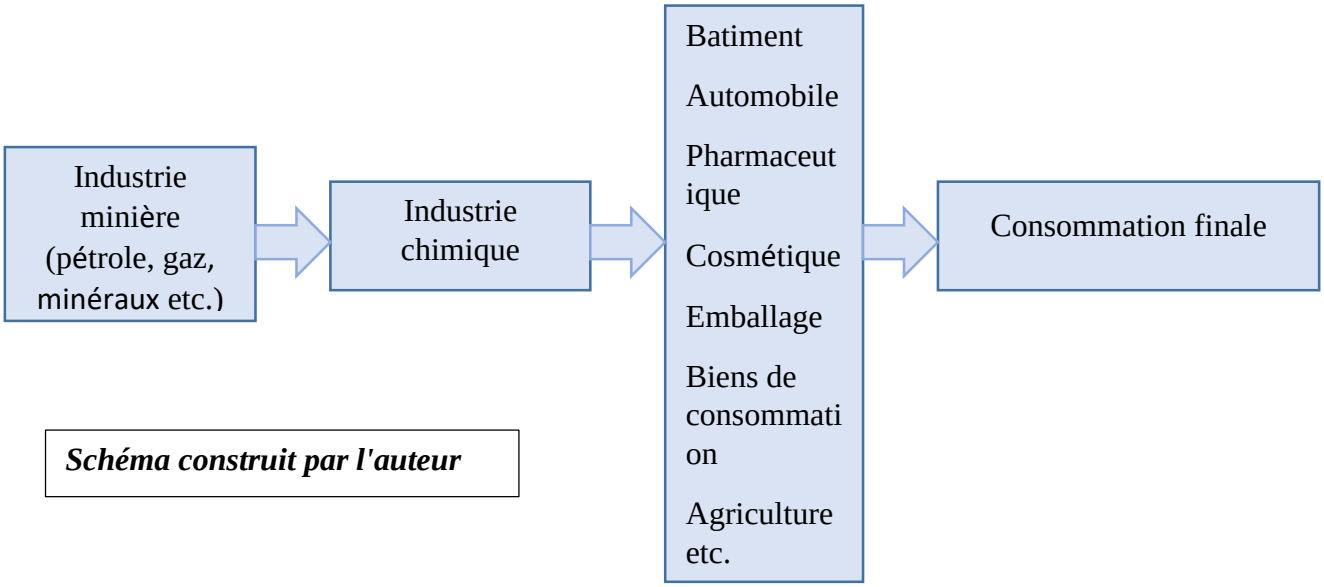


Figure 4 : Place de l'industrie chimique dans la chaine de valeur du secteur manufacturier

Oxford Economics, à la demande du Conseil International des Associations Chimiques (ICCI), a conduit une évaluation poussée de l'industrie chimique globale et de sa contribution à l'économie mondiale. D'après leur rapport, l'industrie chimique aurait directement et indirectement (à travers sa chaîne d'approvisionnement) contribué à hauteur de 5,7 trillions de dollars, soit 7 % du PIB mondial, et créé 120 millions d'emplois à travers le monde en 2017. Ces chiffres témoignent de la dimension et de l'importance de cette industrie dans le fonctionnement de l'économie mondiale. Toutefois, malgré son expansion et sa magnitude, l'industrie chimique vient aussi avec son lot de difficultés. En effet, de graves problèmes écologiques, environnementaux, de pollution, de santé et sécurité sont malheureusement très

souvent notés dans ce secteur. Elle fait face à de réels défis environnementaux, sociétaux et de gouvernance, qu'elle doit impérativement relever au péril de sa performance durable.

2.3.1.1.2 **Problématiques et risques de type ESG de l'industrie chimique**

Les risques et impacts liés aux facteurs ESG sont nombreux. Ils sont observés à trois niveaux.

- **Problématiques majeures liées à l'environnement**

L'industrie chimique rencontre des défis environnementaux majeurs qui vont à l'encontre du noyau dur de sa fonction. En effet, étant de nature très dépendante des énergies fossiles, elle est forcément exposée à une consommation excessive d'énergie et à de fortes émissions de CO2. Sa chaîne de production, aussi naturellement, engendre une quantité importante de déchets toxiques et dangereux dont le traitement et l'élimination posent d'énormes problèmes in fine. D'un autre côté, avec les projets de zéro émissions nettes (estimés à 2050 pour l'UE et les USA et 2060 pour la Chine) et la vulgarisation de l'économie circulaire, cette industrie se voit mise sous pression non seulement par les organismes de régulation mais aussi par ses clients industriels et les consommateurs finaux. En effet, ces consommateurs sont en perpétuelle demande de standards environnementaux et exercent une pression grandissante sur les différentes industries, lesquelles à leur tour exercent une pression supplémentaire sur l'industrie chimique qui leur fournit les intrants et matières premières qu'elles ont besoin pour fonctionner. Dans ce contexte, elle ne trouve d'autres alternatives que de se réinventer à travers l'innovation afin d'épurer sa chaîne de production et mieux se conformer aux exigences et attentes de toutes les parties prenantes.

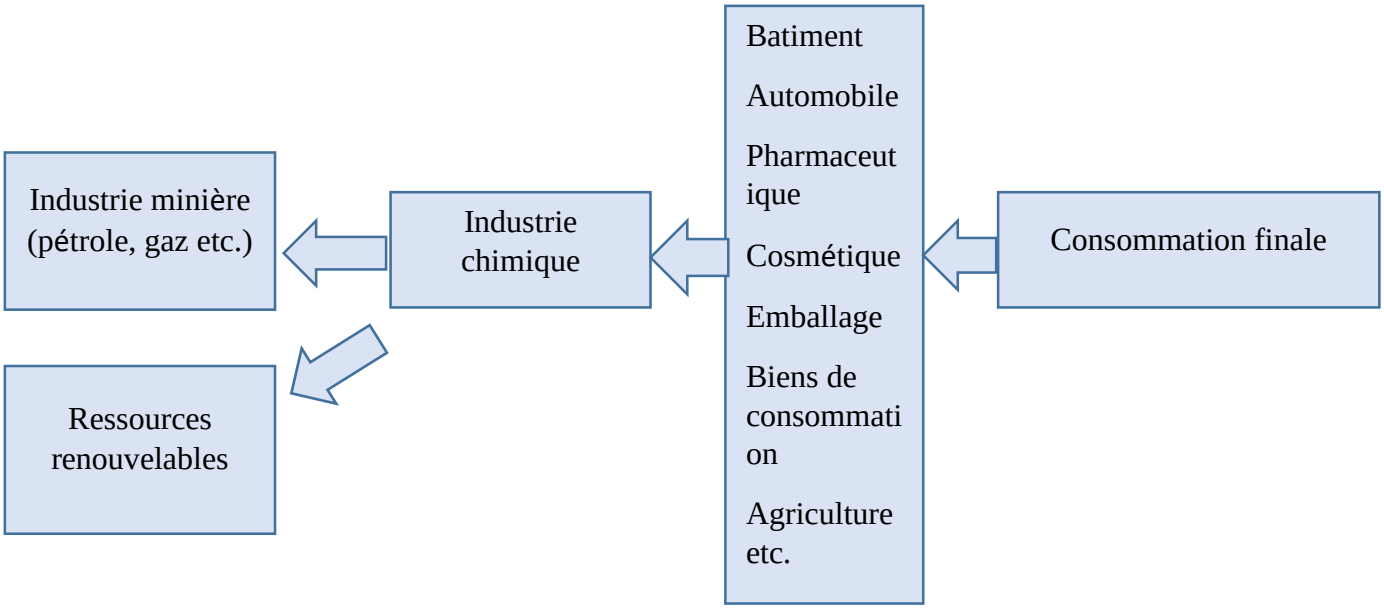


Schéma établi par l'auteur

Figure 5 : Exigence accrue de standards ESG se faisant au contre-courant de la chaine de valeur du secteur manufacturier

La RSE, qui se présentait comme une contrainte majeure, s'avère finalement être une grande opportunité pour les entreprises de ce secteur qui découvrent d'autres possibilités et d'autres marchés pour leurs produits. Le rapport d'Oxford Economics évoqué plus haut nous renseigne également que l'industrie chimique globale a investi 51 milliards en R&D en 2017, partout dans le monde. C'est dans cet élan que le géant allemand de la chimie BASF s'est engagé avec RWE dans un plan ambitieux de grand parc éolien d'une capacité de 2 gigawatts pour alimenter leur grand site de Ludwigshafen. Ceci permettra d'épurer la chaîne de production qui était jusque-là alimentée par les énergies fossiles. Ce plan réduirait les émissions de CO2 de 3,8 millions de tonnes dans l'année. Solvay, spécialiste belge des polymères, est passé en 2015 de la révolutionnaire silice hautement dispersible (SHD) à la silice hautement dispersible bio-circulaire faite à base de cendres de balles de riz en 2023. Cette découverte permettra à Solvay, l'un des fournisseurs majeurs du secteur du pneumatique mondial, d'accroître sa dépendance en matières premières durables et de réduire ses émissions de CO2. De plus, ces composantes permettront, in fine, d'avoir des pneus écologiques réduisant considérablement la consommation de carburants et les émissions de CO2, en plus une meilleure performance technique. Des illustrations comme celles-ci sont observées sur beaucoup d'entreprises chimiques, un peu partout dans le monde. Ainsi, à l'épreuve d'un monde qui change et d'une stratégie managériale guidée par l'approche ESG, l'industrie chimique n'a d'autres alternatives que de se réinventer perpétuellement en élargissant son portefeuille d'innovations. Il est aussi bien de noter qu'il ne s'agit pas pour ces entreprises d'abandonner d'un seul coup toutes les

pratiques développées depuis des décennies, mais plutôt de procéder à des avancées incrémentales sur le plan environnemental, vers un objectif ultime et commun de zéro émission nette. De ce fait, ils ne courent pas le risque de bouleverser leur organisation existante et d'impacter négativement leur performance économique et financière.

- **Problématiques majeures liées à la société**

Sur le volet sociétal, les problématiques majeures urgentes que rencontre l'industrie chimique sont principalement liées aux problématiques de sécurité et de santé. La nature des produits issus de sa ligne de production rend la procédure de fabrication, le stockage, le conditionnement et le transport particulièrement dangereux pour les employés et sous-traitants, mais aussi pour tous les partenaires extérieurs. Des cas d'accidents majeurs sont souvent observés dans ce secteur, avec des conséquences environnementales et des pertes en vies humaines, sans pour autant évoquer les dégâts matériels, les emplois perdus et les relocalisations de population. L'accident à l'usine de pesticides de Bhopal en 1981 a fait plus de 2500 morts et engendré plus de 34000 blessés, et a forcé plus de 200 000 personnes à quitter leur habitation pour cause de contamination du sol. L'explosion dans l'usine de fabrication d'engrais d'AZF à Toulouse en 2001 et celle de l'usine d'isomérisation d'hydrocarbure de BP au Texas ont enregistré 31 morts, 2500 blessés, et 15 morts et 180 blessés respectivement. Même si l'incident à Seveso issu d'une fuite de gaz d'une usine chimique n'a pas fait de victimes, il a quand même forcé les populations à une relocalisation et a engendré 250000 m3 de sols enterrés. Le déraillement d'un train contenant des produits chimiques inflammables à Mississauga, au Canada en 1979, a entraîné l'évacuation de plus de 220000 personnes. En Chine, les incidents chimiques sont beaucoup plus fréquents et plus sévères, comparé aux pays développés. Une série d'explosions et d'incendies par effet domino a fait 78 morts et 640 blessés dans une usine chimique à Jiangsu en 2019. Cette tragédie vient quatre années seulement après les explosions d'un entrepôt chimique à Tianjin en 2015, qui ont fait plus de 50 morts et plus de 700 blessés. Aujourd'hui encore, malgré d'importantes mesures et procédés adoptés ces dernières décennies au sein de l'industrie chimique, lesquels ont démontré une effectivité (surtout aux USA et en Europe), il demeure toujours que le risque d'incident chimique est encore réel avec une occurrence toujours très forte. Les accidents sont presque systémiques dans l'industrie de la chimie du fait de l'omniprésence et de la dangerosité (toxicité, inflammabilité, explosivité) des produits. D'après le dernier rapport de la CBS (US Chemical Safety and Harsard Investigation Board), 278 incidents chimiques se sont produits sur le sol américain sur la période du 10/04/2020 au 01/06/2023 : 40 ont enregistré des pertes humaines, 153 des blessés graves et 131 de

considérables dommages matériels. Ajouté à cela, eMARS a identifié 140 accidents chimiques sur la période allant de 2016 à 2021 sur la zone de l'UE ;135 ont eu des conséquences identifiées. Pour ces accidents, 44 morts et 205 blessés ont été relevés. Ces statistiques témoignent aujourd'hui de l'urgence de la problématique de sécurité et de santé, sachant que l'UE et les USA disposent des meilleures régulations, réglementations et dispositifs opérationnels. Il en ressort que beaucoup plus d'efforts doivent être consentis pour lutter contre ces incidents. De meilleures installations et maintenance dans les entrepôts, une meilleure formation des salariés et sous-traitants, et une meilleure communication entre le management et les agents opérationnels sont à préconiser. Bien que ceux-ci nécessitent de lourdes dépenses, les conséquences en cas de sinistres pourraient encore être beaucoup plus coûteuses. Les accidents engendrent le ralentissement voire même l'arrêt des activités et engendrent des coûts exorbitants sous forme d'indemnisations des victimes, d'amendes, de réhabilitation de sites. Ils occasionnent aussi une rupture de confiance avec les clients, investisseurs, employés, impactent la valeur actionnariale et obligent de nouveaux contrôles et régulations plus stricts.

- **Les problématiques majeures liées à la gouvernance d'entreprise**

Pour l'industrie chimique, l'heure est à la priorisation de l'approche ESG. En effet, alors que cette dernière doit être l'un des points stratégiques des décideurs des entreprises de tous les secteurs d'activités, elle doit être le noyau dur pour l'industrie chimique. Compte tenu de la complexité de leur chaîne de production et de la dangerosité de leurs produits qui sous-tendent un risque permanent très important, cela rend urgent une stratégie managériale responsable, transparente et axée sur une logique de prise en compte de toutes les parties prenantes, au détriment d'une logique de maximisation du profit pour les actionnaires. Pour cela, l'un des chantiers prioritaires pour les dirigeants des entreprises chimiques est la prise en charge sérieuse des problématiques environnementales et sociétales. Elle doit se faire au même niveau que celle du volet commercial et financier. Les entreprises chimiques ne doivent pas être réticentes à l'idée d'investir dans la R&D pour booster l'innovation. La découverte de nouveaux procédés et produits plus favorables à l'environnement et moins dépendants des ressources naturelles non renouvelables, ne peut que garantir leur survie et leur durabilité. Il en est de même pour le volet sociétal, surtout pour le problème des accidents majeurs. L'histoire a montré que la plupart d'entre-eux sont, pour une grande partie, causés par un défaut de management (les accidents de Bhopal, de Seveso et Jiangsu en Chine en sont des illustrations). Les décideurs doivent en faire une priorité et exécuter toutes les dépenses nécessaires afin de les prévenir. Pour cela, ils ne doivent pas être réfractaires aux dépenses liées à la formation du personnel afin de promouvoir

une meilleure culture de la sécurité, à la mise en place d'installations plus sûres accompagnées d'une maintenance plus adéquate, à la mise en place de plans d'actions en cas de crise afin de mieux gérer les éventuels accidents, à une meilleure communication entre les employés et les dirigeants et aussi entre l'entreprise et les communautés pour réduire le champ des dommages. En résumé, les dirigeants doivent instaurer un système efficace de gestion de la sécurité des procédés, des employés et des communautés.

La dimension RSE doit alors être au cœur de la décision des entreprises chimiques. La réalité d'aujourd'hui nous montre que les directions des entreprises chimiques ont bien compris ce nouveau paradigme et sont prêtes à l'adopter. Une bonne illustration peut facilement se trouver au niveau des opérations de fusions et acquisitions. En effet, PwC affirme que la considération ESG est si importante pour ses clients qu'elle va jusqu'à dicter leur décision d'acquérir une autre entité ou département. Ces transactions sont souvent motivées par l'idée d'acquérir des entités en avance du point de vue RSE afin de relever son niveau de standards RSE (si par exemple l'entreprise à acquérir détient un portefeuille de produits chimiques répondants aux normes de circularité ou de durabilité). Elles peuvent aussi être motivées par un caractère purement stratégique ou économique, mais même dans ce cas, il est observé que la dimension ESG reste un levier décisionnel majeur pour leur aboutissement. Ceci est un effort majeur d'une importance considérable pour une industrie dont ses activités ont longtemps été vues comme étant très hostiles à l'environnement et aux communautés.

L'industrie chimique est en train de se réinventer progressivement à tous les niveaux en plaçant de plus en plus la stratégie ESG au cœur de sa politique d’exercice. Elle est devenue aujourd’hui l’une des industries les plus innovantes et présente un avenir encore plus prometteur. Toutefois, ces efforts ont aussi été motivés par un cadre légal dynamique et évolutif des autorités de régulation afin d’accompagner cette industrie dans une mutation plus responsable et respectueuse de l’environnement, de la société et de la bonne gouvernance d’entreprise.

2.3.1.2 **Règlementation et Régulation ESG des entreprises chimiques**

L'industrie chimique baigne dans un cadre légal et réglementaire strict et rigoureux en rapport avec la dimension ESG. Ceci n'est pas surprenant du fait des externalités négatives, notamment sur l'environnement et la société. Ce cadre légal et règlementaire est dynamique et s'adapte continuellement à la conjoncture et au statut des entreprises chimiques. D'une part, ce cadre est sous forme de lois et régulations établies par les autorités, ce qui constitue la régulation obligatoire. Dans ce type de réglementation, les conduites et directives sont à respecter

scrupuleusement, au risque de sévères sanctions ou pénalités. D'autre part, le cadre règlementaire se présente sous forme d'initiatives d'associations ou de groupes d'entreprises du secteur de la chimie dont l'adhésion reste volontaire. Le but pour ces entreprises est de se fixer un ensemble de conduites et de guidelines à suivre et d'objectifs à atteindre. Ces mesures constituent une régulation volontaire ou une autorégulation. Chacune de ces deux types de régulation est importante et a son propre sens. En effet, la régulation obligatoire témoigne du degré de volonté des autorités à protéger l'environnement et la société, alors que la régulation volontaire nous renseigne sur la volonté du secteur à consentir, par sa propre initiative, des efforts pour être conforme aux standards RSE. Le même rapport de PwC évoqué plus haut nous renseigne aussi que les clients industriels exercent une pression sur l'industrie chimique pour aller au-delà de la régulation obligatoire et apporter de meilleures solutions durables. Pour satisfaire ses exigences, l'industrie de la chimie se fixe une ligne de conduite supplémentaire. On voit bien que ces deux types de structures de régulation fonctionnent de manière complémentaire. De plus, il est établi que chacun de ces types de régulations entretient une relation spécifique avec la performance globale. Nous aurons l'occasion d'étayer cette relation dans la deuxième.

Toutefois, dans notre étude, nous ne ferons mention que du cadre légal et règlementaire qui régit les industries chimiques américaines, chinoises et de l'UE, étant donné que notre échantillon est composé d'entreprises évoluant dans ces trois zones géographiques. Cette sous-section ne traitera que de régulations et réglementations. Elle sera abordée avec une approche comparative plutôt qu'une approche descriptive afin de mieux déceler les similarités et différences, ainsi que les avantages et limites.

2.3.1.2.1 L'autorité publique et la régulation de type ESG des entreprises chimiques

La régulation obligatoire assujettie à l'industrie chimique revêt principalement deux formes. La première forme est la régulation orientée sur la protection de l'environnement, de la société et de la santé publique. La deuxième est orientée sur les produits chimiques tout au long de leur cycle de vie.

- **La régulation de l'industrie chimique axée sur la protection de l'environnement, la santé et la société**

Ce type de régulation concerne toutes les lois adoptées en vue de protéger l'environnement et la société des effets négatifs liés aux activités de l'industrie de la chimie. Ces lois incluent

notamment la protection des employés, des communautés et de l'environnement contre les accidents chimiques, la pollution de l'eau, de l'air et du sol, et contre les déchets dangereux engendrés par les activités de cette industrie.

Sur le plan environnemental, il existe une disparité des lois et normes de l'autorité publique, tant dans la nomenclature que dans la rigueur et l'effectivité de la mise en conformité. Aux États-Unis, c'est l'Agence de la Protection Environnementale (EPA) qui s'occupe de mettre en œuvre toutes les lois en rapport avec la protection de l'environnement et de la santé de l'Homme. Son champ d'exercice concerne la lutte contre la pollution du sol, de l'eau et de l'air, la régulation des produits chimiques sur le sol américain, la réhabilitation de sites ou sols contaminés par les parties responsables. Elle est une entité autonome et indépendante mandatée par l'État fédéral et jouit de prérogatives de contrôle, d'enquête et de poursuite en cas d'une défaillance dans le respect de l'environnement et de la santé. Parmi ses moyens de coercition figurent l'imposition de lourdes amendes et pénalités proportionnelles aux dégâts causés, en guise de réparation ou réhabilitation de sites, le retrait de licence ou de permis d'exercer, ou encore d'emprisonnement de cadres. Dans la zone de l'UE, les pays membres ont opté pour une réglementation communautaire. La réglementation qui régit les entreprises chimiques est incluse dans la directive IPPC, i.e., la prévention et la réduction intégrées de la pollution. Cette dernière exige l'obtention d'un permis préalable à l'exercice de toutes activités industrielles sujettes à des pollutions considérables. Ce permis n'est délivré que si l'entreprise examinée réunit toutes les conditions requises par l'autorité compétente de l'État membre de la zone. En outre, l'agence européenne des produits chimiques (ECHA) a été créée pour mettre en œuvre toutes les lois concernant l'industrie chimique afin de garantir la protection de l'environnement et de la santé contre ses externalités négatives. Toutefois, l'ECHA ne dispose pas de pouvoir de contrainte ou de dissuasion en rapport avec la conformité aux lois établies. Ce pouvoir est librement laissé à la discrétion de chaque État membre de la zone qui, pour la plupart le confie à des institutions étatiques. Par contraste, en Chine, la régulation relève exclusivement du domaine de l'État. Le Ministère de l'Écologie et de l'Environnement (MEE) de la République populaire de Chine gère la problématique de protection de l'environnement. En effet, il se donne pour mission de protéger l'air, l'eau et le sol de la pollution et de la contamination. Il exerce un contrôle sur l'industrie chimique à travers la loi communément appelée "décret 591" qui contraint les entreprises qui manipulent des produits chimiques dangereux à s'octroyer d'abord un permis afin de garantir une gestion plus responsable. On peut facilement voir que le mode de contrôle de la Chine est beaucoup plus opaque comparé à celui de l'UE et des États-Unis. De plus, dans

un pays où la corruption et le non-respect des droits de l'Homme sont souvent observés, une telle réglementation ne saurait être très efficace. Les États-Unis semblent disposer de la meilleure structure de régulation avec une entité autonome et indépendante qui dispose de pouvoirs de contrôle et de coercition, diminuant ainsi drastiquement toutes possibilités de laxisme, de corruption, ou de lobbyings. Bien que la régulation dans l'UE reste centrée autour d'autorités étatiques, l'avancée des pays membres du point de vue démocratique, respect des droits de l'Homme, lutte contre la corruption en font une bonne structure règlementaire.

Enfin, sur le plan de la conformité par rapport à la santé et sécurité au travail, on note aussi une disparité des dispositifs de contrôle et de régulation. Aux États-Unis, la structure règlementaire ne change pas même en ce qui concerne les problématiques de santé et sécurité dans le lieu de travail et de la communauté dans sa globalité. Une autre entité indépendante et autonome mandatée par le gouvernement fédéral, à savoir l'Occupational Safety and Health Administration (OSHA), se charge de veiller scrupuleusement au respect de toutes les lois. Elle a pour but de garantir la sécurité des travailleurs en mettant en vigueur et en renforçant les normes et standards de sécurité, tout en fournissant de l'assistance et de la formation. Les entreprises qui produisent ou distribuent des produits chimiques ont l'obligation d'informer les travailleurs sur la dangerosité des produits et les précautions à respecter, en leur faisant suivre des formations adéquates. De plus, elles doivent obligatoirement communiquer un rapport à l'OSHA sur les caractéristiques de leurs produits chimiques : la toxicité, les effets écologiques, les conditions de stockage, de transport, de conditionnement, d'élimination, le degré d'exposition et l'ampleur des dégâts en cas d'accidents. L'OSHA jouit aussi, en toute autonomie, de la prérogative de sévir en cas de non-respect ou non-conformité. Dans la zone de l'UE, c'est la loi Seveso II qui est toujours en vigueur. Elle exige que tous les États membres de la zone veillent à ce que leurs entreprises chimiques aient des plans de prévention adéquats pour éviter les accidents majeurs et aussi des plans de riposte appropriés dans le cas où un accident venait à se produire. En Chine, c'est l'État qui reste une fois de plus exclusivement au contrôle. La loi de la sécurité au travail révisée en 2021 s'érige comme une protection des travailleurs contre les dangers et risques inhérents à la nature ou au lieu de travail. Elle renforce la sécurité au travail en prévenant aussi les risques d'accidents et impose de lourdes sanctions aux entreprises qui ne respectent pas ses dispositions. Mais, le cadre chinois de régulation est très opaque. La régulation américaine, encore une fois, se positionne comme disposant de la meilleure structure opérationnelle. La rigueur dans l'application des lois, les avancées sur le plan démocratique, des

droits de l'Homme et de la lutte contre la corruption font que la structure règlementaire des pays de l'UE est efficace.

- **La régulation de l'industrie chimique axée sur ses produits**

Sur toute la durée de vie d'un produit ou d'une substance chimique, il existe un potentiel très élevé d'effets négatifs. C'est ce qui légitime l'établissement de réglementations strictes sur leur production, leur conditionnement, leur stockage, leur transport, leur exportation et leur élimination du circuit. Cette réglementation concerne les nouveaux produits et substances chimiques, mais aussi de ceux qui existent déjà sur le marché. Aux États-Unis, l'EPA a requis, à travers la Toxic Substance Control Act 1976 (TSCA), une notification, une sauvegarde des fiches de données et des tests de vérification sur les substances chimiques. Ce contrôle concerne la fabrication, l'importation, la distribution, l'utilisation et l'élimination des produits. Les entreprises chimiques doivent au préalable notifier à l'EPA avant même de produire une substance donnée afin de juger de son adéquation pour le marché. De plus, elles doivent établir un rapport de données chimiques (CDR) afin de permettre à l'EPA de collecter les informations nécessaires liées aux caractéristiques des produits. Dans la zone de l'Union européenne, ce sont les réglementations CLP (Classification, Étiquette et Emballage) et REACH (Enregistrement, Évaluation, Autorisation et Restriction des produits chimiques) qui sont établies pour contrôler les produits chimiques tout au long de leur cycle de vie. Ces deux réglementations aux finalités complémentaires ont été érigées pour une gestion plus sûre et centralisée des risques liés aux substances chimiques à travers une meilleure identification et sauvegarde de leurs propriétés. Les entreprises chimiques doivent communiquer tous les cinq ans un rapport à l'ECHA pour justifier de leur conformité à ces deux réglementations et pour toutes nouvelles substances chimiques, une notification doit être effectuée avant sa mise en vente. En Chine, la SAWS (l'administration d'État de la sécurité au travail) a identifié et établi un catalogue des produits et substances chimiques dangereux et rendu obligatoire l'enregistrement de ces derniers par tout producteur ou importateur. Le Ministère de l'Écologie et de l'Environnement (MEE) par le biais de la loi MEP « ordre 22 » a rendu obligatoire la détention de permis à toutes entreprises voulant fabriquer ou utiliser comme intrants ces produits et substances chimiques inventoriés dans le catalogue. Pour les nouveaux produits chimiques, un système de notification avant l'entrée au marché est adopté à travers la loi MEE « ordre 12 », également connue sous le nom de "Chine REACH", par analogie à la réglementation REACH de l'UE. Du point de vue de la réglementation sur les produits chimiques, les structures sont à peu près similaires. L'une des principales différences est que le contrôle reste à la main des autorités étatiques en Chine et,

dans une certaine mesure, en UE, alors qu'il reste sous le contrôle d'une autorité indépendante et autonome aux États-Unis. Une autre différence est que le système américain nécessite une notification avant la fabrication, alors qu'en Chine et dans l'UE, c'est une notification qui est requise. Ces trois zones géographiques ont accepté et intégré le Système Général Harmonisé (GHS) qui est un système de classification et d'étiquetage des substances et produits chimiques dangereux préconisé par l'ONU.

2.3.1.2.2 **L'autorégulation de l'industrie chimique**

L'industrie chimique est la première à reconnaître les impacts négatifs de ses activités sur l'environnement et la société. Durant ces décennies, elle a essayé de faire beaucoup d'efforts et de sacrifices afin d'en limiter l'ampleur. La demande sociale pour une chaîne de production plus durable et plus aux normes environnementales et sociétales a poussé les entreprises chimiques à aller au de-delà de leur conformité à la régulation obligatoire et à s'auto-imposer des codes de conduite. Ces derniers sont sous forme d'initiatives ou programmes incitant les entreprises adhérentes à se conformer davantage aux respects des normes ESG. On peut citer trois programmes de grande envergure : (1) le Responsible Care (RC), (2) le Product Stewardship (PS) et l'"Extended Producer Responsibility" (EPR).

L'initiative Responsible Care (RC) est un programme de régulation volontaire dans lequel les entreprises adhérentes s'engagent à minimiser leurs externalités négatives sur l'environnement et la société. RC vise à renforcer la santé, la sécurité et la protection de l'environnement au sein de l'industrie chimique. Elle constitue une volonté considérable de l'industrie chimique à se conformer, elle-même, aux standards RSE. Elle a été lancée pour la première fois par l'association des producteurs chimiques du Canada (CCPA) au lendemain de l'accident de Bhopal 1984. Sa finalité était de garantir une meilleure gestion des risques liés aux produits chimiques pour une meilleure protection de l'environnement, de la santé et de la sécurité. De plus, l'initiative est venue comme une réponse de l'industrie chimique affichant sa volonté de réformer sa ligne de conduite ESG dans un contexte de scepticisme du public accentué par les conséquences des accidents, depuis celui de Bhopal. Rees (1997) stipule que les appréhensions positives en faveur de l'industrie chimique ont chuté de 30 % à 14 % sur la période de 1980 à 1990 dans les sondages publics. Par la suite, RC a connu une grande vulgarisation, d'abord aux États-Unis par l'association des producteurs chimiques américains et ensuite partout dans le monde sous la tutelle du Conseil International des Associations Chimiques (ICCA). Elle se présente aujourd'hui comme le baromètre RSE de l'industrie chimique. D'après l'ICCA,

l'initiative RC est adoptée aujourd'hui dans 73 pays et 96 entreprises parmi sur les 100 plus grandes au monde en ont fait leur ligne de conduite. L'adoption de RC est très avancée au sein des industries chimiques américaines et des pays de l'UE, alors qu'elle reste encore à l'état embryonnaire en Chine.

Le Product Stewardship (PS) et l'Extended Producer Responsibility" (EPR) sont des initiatives axées autour des produits et substances chimiques. Les deux programmes sont très souvent confondus du fait de leur ressemblance, mais ils sont différents dans la manière de définir la responsabilité. PS et EPR constituent des stratégies de gestion qui visent à minimiser les impacts environnementaux, sociétaux sur la santé et la sécurité des produits et substances chimiques et de leurs emballages tout au long de leur durée de vie. Ils sont aussi d'importants outils pour améliorer l'économie circulaire. Toutefois, pour PS, il s'agit d'une implication à tous les niveaux du cycle de vie du produit, i.e., le producteur, l'importateur, le distributeur, le détaillant, le consommateur et le recycleur. La responsabilité de chacune de ces parties prenantes est convoquée afin de prévenir tout risque lié au produit. L'EPR est une stratégie de gestion qui vise exclusivement le producteur et ne convoque que sa responsabilité par rapport au produit. En effet, ce dernier doit faire en sorte que son produit n'ait aucun impact sur la santé et la sécurité des personnes mais aussi sur l'environnement. De plus, il doit garantir une prise en charge optimale de la fin de vie du produit, c'est-à-dire le recyclage et l'élimination. Pour résumer, on peut dire alors que PS convoque la responsabilité mutuelle de tous les acteurs tout au long du cycle de vie du produit, alors qu'EPR ne convoque que la responsabilité du producteur.

Il existe aussi d'autres codes de conduite destinés à favoriser un climat de responsabilité environnementale et une culture de santé et sécurité au travail, dont l'adhésion est volontaire. Parmi eux, on peut citer l'EMS (Système de Gestion de l'Environnement), communément appelé ISO 14001, et l’EMAS (Système de Gestion et d'Audit Environnemental), qui sont des standards pour la gestion et la protection de l'environnement. Il y a aussi le code ISO 45001 qui est le système de gestion de la santé et sécurité au travail. Bien que ces codes ne soient pas exclusivement destinés à l'industrie chimique, ils sont bien connus du secteur.

2.3.2 La dimension ESG et la valeur de l'entreprise dans le contexte de l'industrie chimique : Revue de la littérature

Dans cette section, nous présenterons les travaux sur l'industrie chimique et qui traitent de la relation entre la dimension ESG et les indicateurs de performance globale d'une part, et avec la valeur de l'entreprise d'autre part. Cet exercice est d'autant plus important qu'il nous permet de positionner la problématique ESG dans l'industrie chimique à travers différentes perspectives, tout en comprenant davantage les spécificités de cette industrie.

2.3.2.1 Ampleur et portée de la RSE au sein de l'industrie chimique : fondements empiriques

L'industrie chimique fait aujourd'hui l'objet d'une grande attention au sein des chercheurs, en concomitance avec la vulgarisation grandissante de la RSE. Ce grand intérêt est légitimé par la place centrale que cette industrie occupe dans la chaîne manufacturière. Dans cette section, nous conduirons une revue exhaustive des travaux portant sur l'industrie chimique et la prise en compte de l'aspect ESG. La première sous-partie traitera de l'ampleur et de la portée de la RSE au sein de l'industrie chimique et la deuxième évoquera les impacts de la régulation sur la performance ESG des entreprises chimiques.

2.3.2.1.1 Le statut de la RSE dans l'industrie chimique : entre opportunités et contraintes

L'industrie chimique est devenue ces dernières décennies un terrain privilégié d'expérimentation de la stratégie ESG. Ceci est sans doute légitimé par la nature de ses activités et la dimension qu'elle occupe sur l'économie mondiale. En effet, elle fait partie des industries réputées "sensibles" ou " sales" du point de vue environnemental (Monteiro & Aibar-Guzmán, 2010, Ochsner, 1998), négativement perçues ou stigmatisées (Verboven et Van Bets, 2013) ou encore accidentogènes (Kleindorfer et al., 2003 ; 2004 et 2007). Sun et Stuebs (2012) argumentent l'importance d'étudier la RSE au sein de l'industrie chimique par le fait de sa connexion étroite avec les autres secteurs d'activités, ce qui accentue l'ubiquité de ses produits et accroît son importance dans la vie quotidienne. Les auteurs ajoutent que le secteur s'est aussi engagé ces dernières années dans des programmes de responsabilité sociétale et environnementale, affichant ainsi une vraie volonté de réformer sa stratégie. Ces programmes ont pour objectif, d'une part, de vaincre sa mauvaise réputation et, d'autre part, de se positionner

sur une gestion plus responsable et durable des défis environnementaux et sociétaux qui, selon Mendevil et al. (2005), est la seule alternative pour garantir une profitabilité pérenne.

Toutefois, la question de savoir si la RSE joue un rôle déterminant dans la performance globale des entreprises chimiques reste largement discutée dans la littérature. En effet, pour les défenseurs de la théorie de l'actionnaire (stockholder theory), initiée par Milton Freedman, l'entreprise doit se tenir à son rôle de maximisation de profit pour les actionnaires. Il est aussi important de noter que cette thèse trouve encore aujourd'hui des adeptes (Abad-Segura et al., 2019 ; Price et Sun, 2017) qui pensent qu'il est contre-productif d'allouer des ressources à des pratiques de nature ESG qui, selon eux, sont destructrices de valeurs et, par conséquent, sont en désaccord avec le principe de la théorie d'agence. Cependant, la théorie des parties prenantes (Stakeholder theory) prend de plus en plus d'ampleur et établit un débat réel et ouvert dans le monde de la recherche.

Pour Sun et Stuebs (2012), une relation positive et significative a été établie entre la performance ESG et la productivité en se basant sur un échantillon d'entreprises chimiques américaines. Les auteurs affirment que cette relation est encore plus forte si l'entreprise subit une concurrence rude. En effet, la profitabilité dans l'industrie chimique est souvent très fortement liée à la détention de brevets d'activités, ce qui confère un statut de monopole à court terme. Lorsque ces licences expirent et que la concurrence est à nouveau ouverte, le profit tend naturellement à fléchir. Par conséquent, les entreprises chimiques ont tout intérêt à rester dans cette spirale d'innovations qui, elle-même, est favorisée par la RSE. Ces conclusions sur le rôle de l'innovation convergent vers celles de Mendevil et al. (2005) qui ont mis en évidence l'importance du progrès technique comme tremplin à la performance environnementale. Cette dernière permet à son tour d'avoir une avance sur les autorités de régulation ainsi que sur les concurrents, dans le but de mieux rationaliser les coûts et de faire plus de profits. Les études de Griffin et Mahon (1997) et Rahman et Luo (2020) se sont penchées sur la relation entre la performance RSE et la performance financière au sein de l'industrie chimique. Leurs résultats ont montré l'existence d'une relation positive et significative entre ces deux indicateurs. Toutefois, ils ont aussi évoqué le fait que la significativité de cette relation dépend de l'indicateur de performance sociale pris en compte. En effet, dans leurs résultats, l'indice KLD a plus tendance à entretenir une relation significative avec la performance financière, alors que l'indice TRI dans les deux études ne fait état d'aucun lien statistique significatif. Par conséquent, ils soulignent l'importance de prendre des précautions quant au choix de l'indicateur de performance sociale pour le secteur de la chimie. Wang et al. (2014) ont basé leurs travaux sur

44 entreprises chimiques afin d'étudier, par le biais de la modélisation DEA, la relation entre les dépenses environnementales et la performance financière mesurée par le revenu et la valeur marchande de l'entreprise. Ils ont prouvé que les entreprises qui exécutent des dépenses environnementales ont une meilleure efficience et une meilleure productivité, suggérant ainsi une relation positive et significative entre les dépenses environnementales et la performance financière. Zhang et Bi (2022) ont testé cette relation sur 30 entreprises chimiques chinoises et leurs conclusions ont aussi évoqué un lien positif et même circulaire entre ces deux grandeurs. En effet, pour ces auteurs, la performance ESG améliore la performance financière, qui à son tour favorise la performance ESG. Ang et al., (2022) ont établi sur la période 2012-2019 un échantillon composé de 6306 entreprises chinoises lourdement pollueuses (dont beaucoup d'entreprises chimiques) et sont venus à la conclusion qu'une relation significative et positive existe bien entre la RSE et la performance financière, mais aussi qu'elle dépend fortement de la structure et du type de l'actionnariat de l'entreprise. Une forte concentration de l'actionnariat (mesurée par le pourcentage d'actions détenu par l'actionnaire majoritaire) a tendance à inhiber cette relation, alors qu'un bon équilibre de l'actionnariat (mesuré par le ratio entre le nombre d'actions détenu par l'actionnaire majoritaire et la somme des actions détenues par le deuxième jusqu'au dixième actionnaire) peut accentuer cette relation. De plus, la RSE est plus génératrice de profit au sein des entreprises non détenues par l'État qu'au sein des entreprises détenues par l'État. Pourtant, Natalia et Subekti (2013) ont trouvé une relation négative entre la performance environnementale et la performance financière sur un échantillon composé de 55 entreprises indonésiennes de l'industrie chimique et de l'industrie de base. Pour les auteurs, ces résultats ne sont pas surprenants quand on sait qu'une politique environnementale a un coût qui, in fine, tend à renchérir le prix des biens produits et à décourager les consommateurs surtout dans les pays en développement. Kamatra et Kartikaningdyah (2015) sur un échantillon plus réduit de 24 entreprises chimiques indonésiennes ont trouvé un résultat plus nuancé. La performance RSE est positivement liée aux rendements des actifs (ROA), négativement liée à la marge nette de profit et statistiquement indifférente au rendement des capitaux propres (ROE) et au gain par action. Les conclusions d'Iqbal et al., (2012) soulignent que la RSE n'a aucun lien statistique avec la performance financière des entreprises pakistanaises issues des industries chimique, textile, du tabac et du ciment. De plus, elle agit négativement sur le cours de l'action.

En résumé, la RSE constitue aujourd'hui une partie intégrante de la stratégie managériale des entreprises chimiques. Si elle se présente quelques fois sous la forme de contrainte, notamment du fait de son caractère coûteux et peu productif à court terme, elle a tendance à très vite se

convertir en opportunités à moyen et long terme, en permettant à ces entreprises de se faire une bonne réputation et aussi de se réinventer à travers l'innovation.

Toutefois, la régulation joue un rôle déterminant sur l'adoption de la RSE comme stratégie managériale et sur les impacts des indicateurs de performance.

2.3.2.1.2 La relation entre la régulation ESG et les indicateurs de performance

La littérature sur la régulation de type ESG (obligatoire ou volontaire) au sein du secteur chimique et ses impacts sur les indicateurs de performance a été richement documentée. Howard et al. (1999) ont étudié l'impact et l'efficacité de l'application de Responsible Care (RC) sur la performance environnementale des entreprises chimiques. Ils ont conclu que RC a des impacts positifs sur les pratiques environnementales, mais il existe un phénomène d'institutionnalisation qui tend à réduire son efficacité. En effet, les entreprises adhérentes sont plus enclines à respecter les codes qui sont directement liés à leur image et accordent moins d'attention à ceux qui ne sont visibles de l'extérieur. Ces conclusions rejoignent d'une certaine manière celles de Givel (2007) qui a conduit une étude sur les motivations réelles de RC. En effet, il a pu montrer que les entreprises chimiques appréhendent RC comme un moyen d'envoyer des signaux positifs à l'opinion publique et aussi un moyen de se prémunir de nouvelles régulations plus strictes et coûteuses en essayant de convaincre les autorités sur leur volonté de veiller aux questions environnementales et sociétales. Finger et Gamper-Rabindran (2013) ont étudié l'effectivité de l'application de RC sur la pollution. Leurs résultats ont montré une relation négative, soulignant ainsi que les entreprises ayant mis en œuvre RC avaient enregistré un taux plus élevé de pollution toxique sur la période d'étude, relativement aux entreprises qui n'avaient pas adhéré. Ces conclusions convergent, à l'instar de celles des études de Rees (1997), Gunningham (1995) et Givel (2007), vers la théorie institutionnelle. Par contraste, Druckrey (1998) voit RC comme un outil très pertinent de satisfaction de toutes les parties prenantes de l'industrie chimique allemande. Finger et Gamper-Rabindran (2011) ont essayé d'étudier les impacts de RC sur la diminution du nombre d'accidents aux États-Unis. Pour 2963 sites associés à 1,867 entreprises chimiques, ils ont pu démontrer que l'application de RC aurait engendré une diminution considérable de 68,3% du nombre d'accidents et aurait ainsi empêché une perte approximative de 0.8 à 3.8 milliards de dollars par année durant la période d'étude de 1988 à 2001. Ces résultats montrent que RC entretient une relation positive et significative avec la performance ESG, et aussi avec la performance financière. Grolleau et al. (2007) ont examiné les principaux facteurs déterminants qui poussent les entreprises

chimiques françaises à adopter RC et/ou le code ISO 14001. Ils ont conclu que les facteurs environnementaux (tels que le degré et le type de pollution) de l'entreprise, la taille, la rigueur de la régulation en place et aussi l'expérience dans l'application d'autres systèmes de gestion environnementale de même nature sont des facteurs clés de l'adoption de RC et des codes de la certification IS014001. Pour Manello (2017), il a été question d'étudier l'impact de la régulation obligatoire, à savoir la loi IPPC, sur la productivité des entreprises chimiques italiennes et allemandes. Étant donné que la loi IPPC présente une différence au niveau de l'applicabilité pour les différents États membres de l'UE, il ressort de leurs conclusions que les entreprises soumises à des régulations plus strictes ont tendance à enregistrer une meilleure productivité. Cependant, des chercheurs semblent plus sceptiques par rapport à la régulation environnementale. Ils jugent qu'elle est plutôt destructrice de valeur dans le sens où elle renchérit le coût de la production et, par ce canal, diminue le résultat net et l'emploi. Dowell et al. (2000) estiment que le coût de conformité des entreprises à la régulation environnementale est de l'ordre de 125 milliards de dollars aux États-Unis, soit 2,1% du PIB, alors qu'elle est de l'ordre de 1 % du PIB dans la plupart des pays en développement (Jaffe et al., 1995). Ceci, de facto, aura tendance à désavantager les entreprises chimiques implantées dans les pays développés où la régulation environnementale et sociétale est très rigide. Ce fait est aussi corroboré par la conjoncture actuelle de l'industrie chimique mondiale où l'on voit la Chine dominer le volume mondial des ventes de produits chimiques devant les États-Unis et l'Europe. Pour d'autres, l'effet pervers de la régulation ESG sur la productivité est dû au fait qu'elle oblige les entreprises à allouer un montant substantiel de fonds à des fins non productives telles que les audits environnementaux, les certifications environnementales et sécuritaires, le paiement de pénalités issues de litiges environnementaux ou sociétaux ou encore la mise en état de caducité de certains équipements jugés hostiles à l'environnement (Haveman and Christiansen, 1981; Gray and Shadbegain, 1993; Korten, 1995).

La revue de la littérature sur la régulation ESG au sein de l'industrie chimique et ses impacts sur les variables de performance laisse le débat toujours ouvert et provoque un sentiment de perplexité quant à l'effectivité et les impacts d'une telle régulation. Toutefois, sa prise en compte est importante, surtout dans notre cadre d'étude où on dispose d'un échantillon composé d'entreprises évoluant dans des zones géographiques différentes, avec un cadre réglementaire hétérogène.

2.3.2.2 **Réactions des investisseurs**

La prise en compte de la RSE dans l'évaluation de la valeur des entreprises par les investisseurs constitue un point de discussion majeur dans le contexte de l'industrie chimique. Pour étudier le comportement d'un groupe ou type d'investisseurs, il est souvent impératif de recourir à des études d'événements afin de pouvoir isoler et identifier certains caractères. Ceci permettra, in fine, par inférence, de comprendre les logiques et motivations qui sous-tendent leur processus de prise de décision. Pour mieux aborder cette sous-partie, il est apparu important de scinder la littérature existante selon le caractère des événements en question. En effet, dans notre cas d'étude, un événement peut être positif (annonce d'une nouvelle régulation de type ESG par exemple) ou bien négatif (annonce d'accidents chimiques, ou de fuites toxiques, manquements aux normes sur la sécurité et la santé au travail). Il est évidemment clair que le caractère positif ou négatif d'un événement se détermine selon la nature de ses externalités sur les autres parties prenantes, à savoir l'environnement, la société.

2.3.2.2.1 **Réactions boursières suite à un évènement d'ordre ESG négatif**

Capelle-Blancard et Laguna (2010) ont conduit une étude sur l'impact des accidents chimiques sur le cours des actions. Se basant sur un échantillon de 64 explosions sur des sites chimiques répertoriés à travers plusieurs pays, ils ont pu conclure que les désastres chimiques provoquaient une réaction boursière négative équivalente à une dépréciation d'ordre 1,3% du cours de l'action durant les deux premiers jours post-incident. De plus, la sévérité de l'incident, la réputation de la firme et la régulation dans laquelle évolue cette dernière sont des facteurs déterminants de cette fluctuation boursière. En effet, leurs résultats ont aussi montré qu'un accident occasionnerait une perte de 164 millions de dollars de la valeur actionnariale, alors qu'une fuite de gaz toxique occasionnerait une perte allant jusqu'à 1 milliard de dollars. Cette perte aurait tendance à diminuer considérablement dans le cas où l'entreprise concernée disposerait d'une bonne réputation et d'un passé exemplaire sur les questions environnementales, de santé et de sécurité. Elle aurait aussi tendance à diminuer en présence d'une régulation plus laxiste. Brown et al. (2015) ont quant à eux essayé de tester les effets de contagion engendrés par les incidents dans le secteur de la chimie américaine en se basant sur un nombre d'accidents évalué à 60 sur la période 2000 - 2013. Leurs résultats montrent que l'entreprise affectée perd une partie substantielle de sa valeur et plus il y a de fatalités et de blessés sévères, plus cette perte s'accentue. De plus, les concurrents directs voient leurs actions s'apprécier quand l'ampleur de l'incident est mineure en termes de fatalités et blessés sévères. Toutefois, dans le cas où

l'incident soulève un problème de sécurité et santé publique, les cours des actions des entreprises concurrentes vont elles aussi chuter sous l'effet de contagion. Les auteurs préconisent ainsi une politique commune de gestion des risques liés à la santé et sécurité pour les entreprises chimiques opérant dans la même branche afin de se partager les coûts et les informations. Les travaux de Corbet et al. (2018) s'inscrivent dans la même logique avec une étude d'impact de 60 accidents chimiques sur le marché boursier aux États-Unis sur la période de 2000 - 2014. Des conclusions et préconisations similaires à Brown et al. (2015) ont été tirées. Makino (2016) a abordé cette même problématique sous un autre angle en s'interrogeant sur la possibilité d'une régulation qui imposerait aux entreprises chimiques japonaises de divulguer les informations sur leurs potentiels risques d'accidents. En effet, ayant prouvé que les accidents chimiques impactent négativement et significativement la valeur actionnariale de l'entreprise, ils jugent de même qu'un risque latent et élevé d'accident aurait quasiment le même effet, si l'information venait à être connue des investisseurs. Par conséquent, si une régulation venait à entrer en vigueur et rendait obligatoire la publication de ce type d'informations, cela inciterait les directeurs à investir davantage dans la politique de gestion des risques de santé et sécurité. D'autres études d'impacts d'incidents chimiques sur la valeur de la firme ont aussi été conduites sur des cas plus spécifiques d'accidents tels que le désastre de Bhopal et l'accident à Exxon-Valdez. Les résultats ont montré une réponse négative et brutale des investisseurs se matérialisant par une chute drastique du cours de l'action de l'entreprise affectée. En effet, Kalra et al. (1995) ont observé les rendements des actions d'Union Carbide et ses concurrents au lendemain de l'incident de Bhopal afin de tester des effets de contagion au sein du marché des capitaux des entreprises chimiques. Les actions des concurrents d'Union Carbide ont enregistré des rendements anormaux négatifs significatifs. Toutefois, cette réaction ne dure que quelques jours après l'événement et il s'en suit alors des gains qui auront tendance à compenser les pertes. Les auteurs ont évoqué des effets de surréactions dus à la panique, l'incertitude et au fait que les investisseurs anticipent des coûts supplémentaires liés à des opérations de réparation et réhabilitation, des pénalités ou encore l'instauration d'une régulation plus stricte, contraignante et onéreuse. Les conclusions de Kalra et al. (1995) viennent confirmer les travaux antérieurement conduits par Blacconiere and Patten (1994) concernant l'accident de Bhopal. Ces derniers ont souligné que le cours de l'action d'Union Carbide a considérablement chuté pendant plus d'un mois et que les autres entreprises de leur échantillon (47 entreprises chimiques) ont enregistré une baisse jointe de 2,4% durant les dix premiers jours post-accident. De plus, les entreprises qui étaient plus transparentes dans la divulgation des informations environnementales avant l'accident ont enregistré une baisse nettement moins importante

(0,6%). Cette divulgation s'est avérée être un signal très positif envers les investisseurs dans leur évaluation de la valeur de l'entreprise. Pour Dowell et al. (2000), cette conclusion s'explique par le fait que les investisseurs anticipent des coûts de réparation, de réhabilitation et de mise en conformité environnementale et sociétale. Ils jugent que les entreprises qui ont déjà une politique responsable sont beaucoup plus préparées à gérer ces coûts. Elles se retrouvent ainsi moins affectées que les autres. Salinger (1992) a trouvé que l'action d'Union Carbide a enregistré des rendements anormaux cumulés (RAC) de -31,5%. Toutefois, la situation s'est rétablie au bout d'une année avec des RAC proches de zéro et ensuite de l'ordre de + 31% respectivement un an et 15 mois après l'incident de Bhopal. Herbst et al. (1996) ont quant à eux conduit une étude d'événement sur l'accident d'Exxon-Valdez qui a engendré un déversement de plusieurs centaines de milliers de barils de pétrole dans la mer. Leurs conclusions ont aussi mis en évidence une chute des actions d'Exxon (mais à seulement dix jours après l'accident), suivie d'une appréciation au bout de quelques semaines post-incident. Pour les auteurs, cette baisse est due au fait que les investisseurs ont jugé qu'Exxon aurait à subir beaucoup de dépenses de réparations, d'amendes et de pénalités. Herbst et al. (1996) jugent que ces réactions brusques et le retour à la normale constituent le fonctionnement naturel des marchés boursiers, dont "certains penseront qu'ils sont cyniques alors que d'autres penseront qu'ils sont réalistes".

Cohen et al. (2001) ont testé si la performance environnementale a un impact sur la valeur boursière, se basant sur les entreprises du S&P 500 (321 entreprises dans l'échantillon final évoluant essentiellement dans l'industrie manufacturière). Leurs résultats ont mis en évidence une relation positive et significative. Pour une réduction de 10 % d'émissions de substances chimiques toxiques, leur valeur actionnariale s'apprécie de 34 millions de dollars. De plus, la perte en capitaux propres émanant de l'émission de substances chimiques est d'autant plus grande si la firme évolue dans un secteur d'activités traditionnellement pollueuses. Par conséquent, les entreprises chimiques ont été les plus exposées parmi les entreprises de leur échantillon. Cependant, cette réaction boursière négative suite à un événement environnemental hostile est nettement moins prononcée en Chine que dans les pays développés (Xu et al., 2012). Pour ces auteurs, ceci peut être la résultante du défaut de rigueur dans l'application et le contrôle de la régulation et du laxisme dans les sanctions.

Contrairement au volet environnemental, il y a eu nettement moins d'études qui se sont exclusivement attelées à tester la réaction des investisseurs face à des violations de régulations sur le plan de la santé et sécurité au travail. Fry et Lee (1989) sont parmi les rares études à tester les impacts de sanctions liées à une défaillance liée à la santé et à la sécurité des employés sur

le cours des actions américaines. Leurs résultats ont fait état d'une diminution immédiate et significative de la valeur de la firme au jour de l'annonce de la nouvelle, sur une période de 3 jours autour de cette dernière. Pour les auteurs, cette réaction serait la résultante d'une anticipation par les investisseurs de la pénalité imposée à l'entreprise. Une étude similaire a été faite sur des entreprises australiennes cotées en bourse. Malgré le fait qu'une réaction négative des investisseurs a été relevée, les résultats de Heaney et Irlicht (2007) ont aussi mis en évidence des RAC qui ne sont pas significativement différents de zéro.

En résumé, les événements négatifs tels que les accidents chimiques, les fuites de gaz toxiques, les défaillances de sécurité, déclenchent une réaction négative des marchés boursiers. Ces derniers ont tendance à revenir à la normale au bout de quelques jours voire semaines, en fonction de l'ampleur et de l'intensité du choc. L'explication qui a été avancée par l'écrasante partie de la littérature est le fait d'une surréaction des investisseurs sous l'emprise de la panique. En effet, ces derniers, dans l'incapacité d'appréhender correctement les coûts supplémentaires liés aux événements survenus, tendent à mal-évaluer la valeur de l'entreprise. Dans les cas d'incidents chimiques ou fuites de gaz, par exemple, les investisseurs anticipent que les entreprises d'assurance vont exiger davantage de primes, et qu'il y aura des coûts de réhabilitation voire de décontamination, des pénalités, amendes ou indemnisations à payer, un manque à gagner issu de l'arrêt de la production et l'instauration d'une régulation et d'un contrôle plus strict. Tout ceci, in fine, a un effet négatif sur le profit. Ensuite, le retour à la normale des cours boursiers se fait au fur et à mesure des informations disponibles sur les retombées de l'incident, lesquelles donnent une meilleure visibilité aux investisseurs dans leur évaluation actionnariale. En somme, la littérature fournit des résultats solides sur l'effet négatif de ces événements sur la bourse.

2.3.2.2.2 **Réactions boursières suite à un évènement d'ordre ESG positif**

Guo et al. (2020) ont testé l'impact d'une nouvelle régulation pour la protection de l'environnement sur le marché boursier chinois. Pour cela, ils ont établi sur la période 2014-2017 un échantillon composé de 609 entreprises (dont la grande majorité est composée d'entreprises chimiques) avec un haut potentiel de pollution et ont essayé d'évaluer l'impact de 10 politiques environnementales d'origine étatique sur le cours des actions. Leurs résultats ont décelé une perception négative de ces régulations de la part des investisseurs, qui se matérialisent par une diminution significative de la valeur actionnariale. Cette réaction est accentuée par le degré de rigueur de la nouvelle régulation et la propension à polluer du secteur

d'activités concerné. Tian et al. (2019) ont conduit une étude similaire afin de tester l'impact d'une nouvelle loi - Environmental inspection led by central government (EICD) sur le cours de l'action des entreprises pollueuses et le rôle qu'une connexion à l'État peut jouer sur cette relation. Avec un échantillon de 270 entreprises chinoises cotées (dont une bonne partie évoluant dans le domaine de la chimie), ils ont trouvé que cette régulation a un effet pervers sur le cours boursier des actions. Toutefois, cet effet est considérablement réduit dans le cas où l'entreprise entretient une proximité avec l'État ou qu'elle est détenue par l'État lui-même. La corruption et le lobbying jouent substantiellement un rôle inhibiteur des lois de protection de l'environnement en Chine. Ramiah et al. (2013) ont testé l'impact de 19 annonces de régulations environnementales sur les cours des actions des entreprises cotées à la bourse australienne. Ils ont trouvé que les entreprises de l'industrie chimique n'ont pas réagi à ces annonces, quoique les résultats de façon globale aient souligné une réaction négative des investisseurs pour l'ensemble des entreprises de leur échantillon. Des résultats allant dans la même direction ont aussi été mis en évidence dans les travaux de Ramiah et al. (2015), dans lesquels les auteurs ont testé les effets de l'annonce des politiques vertes d'Obama sur les marchés boursiers à travers le monde. Leurs résultats, dans l'ensemble, ont fait état d'un "effet Obama" qui s'est manifesté par une appréciation des cours des actions des entreprises impliquées dans les énergies renouvelables. Toutefois, une preuve de réactions négatives pour les entreprises réputées très pollueuses n'a pas pu être établie. Les auteurs ont interprété cette découverte par le fait que ces entreprises sont en général capables d'incorporer dans les prix les coûts supplémentaires issus de ces politiques vertes et ainsi de les transférer aux clients. Pham et al. (2020) se sont penchés sur l'établissement de certaines régulations environnementales nationales (telles que les lois Grenelle 1 et 2) et européennes (EU-ETS) et de leurs effets sur des entreprises françaises de différents secteurs. Le secteur chimique montre une réaction boursière négative dès le premier jour de cotation suivant l'annonce de ces lois. Ces réactions matérialisées par des rendements anormaux négatifs sont plus importantes avec l'annonce de lois européennes sur les émissions (- 4,72) qu'avec l'annonce de loi sur la protection du sol, de l'air et de l'eau (-3,26). De plus, comme avec l'effet Obama étudié par Ramiah et al. (2015), l'industrie de l'énergie qui est l'un des secteurs les plus émetteurs de CO_2 n'a montré aucune réaction dans leurs études d'événements, ce qui paraît paradoxal. Capelle-Blancard et al. (2021) ont entrepris une métanalyse dans laquelle ils ont considéré plus d'une vingtaine d'études d'événements pour tester l'impact boursier de nouvelles régulations environnementales. Leurs résultats agrégés ont indiqué une réaction négative considérable et statistiquement significative sur la valeur de l'entreprise suite à un événement négatif (accident chimique, fuites de gaz, émissions fortes de

gaz) qui est de l'ordre de de -2% sur la fenêtre d'événement avec une médiane de -0,6% pour les rendements anormaux. Pour les événements positifs (changement dans la loi), ces réactions boursières sont nettement moins importantes et sont pour l'ensemble positives de l'ordre de 0,2%, avec une médiane égale à zéro pour les rendements anormaux. Toutefois, les entreprises chimiques ont affiché des rendements anormaux négatifs pour la grande majorité des études, que ce soit suite à une annonce d'événements négatifs ou une annonce d'événements ESG positifs.

Pour l'industrie chimique, la littérature a été très consistante dans le sens où tous les types d'événements, c'est-à-dire positifs ou négatifs, sont perçus négativement par les investisseurs. Les événements négatifs engendrent nettement plus de rendements anormaux négatifs que les événements positifs, qui parfois ne sont pas significativement différents de zéro. La justification est que dans le cas d'une mise en place d'une nouvelle loi de type ESG, les investisseurs conjecturent sur le fait que l'entreprise va exécuter des dépenses supplémentaires de conformité, acheter de nouveaux équipements, financer des formations au personnel. Ces dépenses diminueront naturellement le profit et les investisseurs seront soit moins tentés de détenir ces actions, soit plus enclins à s'en débarrasser.

2.4 **Conclusion**

Ce chapitre est crucial puisqu'il jette les bases théoriques de notre travail empirique. Il nous a ainsi permis de visiter les fondamentaux de l'investissement socialement responsable, de ses origines et de ses mutations dans le temps. Il nous a aussi permis d'identifier, à travers la littérature existante, les comportements des investisseurs envers la dimension ESG en vue d'une modélisation plus pertinente de la prise de décision d'investissement. Par ailleurs, ce chapitre nous a aussi permis d'observer les caractéristiques particulières de l'industrie chimique, notamment les sensibilités qu'elle entretient avec la dimension ESG. Une revue empirique d'études d'événements a été établie pour observer l'ampleur que les événements ESG peuvent avoir sur l'évaluation des entreprises. Ces études montrent que cet impact est significatif, multiforme et non homogène.

Par conséquent, pour bien comprendre l'homogénéité des investisseurs et leurs sensibilités, il est alors nécessaire de proposer des modèles plus adéquats. Ceci nous permettra de mieux modéliser la prise de décision d'investissement et d'établir des indicateurs de performance ESG plus fidèles à la réalité des acteurs. De plus, cela permettra, in fine, de mieux appréhender et

prédire les impacts de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise, qui est une mesure de l'engouement, de la confiance et de l'optimisme des investisseurs.

Chapitre 2 : Efficience ESG et valeur de l'entreprise : Structure empirique et méthodologie

3 Efficience ESG et valeur de l'entreprise : Structure empirique et méthodologie

3.1 Introduction

Les activités des entreprises génèrent de la richesse pour les propriétaires ou actionnaires et, dans une mesure plus globale, pour toute l'économie. C'est dans leur quête de rentabilité que ces dernières parviennent à créer de la valeur ajoutée et à tirer l'économie. Toutefois, leurs activités ne génèrent pas que de la valeur mais aussi des risques et impacts d'ordre environnemental, sociétal et de gouvernance d'entreprise. Dès lors que ces derniers sont pris en compte, il revient de constater que les interactions entre l'entreprise et les autres parties prenantes, notamment la société et l'environnement, engendrent des pressions sur toutes les parties. D'une part, l'entreprise engendre des risques et impacts sur l'environnement et la société (matérialité d'impacts) et d'autre part, ces derniers exercent une contrainte supplémentaire en dehors de celle de sa rentabilité (matérialité financière). Cette prise de conscience sur la dimension ESG amène chercheurs et praticiens à repenser en profondeur nos modes de consommation et de production. Par ailleurs, elle invite également à repositionner le débat autour du couple coût-valeur, en engageant la réflexion dans une perspective holistique et intégrative. En effet, alors que la notion de coût a longtemps été limitée aux dépenses engagées par l'entreprise dans ses processus de production, elle s'est davantage élargie, de nos jours, pour englober aussi les impacts et risques liés à l'environnement, la société et la gouvernance d'entreprise communément appelés facteurs ESG. Il en est de même pour la notion de valeur qui devient encore plus subjective à l'aune de la prise de conscience et de la montée des exigences des sociétés envers la norme ESG. Ainsi, pour certains, la valeur continue d'être associée exclusivement à la création de richesse économique, tandis que pour d'autres, elle ne peut être dissociée de la capacité à générer cette richesse tout en minimisant les externalités négatives de type ESG.

Cette évolution met en évidence les limites des indicateurs classiques de performance, qui demeurent centrés sur une vision strictement financière et ne reflètent ni l'intégration explicite des dimensions ESG, ni la diversité des sensibilités des parties prenantes à leur égard. L'une des résultantes de leurs limites s'illustre bien dans le contexte d'inconsistance des résultats des chercheurs autour de la relation entre les performances financière et ESG. En effet, la divergence prononcée des chercheurs autour de cette question suscite beaucoup d'interrogations sur la construction de ces indicateurs ainsi que leur adéquation. C'est dans cette

perspective que s'inscrit notre étude, dont l'un des objectifs majeurs est de combler ce vide dans la littérature en proposant un indicateur de performance globale. Celui-ci vise à concilier la dimension financière et la dimension ESG, tout en tenant compte des préférences différenciées des investisseurs, qu'ils soient conventionnels ou socialement responsables. De plus, notre indicateur de performance sera testé dans une seconde phase empirique afin de prédire son pouvoir explicatif sur les variables de marché notamment la valeur d'entreprise.

Dans ce chapitre, il est question d'expliquer la méthodologie que nous allons adopter au cours de notre travail empirique. Ainsi, nous allons d'emblée dans une première section expliciter les fondements et motivations théoriques de notre indicateur d'efficience. Nous définirons le modèle qui nous permettra de le déterminer ainsi que les instruments empiriques utilisés. Ensuite, la seconde section de ce chapitre sera réservée à étayer la dernière phase de notre structure empirique qui vise à tester le pourvoir explicatif de notre indicateur d'efficience sur la valeur de l'entreprise. Celle-ci vise à apporter plus de lumière autour de la question sur la relation entre les performances ESG et financière.

3.2 Efficience ESG : définition et formulation

Dans cette première section, il s'agit de concevoir et développer notre indicateur d'efficience ESG. Elle passe en revue les fondements de la genèse de l'indicateur jusqu'à ceux de sa définition. En effet, dans la première partie, nous allons expliquer les raisons qui sous-tendent le modèle de détermination de l'indicateur ainsi que les bases desquelles il s'inspire. Enfin, dans la seconde partie, nous passerons à la mise en œuvre de l'indicateur d'efficience ESG en construisant un modèle d'estimation. Dans cette partie, nous illustrerons sa spécification avec la définition de toutes les variables retenues.

3.2.1 Genèse et définition du concept d'efficience ESG

Les indicateurs de performance ESG qui existent aujourd'hui ne nous permettent pas d'élucider notre problématique de recherche. D'où la nécessité d'en concevoir un qui serait en meilleure adéquation avec notre étude. Toutefois, nous allons voir que notre indicateur se base sur un indicateur existant que nous allons essayer d'améliorer.

3.2.1.1 Genèse du concept d'efficience ESG

Il s'agit ainsi dans cette partie, d'apporter un regard critique sur les scores ESG qui existent afin d'identifier leurs avantages et limites nous permettant ainsi de mieux élaborer notre

modélisation. Toutefois, nous allons d'abord discuter de l'indicateur d'éco-efficience qui constitue notre point de départ.

3.2.1.1.1 **Le modèle d'éco-efficience**

Le développement durable est indiscutablement l'un des concepts les plus débattus de ces dernières décennies avec notamment un contexte marqué par le dilemme entre la poursuite effrénée de rentabilité et le respect des normes ESG. L'éco-efficience se présente comme une notion phare du développement durable. Elle s'est popularisée depuis les travaux pionniers de Schaltegger and Sturm (1989) mais le terme « éco-efficience » ne verra le jour que plus tard dans une publication du Conseil mondial des affaires pour le développement durable (WBCSD) intitulée « changing course » de Stephan Schmidheiny. Le terme d'éco-efficience connait beaucoup de définitions théoriques dans la littérature existante. Toutefois le point de convergence est qu'elles s'accordent toutes sur l'importance du lien entre la performance économique et la performance environnementale. En d'autres termes, il s'agit de la réalisation des efficiences économiques et environnementales, en concomitance. WBCSD définit l'éco-efficience comme étant le fait « de produire des biens et services à des prix compétitifs permettant de satisfaire les besoins humains et d'améliorer leur qualité de vie tout en réduisant les impacts écologiques et l'intensité des ressources à travers tout le cycle de vie jusqu'à un niveau compatible avec la capacité de charge de la Terre ». Dans cette définition originelle, nous pouvons facilement identifier le triptyque : environnement, économie et société. Pour l'Agence Européen de l'environnement (EEA), il faut entendre par le terme d'éco-efficience « plus de bien-être avec moins d'utilisation de la nature ». L'OCDE (1998) quant à elle, le définit sous ces termes « l'efficience avec laquelle les ressources écologiques sont utilisées en vue de satisfaire les besoins des Hommes »

Pour ce qui est de la définition pratique de l'éco-efficience, il existe une certaine disparité au sein des chercheurs et académiciens notamment sur son mode de détermination. Huppes et Ishikawa (2005) ont travaillé sur le concept d'éco-efficience et ses différentes terminologies. Ils le définissent comme étant le ratio de deux éléments : l'impact environnemental qui suit une logique de réduction et la valeur de la production qui suit une logique de hausse. Ils ajoutent que le choix du numérateur ou dénominateur dépend de l'approche optée et ils distinguent deux approches.

La première, centrée sur une vision de création maximale de valeur, est identifiée comme le ratio entre la performance économique sur les impacts environnementaux. L'OCDE (1998)

complète cette définition en évoquant que l'éco-efficience est le quotient de la valeur des produits et services produits par une entreprise, un secteur ou une économie par la somme des pressions environnementales générées par cette entreprise, ce secteur ou cette économie. On retrouve cette définition dans plusieurs études (OCDE, 1998 ; Kuosmanen et Kortelainen, 2005 ; Ehrenfeld, 2005 ; Kuosmanen, 2005 etc.) qui la formalise comme suit :

$$Eco - efficience = \frac{Performance\ économique}{Impact\ environnemental}$$

La deuxième approche de définition suit une logique de réduction des couts pour l'environnement. Elle se définit comme étant le quotient de la somme des impacts sur l'environnement sur l'ensemble des performances économiques. Il est bien de noter que cette dernière approche est aussi connue sous le nom d'« éco-intensité ». Cette formulation est notée dans les études de Fleming (1992), Schmidheiny (1992), Müller and Sturm (2001) Sturm et al. (2004), et se présente comme suit :

$$Eco - efficience = \frac{Impact\ environnemental}{Performance\ économique}$$

Toutefois, la détermination du numérateur et du numérateur, tous deux tributaires du choix des variables à inclure, reste très problématique et délicat dans le sens où il n'y a pas consensus académique (Hoffrén, 2010). Au contraire, le choix des variables découlerait même d'un arbitrage purement empirique et se ferait au cas par cas. Ehrenfeld (2005) évoque avec plus de détails cette grande difficulté liée à la quantification de cette grandeur. Il constate que le calcul du numérateur est tout aussi critique et complexe que celui du dénominateur. Selon lui, le calcul des impacts sur l'environnement se heurte aux mêmes problématiques que l'on observe quand on fait un calcul d'évaluation environnementale. En d'autres termes, quels impacts doivent être pris en compte ? Quelles mesures utiliser ? Comment quantifier adéquatement ces impacts sur l'environnement ? Ces questions trouvent leurs réponses selon l'angle d'analyse d'impacts adopté. Kuosmanen (2005) distingue trois méthodes d'analyse d'éco-efficience : l'analyse suivant le cycle de vie (Life Cycle Assessment, LCA), la technique du cout-bénéfice (ACB) et la technique de l'évaluation contingente. Pour chacune de ces approches, la détermination des impacts environnementaux reste un grand défi. La technique LCA s'intéresse à l'inventaire et l'analyse des impacts environnementaux d'un produit, service ou processus à travers toutes les étapes de sa durée de vie. Elle est très laborieuse et difficile à implémenter. Toutefois, il faut

garder en mémoire qu'il est impossible de prendre en compte tous les impacts environnementaux. Il faut accepter alors d'en omettre quelques-uns dans l'évaluation en les considérant comme insignifiants (Kuosmanen, 2005). La deuxième technique à savoir l'analyse cout-bénéfice (ACB) est connue comme étant un outil d'aide à la prise de décision permettant d'attribuer une valeur monétaire aux couts et avantages d'un projet ou d'une politique. La finalité est de pouvoir les confronter et calculer une valeur nette pouvant permettre de juger l'efficience où la pertinence du projet ou de la politique. Elle est devenue une technique bien utilisée en rapport avec l'analyse des impacts environnementaux (voir OCDE, 2006). Ici, grâce aux avancées des techniques d'évaluation monétaire de l'environnement, une valeur est calculée et attribuée à chaque impact puis actualisée. Attribuer une valeur monétaire à un impact environnemental est une tâche très complexe et pouvant faire intervenir des mécanismes relativement subjectifs. Enfin, l'approche de l'évaluation continente revient par l'intermédiaire d'une enquête ou d'un formulaire à demander à des individus quelle valeur ils sont prêts à attribuer à un quelconque bien environnemental. Ces données font ensuite l'objet de traitements et d'analyses statistiques afin d'attribuer une valeur au bien en question. Bien que cette méthode soit très pratique et dispose de beaucoup d'avantages, elle est aussi problématique dans le sens où il existe un certain degré de complexité dans l'élaboration des questionnaires pour assurer une fiabilité des résultats. Elle souffre aussi d'un certain degré de subjectivité. Ainsi, il apparait clair que déterminer avec précision les impacts environnementaux est une tâche complexe et délicate. Il faut d'abord s'accorder sur le choix de la technique à adopter. Ensuite, vient la difficulté liée à la quantification de ces impacts environnementaux et celle de leur agrégation en une seule grandeur que Kuosmanen (2005) désigne par le terme « indice des dommages environnementaux ». Les impacts environnementaux étant souvent d'ordre qualitatif et incommensurable, il est alors très difficile voire impossible de leur allouer une valeur ou une pondération objective (Kuosmanen, 2005). Il est aussi bien de noter que l'éco-efficience calculée n'aura pas la même valeur d'une méthode à l'autre.

Le problème de quantification est moins complexe avec le calcul des valeurs économiques mais il demeure un grand défi. Il n'est pas toujours facile de sonder la valeur de la contribution économique d'une entreprise, d'un secteur ou d'une région d'autant plus qu'il est difficile de s'accorder sur le choix de mesures et d'indicateurs à retenir. Ici la véritable problématique est la suivante : que doit-on considérer comme performance économique ? Cette question obtient diverses réponses à travers la littérature existante. La performance économique est représentée par la valeur des biens et services produits (OCDE, 1998 ; Lehni, 2000 ; Kobayashi et al., 2005

etc.), ou par la création de valeur ajoutée (Kuosmanen, 2005 ; Kuosmanen et Kortelainen, 2005 etc.) ou encore identifiée par des agrégats macroéconomiques tel que le Produit Intérieur Brut (Huang et al. 2018). Le terme de « performance économique » ne connait pas une définition figée mais plutôt varie au grès de la nature de l'étude. Elle peut d'ailleurs être d'ordre purement financière.

En somme, on peut ainsi facilement voir que l'indicateur d'éco-efficience est un indicateur très flexible et multidimensionnel. Il peut être appliqué à l'échelle d'un produit, d'une entreprise, d'un secteur ou encore d'un pays ou d'une région mais aussi les variables choisies sont laissées à la discrétion de l'auteur selon la pertinence de l'étude.

De plus, pour d'autres auteurs, l'éco-efficience est plutôt une stratégie de gestion dont la finalité est d'identifier les solutions optimales quant au fait de concilier les aspirations écologiques et économiques (Quariguasi Frota Neto et al., 2007). Elle peut aussi être un processus d'amélioration sur le plan environnemental de la chaine de production d'une entreprise permettant en même temps d'améliorer, in fine, la productivité et la rentabilité. Pour DeSimone and Popoff, (1997), c'est la quête d'un processus qui permet d'accroitre la performance économique tout en réduisant continuellement les impacts écologiques et la pression sur les ressources naturelles. On constate ici que la sémantique du concept d'éco-efficience ne varie pas : il s'agit d'améliorer la performance économique et environnementale en même temps (Kuosmanen, 2005 ; Kuosmanen et Kortelainen, 2005). Le concept n'est plus vu comme un ratio de grandeurs mais plutôt comme une stratégie ou un processus. D'ailleurs, on constate que l'éco-efficience n'est pas calculée mais plutôt représentée par des variables proxy par exemple la présence ou non de la certification 14001, le total d'émissions de GES (scope 1 + 2), ou le score ESG.

En résumé, l'indicateur d'éco-efficience est un indicateur flexible et pertinent qui permet de concilier deux dimensions différentes à savoir la performance économique et la performance environnementale. En l'absence de méthode de calcul et de spécification figée, elle laisse un certain degré de liberté à l'utilisateur. C'est d'ailleurs ce qui explique sa popularité. Le tableau 1 fait état d'une synthèse non-exhaustive d'études sur l'éco-efficience.

Tableau 1: Recours à l'indicateur d'éco-efficience dans la littérature

Etude	**Secteur/échelle**	**Variables utilisées**
How Can the Eco-efficiency of a Region be Measured and Monitored? (*Seppala et al., 2005*)	Régionale	Dimension environnementale : acidification, changement climatique, écotoxicité, accidents environnementaux, odeur, pollution sonore etc. Dimension économique : PIB, valeur ajoutée, production des principaux secteurs de la région
Eco-efficiency analysis by BASF: the method *(Saling et al. (2002)*	Chimie/Entreprise	Dimension environnementale et sociétale : consommation de matières premières, consommation d'énergie, émissions provoquées, le potentiel toxique et les abus et risques potentiels Dimension économique : Total chiffres d'affaires
A decade advance in eco-efficiency and cost-benefits of emissions reduction targeting fine chemical manufacturers ***(****Xu et al. 2021)*	Chimie	Dimension environnementale : déchets générés, indice de pollution, investissement pour protection de l'environnement, main-d'œuvre, énergie consommée and eau potable consommée Dimension économique : quantité produite en valeur

Assessing eco-efficiency with directional distance functions (*Picazo-Tadeo et al. 2012*)	Agriculture	Dimension environnementale : érosion du sol, risque sur la biodiversité, bilan énergétique Dimension économique : Revenu net par hectare
A practical method for quantifying eco-efficiency using eco-design support tools (Kobayashi et al., 2005)	Produit	Dimension environnementale : émissions (CO2, SOX, NOX, déchets ; etc.), consommation (pétrole brute, gaz naturel, bois, charbon etc.) Dimension économique : valeur du produit fabriqué
Improving eco-efficiency in the steel industry: The ArcelorMittal Gent case (*Caneghem et al., 2010*)	Manufacturier/Entreprise	Dimension environnementale : acidification, toxicité pour l'Homme, écotoxicité aquatique d'eau douce, consommation d'eau etc. Dimension économique : volume d'acier liquide produit
Measuring efficiency of production with data envelopment analysis (*Kuosmanen and Kortelainen. 2005)*	Transport	Dimension environnementale : Tonnes de CO2 équivalents ; Tonnes d'acides équivalents (NOx , SO2); Total émissions de particules Dimension économique : Total kilométrage
Eco-efficiency analysis of power plants: An extension of data envelopment analysis (*Korhonen and Luptacik, 2004)*	Energie	Dimension environnementale : Poussière, NOx et SO2 Dimension économique : Quantité générée d'énergie

Le concept d'éco-efficience étant bien défini, il reste toujours les problématiques liées à sa finalité et ses cibles. Le calcul de l'indicateur d'éco-efficience n'étant pas une fin en soi, quelle est alors sa finalité ? A qui est-elle destinée ? Kuosmanen (2005) apporte une bonne réponse à ces questions. Pour lui, elle permet de guider la prise de décision des managers, politiciens et même des consommateurs en leur offrant un support de comparaison entre des produits ou des technologies de production sur la base de critères et de compromis. Il ajoute que le but ultime recherché doit être pris en compte au moment de la conceptualisation et de la spécification de l'indicateur, étant donné que les acteurs (politiciens, managers ou consommateurs etc.) ont des besoins qui peuvent être substantiellement différents. Bleischwitz (2003) précise que l'éco-efficience n'a pas pour vocation d'être un instrument à « taille unique » (one-fits-all instrument) et recommande que son utilisation soit modulable pour une analyse au cas par cas ou d'une analyse spécifique d'industrie, marché, pays... L'éco-efficience pourrait alors servir de bon support pour la prise de décision des autorités quant aux mesures et régulations à établir pour favoriser simultanément la performance environnementale et économique. Beaucoup d'études ont aussi mis en lumière l'importance que l'indicateur d'éco-efficience pourrait avoir pour les investisseurs. En effet, certains se sont penchés sur sa potentielle relation avec la valeur de l'entreprise. Les résultats de ces études ont tendance à pointer vers la même conclusion, à savoir une relation positive et statistiquement significative entre ces deux grandeurs. Ce fait contraste avec les études sur la relation entre la performance environnementale ou les dépenses environnementales et la valeur de l'entreprise qui sont marquées par un bilan mitigé en termes de conclusions. Pour rappel, beaucoup d'auteurs voient une relation positive entre la performance environnementale et la valeur de l'entreprise (Cormier et al., 1993 ; Thomas, 2001 ; Ziegler et al., 2002), tandis que d'autres ont prouvé l'existence d'une relation négative (Hassel et al., 2005 ;) Natalia et Subekti (2013). Pour d'autres encore, s'il est vrai qu'une relation statistiquement significative existe entre la valeur actionnariale et les diverses informations environnementales publiées, aucune preuve n'a été trouvée sur le signe de cette relation (Belkaoui, 1976) ; Jaggi et Freedman, 1982 ; Shane et Spicer, 1983 et Jaggi et Freedman, 1992). C'est d'ailleurs ce qui poussent Sinkin et al. (2008) à penser que le recours à l'éco-efficience pourrait jouer un rôle substantiel dans la résolution de ce problème d'inconsistance dans les conclusions. Ces derniers, en se basant sur un échantillon final de 90 firmes éco-efficientes et 341 firmes non éco-efficientes et par le biais du modèle d'Ohlson (1995), ont pu prouver que les firmes qui ont adhéré à une stratégie managériale basée sur l'éco-efficience sont beaucoup mieux évaluées sur le marché, relativement à leurs pairs qui n'ont pas adhéré à une telle stratégie. Dans cette étude, l'éco-efficience est définie comme une

combinaison de deux variables : la première étant l'adoption d'un système de management environnemental et économique (la certification ISO 14001 est utilisée comme proxy) et le fait de signaler au public qu'un tel système de management environnemental est mis en place (les auteurs ont utilisé la publication de rapport environnemental comme proxy). La variable d'éco-efficience est ici une variable binaire qui prend la valeur de 1 si ces deux conditions sont satisfaites par une entreprise et 0 dans le cas contraire. Cette étude est en ligne avec celle de Noor et al., (2022) qui ont travaillé sur les entreprises du secteur de l'énergie cotées sur la bourse d'Indonésie. Eux aussi utilisent la certification ISO 14001 comme proxy pour l'indicateur d'éco-efficience et ont trouvé une relation positive entre cette dernière et la valeur de l'entreprise. Ainsi, ils recommandent aux entreprises d'utiliser l'éco-efficience comme stratégie ou politique de gestion. Pour Feldman et al. (1997), une entreprise, qui adopte une stratégie d'amélioration du système de gestion basée sur l'éco-efficience, envoie un signal positif aux investisseurs sur la réduction de son profil de risque. Cette réduction, in fine, va se matérialiser par une appréciation de la valeur de l'entreprise. Guenster et al. (2011) qui ont, eux aussi, pu prouver une relation positive entre l'éco-efficience (représentée par les scores d'Innovest Strategic Value Advisors) et la performance financière (le ROA et le Q de Tobin ont été utilisés comme proxy). Osazuwa et Che-Ahmad (2016) proposent une extension du modèle d'Ohlson en utilisant une régression hiérarchique pour un échantillon de firmes malaisiennes afin d'étudier la relation entre l'indicateur d'éco-efficience et la valeur de l'entreprise. Leurs résultats leur permettent de conclure sur l'existence d'une corrélation positive entre ces deux variables. L'étude de Savitri et al. (2023) est faite sur des entreprises indiennes, et les conclusions concordent avec celles de Osazuwa et Che-Ahmad (2016).

Ainsi, il est clair que l'indicateur d'éco-efficience est un instrument multidimensionnel de mesure de performance, mais aussi un outil pertinent de mesure de développement durable. En plus, il dispose d'un pouvoir explicatif substantiel de la valeur de l'entreprise. Toutefois, à l'instar des autres types d'indicateurs ESG qui existent dans la littérature, il est pourvu de limites qui lorsqu'elles seront levées pourront améliorer sa pertinence et son contenu informationnel.

3.2.1.1.2 **Déficiences des instruments de mesure ESG dans la prise de décision des investisseurs**

La littérature sur les problématiques liées à la RSE a beaucoup évolué au point où aujourd'hui, il existe une panoplie d'indicateurs de mesure de performance ESG. On serait tenté de dire qu'il est devenu plus facile aujourd'hui pour les investisseurs de prendre leurs décisions

d'investissement. Toutefois, l'inconsistance et l'incohérence des résultats établis sur les liens entre ces différents indicateurs ESG et la performance financière ont tendance à évoquer une autre réalité. La divergence prononcée des conclusions laisse les acteurs financiers notamment les investisseurs très perplexes sur le choix d'indicateur sur lequel se fier dans la prise de décision. L'un des objectifs de notre étude est de trouver un indicateur capable de simplifier ce processus de prise de décision. Deux options s'imposent alors. Soit on développe de nouveaux indicateurs, soit on améliore plutôt ceux qui existent déjà dans la littérature. Nous faisons le choix de se baser sur l'existant et d'en identifier les limites en vue d'aboutir à un indicateur capable de répondre aux attentes des investisseurs.

Bien que l'indicateur d'éco-efficience dispose d'un pouvoir explicatif avéré et largement documenté sur la valeur de l'entreprise, il n'en demeure moins qu'il présente des inconvénients. Sa première limite est d'ordre conceptuel. En effet, pour *Ehrenfeld (2005)* l'indicateur d'éco-efficience est un indicateur « partiellement utile » et que « s'il devait devenir un indicateur utile dans la détermination de choix stratégique, son recours devrait être assorti d'autres indicateurs et instruments pour la compléter ». Cette critique vient du fait qu'il n'intègre pas dans son champ de calcul d'autres dimensions, en dehors de l'environnement et de la performance économique ou financière. D'autres auteurs comme *Hellweg et al., 2005* ; *Koellner et al., 2005* ; *Young and Tilley, 2006* estiment aussi que l'indicateur d'éco-efficience n'est pas un bon instrument de mesure de développement durable du fait qu'il n'intègre pas le volet social. Une autre limite est d'ordre expérimental. En effet, le succès de l'indicateur d'éco-efficience dans l'explication de la valeur de l'entreprise est supposé provenir de sa capacité à concilier dimension environnementale et financière comme l'évoque sa formule de calcul. Toutefois, en réalité, cette relation est très difficile à établir du fait que pour la plupart des études, l'indicateur n'est pas calculé et les auteurs se contentent plutôt d'utiliser, à sa place, des variables proxy (ISO 14001, scores d'Innovest Strategic Value Advisors, variable binaire, par exemple). Ainsi, la thèse sur le contenu informationnel de cette variable reste encore théorique, puisqu'il n'y a pas encore eu assez de travaux empiriques pour l'étayer. Ainsi, il s'agit de lever ces limites en intégrant toutes les composantes des facteurs ESG et la performance financière. De ce fait, on pourrait disposer d'un indicateur complet dont peuvent se référer les investisseurs. De plus, une limite d'ordre empirique sera aussi surmontée, étant donné que nous allons construire et calculer notre indicateur au lieu d'utiliser des variables proxy. Il sera ainsi possible de tester la validité du véritable contenu informationnel de notre indicateur.

Il existe évidemment d'autres indicateurs de mesure de la performance, tels que les scores ESG. Ils sont en réalité divers mais notre observation va plutôt se limiter sur les plus utilisés dans la littérature existante (scores de MSCI, Moody's, Innovest Strategic Value Advisors, FTSE Russel, S&P, Sustainalytics, Morningstar, Thomson Reuters, ou encore Bloomberg). Leur diversité pourrait satisfaire mais les investisseurs mais en réalité leur divergence s'avère être problématique. En effet, l'observation a pu montrer que, pour une entreprise donnée, il arrive très souvent d'avoir des notes substantiellement différentes d'une agence de notation à l'autre. C'est ce qui pousse d'ailleurs *Berg, Kolbel et Rigobon (2022)* à se pencher sur les causes de cette divergence. Ils ont pu prouver cette divergence de façon empirique puisqu'ils ont effectué un test de corrélation sur les scores de six différentes agences de notation (KLD, Sustainalytics, Moody's ESG, S&P Global, Refinitiv, et MSCI) et leurs résultats ont montré une corrélation très faible, comprise entre 0.38 to 0.71. Ces résultats démontrent que les scores sont substantiellement différents les uns des autres. Les auteurs ont souligné quatre conséquences majeures de cette divergence. La première est qu'il devient encore plus difficile de procéder à une évaluation fiable de la performance ESG d'une entité. Par conséquent, la notation qui est sensée aider à jauger la performance ESG finit par créer un environnement de confusion et obscurcir le champ d'étude. Deuxièmement, ce climat de divergence n'encourage pas les entreprises à entreprendre des dépenses pour relever leurs standards ESG puisque les attentes du marché sur ce point ne sont pas élucidées. Troisièmement, le marché a plus de mal à intégrer la performance ESG dans les cours. En effet, la divergence des ratings dissipe les effets de la performance ESG sur le cours des titres financiers et cela débouche très souvent sur une hausse des primes de risque. Enfin, la quatrième conséquence est liée au fait que la compensation des CEO ne sont plus vraiment corrélées à la performance ESG. Les résultats de *Berg, Kolbel et Rigobon (2022)* relèvent trois causes principales liées au choix d'instruments de mesure, au choix de la délimitation du champ des variables et au choix de la pondération. Les auteurs révèlent que le choix d'instruments de mesure constitue en lui seul plus de la moitié (56%) des causes de la divergence. En effet, les agences de notation prennent souvent des instruments de mesure différents pour les mêmes variables ou catégories, ce qui naturellement a des impacts sur les scores. Par exemple, pour jauger la condition des employés, une agence peut prendre le taux de rotation des employés alors qu'une autre peut porter son choix sur le nombre de plaintes déposées par les employés. La deuxième principale cause de cette divergence est la délimitation des variables à intégrer dans la notation puisqu'elle est y contribue à hauteur de 38%. Elle renvoie au fait qu'une agence de notation peut faire le choix d'inclure une catégorie donnée alors qu'une autre agence ignore cette catégorie en lui allouant une pondération de 0. Enfin, la

pondération choisie pour chaque variable ou catégorie du score compte pour 6% de la divergence de la notation des différentes agences. En effet, ces pondérations sont souvent laissées à la discrétion des agences, donc constituent très souvent d'énormes « black box » et sont souvent entachées de subjectivité. Les auteurs soulignent aussi que les scores sont souvent biaisés par l'effet de Halo (Halo's effect). En effet, ils ont découvert que l'aperçu ou la perception que l'agence de notation avait sur une entreprise donnée avait un impact in fine. L'effet de Halo renvoie au fait qu'une entité qui reçoit une note élevée sur une catégorie donnée est très susceptible d'en recevoir une identique sur toutes les autres catégories de la même agence de notation. Pour les auteurs, cet effet serait à l'origine de 15% de la divergence de la notation des différentes catégories au sein des agences. On note alors qu'un degré de subjectivité supplémentaire s'installe du moment où la perception de l'évaluateur sur l'entité évaluée est substantiellement corrélée à la note finale. Ceci aura naturellement un grand impact sur les marchés financiers notamment sur la perception des investisseurs. Ces faits contribuent aussi à l'inconsistance des résultats établis entre la performance ESG et la performance financière puisqu'une bonne partie de ces études utilisent ces scores ESG comme variable proxy à la performance ESG. Berg et al. (2024) se sont d'ailleurs intéressés à cette relation empirique. Ils ont remarqué que ces relations statistiques étaient souvent biaisées par le bruit existant autour des scores ESG. Ils ont alors proposé une correction afin d'améliorer le pouvoir explicatif des scores ESG sur le cours des actions. Ainsi, on peut facilement s'accorder sur l'importance des scores ESG et leur utilité pour les investisseurs. Toutefois, on pourrait préconiser plus de transparence dans le calcul, plus d'objectivité dans le choix de la pondération et plus de prise en compte des préférences et du profil des investisseurs, avec moins de regard de l'évaluateur sur l'entité évaluée. Ceci pourrait garantir une meilleure qualité des scores et servir de boussole pour la prise de décisions des investisseurs.

En résumé, à partir de cette analyse des indicateurs existant, de leurs points forts et de leurs limites, nous pourrons proposer un indicateur, permettant :

- de concilier la dimension financière et la dimension ESG dans un même cadre en synthétisant les différentes informations disponibles et pertinentes dans l'évaluation de la valeur de l'entreprise.
- D'intégrer fidèlement la préférence des investisseurs et leur style d'investissement étant donné qu'ils ne constituent pas un groupe homogène notamment sur la problématique d'intégration des facteurs ESG dans l'investissement.

- De servir de base comparative solide au sein de différentes entités. De ce fait, il pourra mieux guider la prise de décision d'investissement.

Pour se faire, l'indicateur d'éco-efficience peut servir de point de départ idéal puisqu'il intègre déjà la capacité de concilier la dimension environnementale et la dimension économique. On aura à ajouter les deux autres composantes des facteurs ESG à savoir le sociétal (S) et la gouvernance d'entreprise (G). Nous adopterons une modélisation qui nous permettra d'intégrer le profil et les préférences des investisseurs et d'avoir une base comparative fiable. Nous aurons alors recours à la modélisation DEA.

3.2.1.2 **Définition du modèle d'efficience ESG et portées selon les différents types d'investisseurs**

L'une des principales finalités de cette étude est de développer un outil d'aide à la prise de décision des investisseurs. On estime que pour sa praticabilité, ce dernier doit être simple à utiliser, synthétique et pouvant offrir une base comparative. Pour cela, il faut d'abord comprendre les comportements des investisseurs au sein des marchés financiers, face aux informations disponibles.

Dans cette sous-partie, il s'agit d'énoncer notre modèle d'étude qui est basé sur les enseignements et remarques faits antérieurement. En effet, notre modèle d'étude tire son essence et sa pertinence dans le modèle d'éco-efficience et ses limites. Il s'agira aussi, ici, de discuter la pertinence de notre modèle pour chaque catégorie d'investisseurs.

3.2.1.2.1 **Efficience ESG : Définition, portée et pertinence**

En concomitance avec la popularisation et la prise de conscience sur les problématiques liées à la RSE, la demande d'informations sur la performance environnementale, sociale et de gouvernance d'entreprise s'est aussi vue intensifiée au fil des années (Cohen et al. 2015). Pour rappel, la fixation de la valeur d'une action est fonction de la quantité d'informations disponibles. Dans un marché de concurrence pure et parfaite où il n'existe pas d'asymétrie d'information ou aucun autre obstacle à l'efficience de marché, les informations sur les états financiers d'une entreprise sont tout à fait pertinentes et fiables et sont entièrement intégrées dans le cours des actions de cette entreprise (Scott, 2003). De nos jours, l'on peut aussi légitimement assumer que les informations de type ESG sont entièrement intégrées dans le cours des actifs puisque tout comme les informations financières, elles aussi ont une valeur informationnelle substantielle (Belkaoui, 1976 ; Spicer, 1978 ; Shane and Spicer, 1983 ;

Cormier et al.,1993 ; Klassen et McLaughlin, 1996 ; Berthelot et al., 2003, Kempf et Osthoff, 2007 ; Lei et Song, 2012 Haj-Salem et al., 2019). Ainsi, dans un tel marché, les investisseurs sont capables de sonder adéquatement et avec plus de précisions la valeur d'une entreprise. Toutefois, un tel marché n'existe pas puisqu'il existe toujours une asymétrie d'information entre managers et investisseurs qui évidemment ne disposent pas de la même quantité d'informations. Néanmoins, la disponibilité de l'information ne se pose plus comme une problématique majeure puisque les investisseurs disposent de nombreuses sources d'informations, notamment à travers la publication volontaire ou obligatoire des entreprises, les médias (annonce d'incidents majeurs, d'une nouvelle régulation etc.), les autorités ou agences indépendantes de régulation ou encore le public (publication d'informations des autorités, sanctions, plaintes, demandes d'indemnisations etc.) pour mieux évaluer la valeur d'une entreprise (Berthelot et al., 2003). Ainsi, il en résulte qu'un parterre d'informations est périodiquement mis à la connaissance du public et il se pose, pour les investisseurs, le défi de pouvoir l'exploiter de la façon la plus efficiente. Il devient alors légitime pour eux de s'interroger : quelles informations faut-il prendre en compte dans l'évaluation des entreprises ? Comment comprendre et interpréter les informations divulguées ? Existe-il un moyen d'agréger ces informations et quelle pondération faudrait-il allouer à chaque catégorie dans l'analyse et l'évaluation de l'entreprise ? Est-il possible de synthétiser tous ces différents types d'informations afin d'en ressortir un seul indicateur pouvant aussi servir de base de comparaison au sein d'entreprise d'un échantillon donné ? Tandis que l'on retrouve dans la littérature des études qui répondent à chacune de ces questions de façon isolée, il est très rare de trouver une étude qui apporte une solution globale à toutes ces questions. En effet, pour ce qui est de la première, il s'agit du débat sur la valeur informationnelle de différentes variables. Beaucoup d'études viennent apporter la lumière sur la pertinence des variables financières (Ohlson, 1995 ; Bartov et al., 2001 ; Barton et al., 2010 ; Miranda-Lopez et Nichols, 2012 ; Mirza et al., 2019) et non financières (Blacconiere and Patten, 1994 ; Clarkson et al., 2004 ; Bird et al., 2007 ; Cormier et al., 2008 ; Plumlee et al., 2010 ; Kaspereit and Lopatta, 2016) dans l'explication de la fluctuation de la valeur de l'entreprise. Il semble ainsi que les investisseurs ont assez de supports académiques quant aux variables sur lesquelles se fier dans leur processus d'évaluation des entreprises. La deuxième problématique renvoie aux caractéristiques qui font la qualité des informations publiées par l'entreprise à savoir la disponibilité, la clarté et la simplicité dans la compréhension. En effet, les investisseurs ne parviennent pas toujours à interpréter des informations mises à leur disposition. Pour Hamilton (1995), l'incertitude des investisseurs quant à l'interprétation d'une information sur la pollution

lors d'une première parution joue un rôle important dans l'absence de fluctuations des actions concernées. Cependant, la récurrence de telles informations finit par faire fluctuer négativement le cours des actions puisqu'au fil du temps, les investisseurs apprennent à mieux les appréhender. De plus, s'il est vrai que de nos jours, de plus en plus d'entreprises s'adonnent à un exercice de transparence en publiant volontairement leurs informations à caractère ESG, la qualité n'est pas toujours assurée. En effet, l'information n'est pas toujours diffusée de façon homogène au sein des entités. Il n'existe pas vraiment de standards dans l'énoncé des données ni dans leur nature. Chaque entreprise choisit librement de publier des données sur les variables qu'elle juge adéquates. D'ailleurs, la manière de porter les informations à la connaissance du public est bien conditionnée par l'image que l'entreprise veut refléter. Il est bien documenté que les managers font de la rétention d'informations s'ils jugent qu'elles peuvent avoir un impact négatif sur la valeur de l'entreprise, surtout dans un contexte de non obligation de divulgation d'informations environnementale (Clarkson et al., 1992 ; Scott, 1994). Il est clair alors qu'ils seront beaucoup plus enclins à publier des informations positives ou du moins qui ne portent pas atteinte à leur rentabilité. Il devient alors difficile pour l'investisseur d'avoir une appréhension globale, congrue et fiable des différentes données publiées, encore moins d'établir une base comparative au sein des entreprises. La publication obligatoire d'informations n'est pas aussi exempte de limites (Christensen et al., 2021 ; Peters et Romi, 2013 etc.). De plus, elle ne présente aucune contrainte sur la forme de la publication et ne délimite aucun contour du contenu. Par exemple, en France c'est la loi Grenelle 2 promulguée en 2012 qui contraint les entreprises cotées en bourses de publier leurs informations environnementales. Cette contrainte est liée à l'obligation de l'entreprise de porter à la connaissance du public les ressources dégagées pour la prévention des risques environnementaux et de la pollution. Toutefois, elle n'est assujettie à aucun principe directeur dans la forme, ni dans le contenu des informations publiées. Selon Depoers and Jérôme (2017), elle définit un « cadre de publication » dans lequel aucune régulation n'est faite sur le contenu. C'est dans ce contexte que l'on peut observer la diversité des données publiées dans les rapports. Pour l'exemple de la pollution, certaines entreprises publient leurs émissions de gaz à effet de serre en valeurs absolues tandis que d'autres en variation par rapport aux exercices antérieurs. D'autres encore se limitent à énoncer les montants dépensés pour lutter contre cette pollution. Il est évidemment très difficile pour les investisseurs, face à un tel contexte, de jauger adéquatement les performances des entreprises, et encore moins d'établir une base comparative. C'est d'ailleurs ce qui rend plus intéressant, le recours aux médias, experts et analystes car ces derniers tendent à pourvoir des informations plus faciles à comprendre et à limiter leurs incertitudes (Shane et Spencer, 1983 ;

Hamilton, 1995 ; Blacconiere et Northcut, 1997 ; Cormier et Magnan, 1997), Konar et Cohen (1997). Tout ceci revient à dire qu'il ne suffit pas simplement de lire les données via les documents financiers ou extra-financiers ou via les médias pour pouvoir faire une analyse fiable de la situation : d'où la légitimité de la troisième interrogation.

Cette troisième question est liée à la problématique d'agrégation des impacts de nature ESG et à la pondération qui devrait lui être attribuée. La pluralité de l'information fait qu'une revue des documents périodiques des entreprises ne permet pas à elle seule de se faire une idée sur la situation d'une entreprise ou de son potentiel de risques. En effet, dans une rubrique qu'elle soit financière, environnementale, sociétale ou de gouvernance, une multitude de données sont disponibles et chacune d'elles témoigne d'un état de l'entité. Pour établir le profil de risque de l'entreprise, il faut essayer d'agréger ou du moins de connecter toutes les données pertinentes. Par exemple, dans le volet environnemental de la dimension ESG, un parterre d'informations existe dans chaque rubrique qu'elle concerne le changement climatique (émissions de CO2, GES etc.), l'acidité (émissions de NOx, SO2 etc.), la pression sur les ressources (eau, énergie etc.), etc. Pour jauger l'ampleur du risque environnementale de l'entreprise, toutes ces données doivent être incluses dans une seule matrice de calcul. D'ailleurs, Kuosmamen (2005) a beaucoup réfléchi sur ce point et a évoqué le concept d'« indice des impacts environnementaux » comme étant l'agrégation des impacts environnementaux dans un seul indicateur. Des études comme celles de Cormier et al. (2005) et de Husser & Evraert-Bardinet (2014) ont développé des scores de performance environnementale et sociale basés sur une technique de notation leur permettant d'agréger les différentes rubriques d'informations afin de mieux juger de la qualité globale de la publication des entreprises.

Enfin, la quatrième problématique est la plus large et englobe les trois premières. En effet, pour construire un indicateur multidimensionnel capable d'intégrer des variables financières et ESG et pouvant servir de base comparative, on apporte à la fois une réponse à l'amélioration de la disponibilité de l'information, de sa qualité et aussi à la problématique de synthétisation de l'information. La conception d'un tel indicateur est l'un des défis que cette présente étude entend relever. Pour se faire, on se base sur le comportement des investisseurs tels que documenté dans la littérature existante en conjonction avec le caractère multidimensionnel qu'offre la modélisation DEA. Notre approche est de se baser sur l'indicateur de l'éco-efficience qui offre déjà un cadre empirique permettant d'intégrer plusieurs dimensions. Par la suite, nous améliorerons le champ d'application et la portée afin que cela soit plus adapté à notre contexte d'étude. Le choix sur cet indicateur sera plus motivé par sa flexibilité et son

adaptabilité. D'ailleurs, Kuomanen (2005) a préconisé de toujours garder en tête l'ultime finalité de l'éco-efficience au moment de sa conception et de sa spécification, étant donné qu'elle peut varier d'une catégorie d'agent économique à l'autre et aussi d'un domaine d'étude à l'autre. De plus, une autre raison qui motive notre choix d'indicateur est le fait qu'il ait été beaucoup critiqué pour son insuffisance à intégrer d'autres dimensions notamment la dimension sociale. En effet, la définition originelle de cet indicateur est ponctuée par le triptyque : environnement, société et économie. Souvent, dans sa conception, la dimension sociale est totalement absente remettant ainsi en cause sa capacité à être un indicateur de développement durable pertinent comme le relèvent plusieurs auteurs (Ehrenfeld, 2005 ; Hellweg et al., 2005 ; Koellner et al., 2005 ; Young et Tilley, 2006). Dans notre modèle, nous intégrerons cette dimension sociale mais aussi la gouvernance d'entreprise qui ajoutées à la dimension économique et environnementale va nous octroyer un indicateur global. Cet indicateur a d'autant plus de sens que L'OCDE (1998) rappelle qu'en matière de développement durable, les parties prenantes sont beaucoup plus intéressées par des concepts plus larges.

Nous établissons ainsi notre indicateur sous la dénomination d'« efficience ESG » et nous le définissons sous deux logiques :

- La productivité ESG : elle s'inscrit dans la logique de quête de revenus tout en préservant au mieux l'environnement, la société et les bonnes pratiques de gouvernance d'entreprise. En d'autres termes, elle cherche une optimiser la richesse générée par une entreprise sous contrainte des impacts ou risques de nature environnementale, sociale et de gouvernance d'entreprise.
- L'intensité ESG : elle s'inscrit dans la logique de minimisation des impacts et risques sur l'environnement, la société et les bonnes pratiques de gouvernance d'entreprise tout en maintenant un certain niveau de rentabilité. Elle permet d'optimiser les impacts et risques de type ESG sous contrainte d'une rentabilité donnée.

Il est bien d'établir que la définition de cet indicateur d'efficience s'effectue sous la perspective des investisseurs et non de l'entreprise. Par conséquent, elle se garde de tenir en compte de l'efficience technique qui met surtout en exergue la productivité des facteurs de production. Ici, l'investisseur fait face à un parterre d'informations disponible sur les résultats financiers des entreprises ainsi que sur leurs performances ESG et tente d'établir le profil de risque des entreprises les unes relativement aux autres. L'énoncé du modèle ainsi que ses déclinaisons feront l'objet de la sous-partie suivante.

3.2.1.2.2 **Énoncé du modèle d'efficience ESG et implications pour les différents types d'investisseurs**

L'idée sous-jacente de notre modélisation est de trouver un programme d'optimisation qui intègre à la fois la dimension financière et la dimension ESG, basé sur le comportement des investisseurs. Comme déjà évoqué, ces deux dimensions ont chacune leur importance et malheureusement, suivent souvent des trajectoires quelque peu antagonistes. En effet, en essayant d'améliorer la rentabilité, on peut s'adonner à des pratiques qui nuisent à l'environnement, à la société et aux bonnes pratiques de la gouvernance d'entreprise. En revanche, en essayant de minimiser les impacts sur l'environnement, la société et la gouvernance d'entreprise, on peut aussi attenter à la rentabilité de l'entreprise. Toutefois, ces dernières décennies nous ont appris que ces deux dimensions ne sont pas mutuellement exclusives et qu'au contraire, elles sont même réconciliables. Le défi se situe dans la quête de l'optimum qui pourrait se traduire par un équilibre de Pareto dans lequel, il n'est plus possible d'améliorer la rentabilité sans pour autant détériorer la situation de la performance ESG et vice versa.

L'observation du comportement des investisseurs et leur catégorisation nous amènent à considérer deux types de modèles. Pour les investisseurs mainstream ou conventionnels, l'accent étant mis sur la rentabilité, leur fonction objective (FO) est évidemment constituée par des variables de rentabilité, lesquelles suivent une logique de maximisation. Etant donné que la dimension ESG est une dimension à ne pas négliger pour eux vu les risques qu'elle peut engendrer notamment sur la rentabilité, elle s'établit, de facto, comme une contrainte dans leur programme d'optimisation. Leur programme d'optimisation se présente de la façon suivante :

$$\textit{Efficience ESG}_{im} = \begin{cases} \boldsymbol{Max\ FO = f(rentabilité)} \\ \boldsymbol{s.c : performance\ ESG} \end{cases}$$

Les investisseurs socialement responsables quant à eux, auront plutôt un programme d'optimisation inverse. En effet, comme il a été documenté et illustré dans le chapitre précédent, ils privilégient la performance ESG, quitte à payer une prime supplémentaire pour détenir des actifs socialement responsables et aussi à sacrifier une portion de rentabilité pour un meilleur standard ESG. Etant donné qu'améliorer la performance ESG consisterait à réduire les impacts et risques liés à l'environnement, la société et les bonnes pratiques de gouvernance d'entreprise, leur fonction objective va suivre une logique de minimisation. En revanche, même si la

rentabilité est reléguée à un cran inférieur à celui de la performance ESG, elle reste toujours une condition sine qua non dans la pratique de l'investissement. Ainsi, les efforts consentis pour de meilleurs standards ESG doivent être conjugués avec un certain niveau de rentabilité. Leur programme d'optimisation doit s'effectuer sous contrainte de rentabilité. On aura la formulation suivante :

$$\textit{Efficience } ESG_{isr} = \begin{cases} \boldsymbol{Min\ FO = f(performance\ ESG)} \\ \boldsymbol{s.c: rentabilité} \end{cases}$$

Dès lors que les programmes d'optimisation ont été établis, il ne reste plus qu'à définir le type de modélisation à adopter et les variables à y intégrer. Tous ces choix feront l'objet de la partie suivante

3.2.2 Construction et spécification du modèle d'efficience ESG

Dans cette partie, nous allons passer à la construction du modèle d'estimation de l'efficience ESG. Il s'agit alors de discuter de la méthodologie utilisée ainsi que de la spécification du modèle.

3.2.2.1 La pertinence du recours à la modélisation DEA

Il existe plusieurs méthodes de calcul d'efficience et de performance, mais notre choix est porté sur la modélisation DEA. Ce choix n'est pas anodin et est motivé par les caractéristiques intrinsèques du modèle qui en font un parfait outil pour notre étude. Cette partie sera consacrée à définir le modèle, à en identifier ses applications et aussi à expliciter sa pertinence pour notre étude. Ensuite, il sera question de débattre de la question du traitement des outputs indésirables. Cette question constitue un débat dans le monde académique concernant l'application de la modélisation DEA pour les thématiques de développement durable.

3.2.2.1.1 La modélisation DEA : définition et pertinence dans le calcul d'efficience ESG

La DEA est une technique de modélisation non-paramétrique dont le but est de déterminer la frontière des meilleures pratiques en matière d'efficience d'un ensemble d'entités ou d'unités de prise de décision. Elle repose sur le calcul du ratio entre les outputs et les inputs. L'efficience

d'un DMU est ainsi mesurée par le ratio pondéré des outputs sur les inputs (orientation input) ou inversement (orientation output). Le modèle vise à maximiser (ou minimiser pour l'orientation output) ce ratio pour chaque DMU, sous la contrainte que le ratio correspondant à l'ensemble des autres unités ne dépasse pas 1, assurant ainsi la comparabilité des résultats. La DEA permet donc d'identifier les unités efficientes (ratio = 100%), qui constituent la frontière d'efficience, et les unités inefficientes (ratio < 100%), qui se situent en dessous de cette frontière.

Au cours de l'implémentation, une pondération est alors générée par le modèle pour chaque variable et chaque entité sur la base des informations fournies. Ceci est un atout réel qui tend à amoindrir la subjectivité des résultats obtenus. De plus, la modélisation DEA génère des scores d'efficience qui apparaissent sous forme d'un classement (benchmarking) allant de l'entité la plus efficiente jusqu'à la moins efficiente. Mieux, elle établit une frontière délimitant les entités efficientes par rapport aux entités inefficientes. En résumé, elle discrimine ainsi un groupe d'entités distinctes sur la base de mêmes critères (sélection d'inputs et d'outputs) et fournit une base comparative fiable et objective. Le recours à la DEA permet d'éviter tous les problèmes auxquels se heurtent les autres modélisations telle que la fonction de coût ou la fonction de profit. En effet, ces dernières ne sont pas faisables étant donné que l'on ignore souvent les coûts liés à l'environnement, notamment ceux que l'on taxe de mauvais outputs ou d'outputs indésirables (pollution, émissions de déchets etc.). La DEA n'a pas besoin de connaitre les prix ou coûts des différentes variables pour calculer la performance d'un groupe d'entité. Sa programmation génère elle-même les coefficients y compris ceux des outputs indésirables (aussi appelés shadow price) pour chaque variable et entité. Ces caractéristiques rendent la modélisation DEA très pertinente pour notre modèle d'étude, comme le montre la synthèse suivante.

Tableau 2 : Utilisation de la modélisation DEA dans le calcul de l'indicateur d'éco-efficience

Etudes	**Variables utilisées**
Assessing eco-efficiency with directional distance functions (*Picazo-Tadeo et al. 2012*)	**Inputs** : érosion du sol, risque sur la biodiversité, bilan énergétique **Outputs** : Revenu net par hectare

Eco-efficiency measurement of industrial sectors in China: A hybrid super-efficiency DEA analysis Wang, Ding and Liu, 2019; Journal of Cleaner Production	**Inputs :** Energie, eau, main d'œuvre, et capital investi **Outputs désirables** : Valeur totale de la production industrielle **Outputs indésirables** : Total déchets industriels, eaux usées, total déchets solides et total déchets sous forme de gaz
Composite eco-efficiency indicators for China based on data envelopment analysis Huang et al. 2018; Ecological Indicators	**Inputs :** Capital, main d'œuvre, énergie, terre et eau **Outputs désirables** : PIB réel **Outputs indésirables** : indice de pollution calculé à partir de six éléments (CO2, SO2, eau usée, demande d'oxygène chimique, nitrogène d'ammoniac et émissions de poussières)
Eco-efficiency of the world cement industry: A data envelopment analysis; Oggioni, Riccardi and Toninelli 2011; Energy Policy	**Inputs** : Capital, Energie, Main d'œuvre **Outputs désirables** : Quantité de ciment produite **Outputs indésirables** : Emissions de CO2
Measuring efficiency of production with data envelopment analysis (*Kuosmanen and Kortelainen. 2005)*	**Inputs** : Tonnes de CO2 équivalents ; Tonnes d'acides équivalents (NOx , SO2); Total émissions de particules **Outputs** : Total kilométrage
Eco-efficiency analysis of power	**Inputs** : Couts total **Outputs désirables** : Quantité générée d'électricité

plants: An extension of data envelopment analysis (*Korhonen and Luptacik, 2004)*	**Outputs indésirables** : Emissions de poussière, NOx et SO2
A decade advance in eco-efficiency and cost-benefits of emissions reduction targeting fine chemical manufacturers; Xu et al. 2021; Journal of Environmental Management	**Inputs** : Investissement pour la protection de l'environnement, main d'œuvre, consommation d'énergie et consommation d'eau potable **Outputs désirables** : Valeur marchande de la production totale **Outputs indésirables** : quantité émise de déchets, Indice de pollution

Ainsi, nous pouvons remarquer l'importance du recours à la DEA pour résoudre la problématique du calcul de l'efficience. L'aspect multidimensionnel de cet indicateur correspond idéalement avec la conception de la modélisation DEA. De plus, le fait de calculer les efficiences des entités relativement à celles de leurs pairs permet d'établir, selon les mêmes critères, une base comparative solide et fiable. Ainsi, la DEA s'avère être le parfait instrument d'estimation de notre indicateur d'efficience ESG. Toutefois, le recours à la DEA fait apparaitre la problématique du traitement des outputs indésirables.

3.2.2.1.2 **Débat sur le traitement des outputs désirables vs indésirables et pertinence pour notre modèle**

Le débat sur le traitement des outputs indésirables est un point débattu de la littérature concernant l'application de la DEA dans toutes problématiques ayant trait avec l'environnement. En effet, par output indésirable, il faut comprendre l'ensemble des résultats issus de la production et qui ont un effet négatif sur l'environnement telles que la pollution, la génération de déchets dangereuses ou toxiques, les pollutions sonores. Ce sont alors les résultats générés par la production de façon non intentionnelle et qui sont nuisibles pour l'environnement. On a aussi tendance à les appeler outputs (ou inputs) environnementaux. Ces facteurs sont appelés « output » puisqu'ils émanent du processus de production au même titre que la quantité de biens ou services produite par une entité. Ils sont indésirables car n'étant pas

voulus et engendrant des externalités négatives. Par conséquent, les outputs indésirables doivent alors être minimiser. Toutefois, le problème se situe dans le fait qu'ils ne peuvent pas être traités comme des outputs conventionnels. Comme le rappellent *Seiford and Zhu (2001),* dans le modèle DEA standard, une diminution du côté des outputs n'est pas possible et seulement les inputs sont assujettis à une logique de minimisation. De plus, *Seiford and Zhu (2002)* affirment que s'il existe une inefficience dans le processus de production, les managers doivent chercher à minimiser les outputs indésirables afin d'améliorer l'efficience, donc au même titre que les inputs. On peut ainsi facilement comprendre que leur traitement soit un sujet de controverse dans la littérature. On peut recenser principalement trois solutions élaborées par les académiciens.

La première solution consiste à considérer les outputs indésirables tout simplement comme des inputs. Les défenseurs de cette thèse se basent sur le fait qu'ils doivent suivre une logique de minimisation tout comme les inputs puisque tous les deux engendrent des coûts. En effet, l'éradication des outputs indésirables se traduit par une hausse des coûts émanant de la mobilisation d'autres ressources (main d'œuvre, capital, intrants, etc.). Par conséquent, il est plus judicieux de les glisser dans la partie des inputs. Dans le modèle DEA de *Korhonen and Luptacik (2004),* les émissions de SO2, de NOx et de poussières sont traitées comme de simples inputs. C'est aussi le cas pour les études de *Lansink and Bezlepkin (2003), Gomes and Lins (2008)* et *Zhang et al. (2008)* qui ont traité l'output indésirable « émissions de CO2 » et toutes les autres émissions (déchets, poussières, gaz, etc.) comme un input conventionnel. *Kuosmanen and Kortelainen (2005),* tout en se gardant de recourir à cette solution, et évoquent tout de même son utilité et son bien-fondé. Toutefois, cette méthode n'est pas sans inconvénients. *Seiford and Zhu (2002)* affirment que cette solution tend à donner une mauvaise représentation du processus de production puisque la véritable relation entre les inputs et outputs dans la chaine de production va disparaitre. En d'autres termes, cette méthode ne reflète vraiment pas le vrai processus de production.

La deuxième solution consiste à considérer les outputs indésirables comme des outputs. Dès lors, on voit l'apparition des hypothèses de faible disposition des outputs indésirables. En effet, l'hypothèse de faible disposition stipule que la réduction de l'output indésirable va engendrer l'augmentation des inputs ou la diminution des outputs désirables. En d'autres termes, elle stipule que la réduction des outputs indésirables va engendrer la dégradation de la productivité. Cette hypothèse est essentielle pour modéliser les outputs indésirables comme des outputs. *Fare et al. (1989)* ont construit un modèle DEA où les outputs indésirables et désirables figurent

du côté des outputs. Toutefois, dans leur modélisation l'hypothèse de faible disposition est imposée sur les outputs indésirables, alors que l'hypothèse de forte disposition s'impose sur les outputs désirables. Les modèles *Tyteca (1996 et 1997)* suivent aussi le même raisonnement. Le modèle proposé dans *Fare and Grosskopf (2004)* basé sur une fonction de distance directionnelle (DDF) s'avère être une alternative plus crédible au modèle de *Fare et al. (1989)*. En effet, à la différence de cette dernière, leur modèle permet une augmentation des outputs désirables et une réduction des outputs indésirables de façon concomitante. Cette solution consistant à traiter les outputs indésirables comme des outputs n'est pas aussi sans inconvénients étant donné que certains auteurs comme Hailu and Veeman (2001) ont critiqué l'hypothèse de faible disposition, en évoquant qu'elle ne permettait pas de sonder les impacts des outputs indésirables dans l'efficience.

Enfin la troisième solution consiste à procéder à des transformations afin de pouvoir intégrer les outputs indésirables dans un format d'output normal. Ces transformations, in fine, permettront d'être dans un contexte où tous les outputs sont supposés être « bons » ou « désirables ». On peut évoquer le fait :

- De prendre la valeur des outputs indésirables avec -Y (Y= - Y), Y étant la matrice des outputs indésirables. Il s'agit ensuite d'utiliser la version additive de la DEA. Cette technique présente la difficulté d'injecter des valeurs négatives dans la DEA, alors que cette dernière de base n'en admet pas. Ainsi, il sera question de procéder à une autre transformation avant de lancer l'estimation.
- De considérer la technique précédente et d'ajouter une valeur (α) suffisamment grande sur toutes les données des variables afin de faire disparaitre les valeurs négatives. On aura alors Y = - Y +α. Cette technique qui renvoie à la notion d'invariance de la DEA par translation est bien connue (Ali and Seiford, 1990).
- De prendre plutôt l'inverse de la valeur des outputs indésirables (Y=1/Y). Après cette transformation, les outputs indésirables pourront alors être traités comme des outputs normaux. Des auteurs comme *Golany et Roll (1989)* et *Lovell et al. (1995)* ont déjà eu recours à une telle technique.

Il est aussi clair, pour nous d'identifier le contexte et la perspective dans laquelle se tient cette étude. En effet, il est bien question de calculer l'efficience par rapport à la ligne des investisseurs et non pas des entreprises. Cette distinction est de taille car elle conditionne le choix du modèle, de ses variables et aussi le traitement des outputs indésirables. Pour rappel, l'idée de départ est que l'investisseur tente d'analyser et synthétiser toutes les informations

disponibles sur une entreprise afin de dresser un profil de risque faisant état à la fois de la performance financière et de la performance de type ESG. Ainsi, pour ce qui concerne le traitement des outputs indésirables, nous allons plutôt considérer la première technique à savoir le fait de les considérer comme des inputs. Les raisons de ce choix découlent de plusieurs raisonnements. Premièrement, il est difficile pour un investisseur de voir les outputs indésirables telles que la pollution, l'émission de déchets. comme des « produits » étant donné qu'ils sont dépourvus de plus-value. Deuxièmement, pour l'investisseur conventionnel, lequel poursuit une logique de maximisation du gain financier, ces outputs indésirables ne peuvent logiquement figurer que dans les contraintes. En effet, la disposition des outputs indésirables engendre une hausse de la quantité d'inputs. Autrement dit, une hausse (baisse) des outputs indésirables entrainerait une hausse (baisse) des inputs. Par conséquent, ces deux facteurs doivent figurer du même côté et il serait insensé du point de vue de leur programme et de leur logique d'investissement d'avoir ces outputs indésirables dans leur fonction objectif. Pour les investisseurs socialement responsables dont leur but est de minimiser les impacts sur l'environnement, la société et la gouvernance d'entreprise, ces outputs indésirables sont aussi des inputs. En effet, ce sont des ressources environnementales d'où le nom d'input environnemental que l'entreprise doit chercher à réduire du mieux possible tout en étant rentable. Enfin, le troisième raisonnement est le fait qu'ici, on fait abstraction de l'efficience technique de l'entité dû au fait que ce n'est pas le processus de production qui est mis en exergue mais plutôt le processus d'investissement. L'efficience technique renseigne sur la manière dont les inputs sont utilisés dans la chaine de production pour générer des outputs. Ce processus est sans attraits pour les investisseurs, il n'intéresse que les managers. Par exemple, le nombre d'heures de travail effectué pour produire un bien ou service donné est une donnée très importante pour un manager, mais sans attrait pour l'investisseur qui portera plus son attention sur des variables tels que le résultat net, le chiffre d'affaire. Le processus d'investissement nous renseigne sur la manière d'optimiser son utilité (qui est de maximiser son rendement financier et de minimiser les impacts de type ESG respectivement pour l'investisseur conventionnel et l'investisseur socialement responsable), compte tenu du niveau de risque (qui est un risque de nature ESG et un risque de rentabilité respectivement pour les investisseurs conventionnels et les investisseurs socialement responsables). Ainsi, le débat sur le traitement des outputs indésirables ne se pose vraiment pas pour notre étude puisqu'on se réfère ici au processus d'investissement et par conséquent, ces derniers seront juste considérés comme des inputs.

3.2.2.2 Spécification du modèle d'efficience ESG : investisseurs conventionnels vs investisseurs socialement responsables

A l'instar de l'indicateur d'éco-efficience, l'indicateur d'efficience ESG que nous voulons construire ne se veut pas figé dans le choix des variables. En effet, il doit se construire selon la spécificité du domaine d'étude. Toutefois, il existe dans la littérature des études qui révèlent la portée du contenu informationnel des différentes variables, qu'elles soient financières, environnementales, sociétales et de gouvernance d'entreprise ainsi que leur importance dans la prise de décision des investisseurs. Il en découle ainsi que la spécification de notre modèle empirique sera conditionnée par ces deux piliers à savoir la littérature existante et la spécification de notre domaine d'étude. Pour se faire, il est question ici de déterminer les variables de la dimension économique et celles de la dimension ESG.

3.2.2.2.1 Détermination de la dimension économique

La détermination de la dimension économique est moins complexe que celle de la dimension ESG. Elle n'est pas pour autant simple car il faut choisir les variables judicieusement afin de jauger adéquatement le statut économique ou financier de l'entité. L'inconsistance dans les résultats sur la relation entre les variables financières et celle de nature ESG est souvent imputée au choix des premiers. D'abord il est clair de noter que cette dimension aura plutôt une connotation financière ou comptable qu'une connotation purement économique étant donné que l'on étudie la performance d'un groupe d'entreprises. Ainsi, pour parvenir à faire une sélection pertinente, nous allons nous appesantir sur la littérature existante à propos du contenu informationnel des variables et aussi sur les spécificités de notre domaine d'étude à savoir l'industrie chimique. Plusieurs études ont été faites pour identifier les variables susceptibles de servir de boussole dans la prise de décisions des entreprises. Il apparait clair que le revenu net et la valeur comptable des capitaux jouissent d'un caractère privilégié dans la prise de décision comme on peut le voir sur le tableau suivant.

Tableau 3 : Etudes sur le contenu informationnel des variables financières

Etudes	**Variables pertinentes de décision d'investissement**
The valuation relevance of earnings and cash flows: An international perspective	Revenu net et cash-flows

Bartov et al. (2001)	
The use of earnings and cash flows in investment decisions in the U.S. and Mexico: Experimental evidence Miranda-Lopez & Nichols (2012)	Revenu net et cash-flows
Value relevance of financial reporting: Evidence from Malaysia Mirza et al. (2019)	Revenu, valeur comptable des capitaux propres et Cash-flow opérationnels
Which Performance Measures Do Investors Around the World Value the Most—and Why? Barton et al. (2010)	Chiffre d'affaires, Revenu net ; revenu global (comprehensive income); Cash-flows opérationnels
An empirical evaluation of accounting income numbers Ball and Brown (1968)	Revenu net
The Value Relevance of Accounting Income Reported by DAX-30 German Companies Jermakowicz et al. 2007	Revenu net et valeur comptable des fonds propres
The information content of annual earnings announcements Beaver (1968)	Revenu net
Accounting earnings and firm valuation: the French case Dumontier & Labelle (1998)	Revenu net

Earnings, Book Values and Dividends in Equity Valuation Ohlson, 1995	Revenu net, dividende et valeur comptable des fonds propres
Assessing the Value Relevance of Accounting Data After the Introduction of IFRS in Europe Devalle et al. 2010	Revenu net et valeur comptable des fonds propres
Fundamental Valuation in Seven Asian Countries: Role of Earnings, Book Value, and Dividends Boonlert-U-Thai, Kriengkrai; Saudagaran, Shahrokh M.; Sen, Pradyot K (2022)	Revenu net, Valeur comptable des capitaux propres et les dividendes
Boonlert-U-Thai, Kriengkrai; Saudagaran, Shahrokh M.; Sen, Pradyot K Lorraine Rayelle Gomes and Juao C. Costa (2022)	Revenu net par action, valeur comptable des capitaux par action

Certaines études sont allées plus loin en montrant que ces deux variables associées expliquent mieux la fluctuation de la valeur actionnariale des entreprises et donc aident mieux les investisseurs dans leur prise de décisions. Sellami (2006) affirme que l'association de ces deux variables améliore la spécification du modèle d'explication de l'évolution de la valeur de l'entreprise. Broad et Walker (1990), Collins et al. (1997) et Francis et Shipper (1999) ont tous obtenu des coefficients de détermination élevés ($R^2 > 60$) quand cette association apparait dans l'explication de la valeur de l'entreprise. Nous allons ajouter aussi la variable chiffre d'affaire pour deux principales raisons, identifiée par la littérature comme ayant un fort contenu informationnel. La seconde émane du fait que le chiffre d'affaire est une variable pertinente dans le contexte des entreprises chimiques où la segmentation du marché est très prononcée et où les ventes sont étroitement corrélées à la détention de brevets d'exploitation. Ainsi, c'est une

variable qui nous renseigne non seulement sur la répartition des parts de marché mais aussi indirectement sur le niveau d'innovation des entreprises chimiques.

Pour les investisseurs conventionnels, ces trois variables vont se retrouver dans leur fonction objectif, tandis qu'elles vont se retrouver dans les contraintes du programme des investisseurs socialement responsables.

3.2.2.2.2 **Détermination de la dimension ESG**

La dimension ESG est naturellement formée des variables environnementales, sociétales et de gouvernance d'entreprise. Notre sélection sera aussi conditionnée par la littérature existante et aussi par les spécificités de l'industrie chimique. La sélection des variables sera aussi encadrée par le fait que la DEA est contrainte dans le nombre d'inputs et outputs associé par rapport au nombre d'entités (ou DMU) étudiés. En effet, même s'il est vrai que la DEA est une méthode non-paramétrique dans le sens où on peut intégrer autant de variables que l'on souhaite, il existe une règle générale qui limite le nombre de variables (inputs + outputs) à la moitié du nombre de DMU, au moins pour garantir un bon degré de discrimination de l'estimation DEA. On fera ainsi attention à cette contrainte en choisissant judicieusement nos variables.

Pour le facteur environnemental (E), notre sélection va tourner autour de deux grandes thématiques à savoir les émissions et l'utilisation de ressources naturelles. Dans la littérature, la première thématique regroupe principalement les thèmes comme le changement climatique (émissions de GES), l'acidité (émissions de SO2, NOx etc.), les émissions de déchets (solides, liquides, dangereux ou toxiques etc.) et l'utilisation de ressources (énergie, eaux, sol, etc.). Etant donné que l'on ne peut pas tout inclure dans notre modèle, nous sélectionnerons les variables qui ont plus de matérialité financière et qui sont aussi plus pertinente dans le contexte de l'industrie chimique. S'il existe une variable qui fait l'objet de plus d'attention au sein des investisseurs et du monde académique, c'est bien les émissions de gaz à effet de serre (GES). En effet, une large documentation existe, faisant état de son contenu informationnel. Pour illustration, on peut citer les études de *Matsumura et al. (2014)* et *Griffin et al. (2017),* toutes deux faites sur les entreprises de l'indice S&P500 qui soulignent que ces dernières perdent en moyenne 212$ et 79$ respectivement sur leur valeur actionnariale pour chaque tonne de CO2 émise. Cette réaction prononcée et violente témoigne de l'attrait de cette variable pour les investisseurs. *Heeb et al. (2023)* ont aussi pu prouver la volonté des investisseurs à payer plus afin de réduire les émissions de CO2. De plus, les émissions de CO2 sont une variable critique pour l'industrie chimique du fait de sa dépendance aux énergies fossiles. C'est la raison pour

laquelle nous intégrerons cette variable dans notre modèle. Dans la catégorie de l'utilisation des ressources, les variables qui apparaissent très souvent dans la littérature sont l'utilisation, d'eau, d'énergie, de sols etc. (*Saling et al., 2002 ; Wang et al. 2019* ; *Xu et al., 2021* etc.). Pour l'industrie chimique, l'utilisation d'énergie est une vraie problématique étant donné qu'elle fait partie des industries les plus énergivores. Nous allons alors inclure les variables consommation d'énergie et consommation d'eau. Dans le volet émissions, les déchets constituent une variable omniprésente dans littérature. Une autre raison qui peut motiver notre volonté d'intégrer cette variable est liée à la nature de l'industrie chimique qui génère beaucoup de déchets notamment des déchets dangereux. Nous allons alors intégrer deux variables : la quantité totale émise de déchets et la quantité émise de déchets dangereux. Ces variables environnementales figureront dans la fonction objectif des investisseurs socialement responsables avec un objectif de minimisation. Pour ce qui est des investisseurs conventionnels, elles apparaitront du côté des contraintes. En effet, comme on l'a évoqué à multiples reprises, les variables environnementales présentent une matérialité financière substantielle du fait des amendes, des mouvements de boycotts, des catastrophes naturelles, etc.

Pour le facteur sociétal, on observe souvent trois grands thématiques à savoir la main-d'œuvre, les droits de l'Homme et les dépenses communautaires. Pour ce qui est de la main d'œuvre, il s'agit du personnel ainsi que l'environnement dans lequel il évolue et qui le permet de s'épanouir au travail. Cette thématique englobe généralement, la santé et la sécurité au travail, la formation, la satisfaction des employés. La santé et la sécurité au travail constitue un défi majeur pour l'industrie chimique du fait de son caractère remarquablement et historiquement accidentogène (Kleindorfer et al., 2003 ; 2004 et 2007). Pour en intégrer une représentation, nous allons utiliser le nombre d'accident de travail comme proxy. La satisfaction des employés est un paramètre pertinent de la stratégie sociale d'une entreprise et il est bien documenté qu'elle peut être un creuset considérable de performance financière (Chi et Gursoy, 2009 ; Chang et al. 2021 etc.). Le taux de rotation des employés (employee turnover) va nous servir de proxy pour cette dimension. Ces variables à savoir « nombres d'accidents de travail » et « rotation des employés » suivront une logique de minimisation dans le programme des ISR qui sont foncièrement préoccupés par tous problèmes d'éthique, de morale et d'intégrité. En effet, les accidents de travail ralentissent et arrêtent les activités pendant une période et peuvent aboutir à des pénalités et aussi des mouvements de boycotts systématiques, alors qu'une forte rotation des employés engendre une baisse de productivité liée à la formation des nouvelles recrues. La variable « pourcentage des femmes dans le personnel » va aussi être incluse dans nos modèles

pour contrôler les efforts des entreprises dans leur lutte pour la diversité. Toutefois, au contraire des deux autres variables sociétales déjà évoquées, elle n'apparaitra pas dans nos fonctions objectif du fait qu'elle ne suit pas une logique de minimisation ou de maximisation. Elle apparaitra ainsi du côté des inputs dans le programme des investisseurs conventionnels et du coté des outputs dans le programme des ISR.

Enfin, le facteur gouvernance d'entreprise ne présente pas de caractères particuliers et spécifiques à l'industrie chimique par rapport aux autres industries. Les défis restent les mêmes. On va alors recourir aux attributs classiques de gouvernance d'entreprise à savoir la taille du comité de direction, son indépendance et sa diversité. Le nombre de membres dans le comité de direction est une variable proxy de la taille du comité. Il est un élément significatif de gouvernance d'entreprise et est réputé avoir un pouvoir explicatif sur la valeur de l'entreprise. Tandis que des études (*Lipton et Lorsch (1992), Jensen (1993))* affirment qu'un comité de grande taille est moins efficace qu'un de petite de taille du fait d'un potentiel manque de coordination ou du phénomène de « free-riding », *Yermack (1996)* a trouvé que les comités de petite taille nuisent en quelques sortes à la valeur de l'entreprise (mesurée ici par le Q de Tobin). D'autres comme *Coles et al., 2008* et *Di Pietra et al., 2008,* trouvent que les comités de grande taille performent mieux que leurs paires de moindre taille notamment dans les cas où l'activité de l'entreprise est complexe (forte diversification, levier financier élevé, forte concentration dans la structure de propriété etc.) où plus d'expérience et d'expertise est souhaité. Boone et al. (2007) départagent un peu les avis des uns et des autres en affirmant que le choix d'augmenter ou de diminuer la taille du comité réside dans un compromis entre les coûts et bénéfices et aussi dans des considérations propres à chaque entreprise à savoir l'environnement de compétition dans lequel elle évolue ou encore le stade où elle se situe dans son cycle de vie. Par conséquent, une telle variable ne pourra pas figurer dans la fonction objectif de notre modèle nonobstant le type d'investisseur, étant donné que ce n'est pas une variable qui suit une logique de maximisation ou de minimisation. L'indépendance du comité qui se mesure par le nombre le ou pourcentage de directeurs indépendants dans le comité est aussi une variable classique de gouvernance d'entreprise. Une forte indépendance du comité est souvent source de performance financière étant donné qu'elle accroit le contrôle et réduit les coûts d'agence (*Jensen & Meckling, 1986* ; *Williamson, 1985,* etc.). *Coles et al. (2008)* relativisent ces conclusions en évoquant le fait que le degré de dépendance du comité est aussi souvent conditionné par la nature de l'entreprise ainsi que l'environnement dans lequel elle évolue. En effet, pour eux, les entreprises avec un agenda chargé d'activités en R&D voient leur valeur augmentée (Q de

Tobin) quand la présence de directeurs dépendants est plus prononcée au sein du comité. Ainsi, nous allons adopter la même prudence qu'avec la taille du comité en évitant d'intégrer cette variable dans nos fonctions objectif. Enfin, dans le thématique de la diversité du comité, il s'agit généralement de la diversité raciale, de genre et d'âge. A quels niveaux de responsabilités, les entreprises sont enclines à déléguer aux femmes, aux jeunes etc. ? Dans notre étude, nous nous focaliserons sur la variable diversité de genre pour laquelle on va utiliser la variable « pourcentage de femmes dans le comité de direction » comme proxy. La diversité du genre entretiendrait une relation positive avec la gouvernance d'entreprise. Certains auteurs sont d'avis que les femmes ont moins tendance à prendre des risques irrationnels surtout en ce qui concerne la RSE (*Cheah, Jamali, Johnson and Sung, 2011* ; *Nilsson, 2008* et *Goyen, 1998*). Les études de Bektur & Arzova (2020), Atif et al. (2021) ont trouvé que la diversité de genre dans le comité de direction est un facteur lié à l'augmentation de la valeur de l'entreprise. Par contraste, d'autres études trouvent qu'elle n'affecte en rien la politique du développement durable (DD) d'une entreprise (Ajaz et al., 2020) ni la publication de données de DD (Mousa et al., 2018) ni encore la valeur de l'entreprise (Ajaz et al., 2020 et Bristy et al., 2020). Ces deux variables n'apparaitront donc pas dans nos fonctions.

Il est bien aussi de noter que la dimension ESG est dominée par l'aspect environnemental qui prime nettement sur les deux autres aspects (McLean et al., 2022, Benuzzi et al., 2024) dans le processus de prise de décision des investisseurs. Berry et Junkus (2013) ont conduit des enquêtes sur des investisseurs américains et leurs résultats corroborent le fait que l'aspect environnemental est plus important que les deux autres, qu'ils s'agissent des investisseurs conventionnels ou des investisseurs socialement responsables. En revanche, l'aspect gouvernance d'entreprise semble moins présenter la matérialité financière (Berry et Junkus, 2013 ; Filippini et al., 2021).

Nous intégrerons dans nos modèles une variable de contrôle pour tenir compte des disparités au niveau de la taille des entreprises. En effet, il est clair qu'une grande entreprise est plus exposée aux risques environnementaux, sociétaux et de gouvernance d'entreprise qu'une petite. Pour tenir compte de ces disparités, nous inclurons le total des actifs comme proxy pour la taille de l'entreprise. Cette variable présente aussi une ambiguïté quant à sa place dans le programme DEA. Dans la plupart du temps, elle apparait du côté des inputs du fait qu'elle est naturellement une ressource. Pour notre étude, la certitude que l'on a est qu'elle ne peut pas figurer dans les fonctions objectif puisque du point de vue de l'investisseur, en général, elle ne suit ni une logique de maximisation, ni de minimisation. Elle est maintenue à un niveau donné par rapport

à l'objectif fixé à savoir minimiser les impacts ESG pour l'ISR ou bien de maximiser la rentabilité pour l'investisseur conventionnel. Pour ce dernier, le total des actifs constitue un input alors qu'il va figurer du côté des outputs dans le programme des ISR.

Les variables financières et ESG retenues pour nos modèles DEA seront les suivantes :

Tableau 4: Sélection des variables pour le calcul de l'efficience ESG

Investisseur conventionnel	**Investisseur socialement responsable**
Inputs : Émissions totales de gaz à effet de serre, Consommation d'énergie, Total des déchets, Total des déchets dangereux, Taux de rotation du personnel, Nombre d'accidents du travail ; Pourcentage de femmes dans le personnel, taille du conseil d'administration, pourcentage de directeurs indépendants, pourcentage de femmes dans le comité de direction et Total des actifs. **Outputs** : Chiffre d'affaires, Valeur comptable des capitaux et Revenu net	**Inputs** : Émissions totales de gaz à effet de serre, Consommation d'énergie, Total des déchets, Total des déchets dangereux, Taux de rotation du personnel, Nombre d'accidents du travail. **Outputs** : Chiffre d'affaires, Valeur comptable des capitaux, Revenu net, Total des actifs, pourcentage de femmes dans le comité de direction et Pourcentage de femmes dans le personnel

Ainsi, cette première partie empirique vise à concevoir un modèle qui nous permettra de déterminer un indicateur d'efficience ESG en adéquation avec le processus d'investissement des différents types d'investisseurs. En effet, comme l'a si bien souligné *Friede, Busch et Bassen (2015)* « L'orientation vers l'investissement responsable à long terme devrait être une priorité pour tous les types d'investisseurs rationnels, afin de remplir leurs devoirs fiduciaires et de mieux aligner leurs intérêts avec les objectifs plus larges de la société. ». Il est alors évident que la dimension ESG est devenu un facteur qui ne peut plus être occulté dans le processus de prise de décision d'investissement. Toutefois, c'est un facteur qui reste foncièrement dépendant de la sensibilité des différents types d'investisseurs. C'est dans ce contexte que nous l'avons intégré dans notre indicateur de performance ESG.

A présent, il parait nécessaire de tester la validité, la fiabilité et la pertinence de notre indicateur en effectuant une série d'analyses de régression dans lesquelles nous allons tester son pouvoir explicatif. Ceci fera l'objet de la seconde section de ce chapitre.

3.3 Pertinence de l'efficience ESG dans l'explication de la valeur d'entreprise

Cette seconde section illustre la seconde partie de notre structure empirique. En effet, elle évoque les liens statistiques qui existent entre la performance ESG et la performance financière, en particulier la valeur de l'entreprise. La performance ESG qui permettra d'expliquer ici la valeur de l'entreprise est l'indicateur d'efficience ESG que l'on a défini dans la première section. Ainsi, nous nous proposons d'investiguer les mécanismes d'intégration de la dimension ESG dans le processus de prise de décision des investisseurs.

Dans une première partie, nous allons illustrer les références bibliographiques qui ont apporté leur contribution à la résolution de cette problématique. Celles-ci seront aussi discuté de même que les facteurs qui en sont à l'origine. Enfin, dans la seconde partie, nous allons exposer et discuter la structure empirique avant de passer aux estimations.

3.3.1 Relation empirique entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : revue de la littérature

L'apparition des études sur la relation entre la performance ESG et la performation financière remonte du début des années 1970 mais se sont vues intensifiées ces dernières décennies. Ceci est bien évidemment dû à la portée de la dimension ESG dans le débat d'aujourd'hui et à sa pertinence quant à la construction d'un business plan ou d'une stratégie autour d'elle. Toutefois, les résultats empiriques se heurtent à une « inconsistance » des conclusions. Certains auteurs décrivent ces conclusions comme ambiguës ou contradictoires (Rowley et Berman 2000 ; van Beurden et Gössling 2008 ; Hoepner et McMillan 2009 ; Revelli et Viviani 2015). En effet, cette inconsistance a ouvert la voie à une panoplie d'études de méta-analyse pour essayer d'identifier les causes et aussi pour essayer de trancher le débat sur la nature et le signe de cette relation. Friede, Busch et Bassen (2015) ont sans doute conduit l'une des études les plus exhaustives sur la relation entre la performance ESG et la performance financière qui consiste en une méta-analyse intégrant plus de 2000 études empiriques. Leur résultat montre que la majorité des études prises en compte (90%) font état d'une relation non négative. Mieux, la majeure partie de ces études montrent une relation positive entre la performance ESG et la

performance financière alors que seulement 10% montrent une relation négative. Leur étude a pu montrer aussi que les facteurs qui influencent cette divergence sont la méthodologie, la zone géographique et le secteur d'activités. Orlitzky et al. (2003) ont tenté d'élucider les caractéristiques de la relation entre les performations ESG et financière et les causes de la divergence des résultats observés dans une étude de type méta-analyse. Les mêmes conclusions ont été tirées à savoir une relation globalement positive entre ces deux grandeurs. Les raisons de la divergence des résultats ont été imputées à un biais d'ordre théorique (l'absence de fondement théorique entre des indicateurs de type ESG et financière, le décalage entre les attentes théoriques des parties prenantes et celles réellement mesurées - stakeholder mismatching) et un biais d'ordre empirique (erreur de mesure ou d'échantillonnage). La méta-analyse de Allouche and Laroche (2005) a abouti aux mêmes conclusions à savoir une relation positive entre les performances financières et ESG. A la différence de la méta-analyse de Orlitzky et al. (2003) qui n'intégraient que des études faites sur des entreprises américaines, celle-ci intègrent aussi des études sur des entreprises britanniques. Leurs résultats montrent que la relation positive entre les performances financière et ESG est nettement plus forte pour les entreprises britanniques que pour leurs pairs américains.

La même problématique de divergence dans les conclusions est encore observée sur la relation entre la performance financière et une des composantes de la performance ESG considérée de façon isolée. En effet, pour Hoffman & Bansal (2012, p. 14), « Bien que la question de savoir s'il est rentable d'être écologique ait probablement généré plus de travaux de recherches que toute autre question, la réponse demeure incertaine ». Certaines études ont documenté une relation positive (Cormier et al. (1993), King & Lenox, 2001 ; Konar & Cohen, 2001 ; Wagner & Schaltegger, 2004 etc.), d'autres en ont trouvé une relation négative (Cordeiro et Sarkis, 1997 ; Hassel et al., 2005 ; Morris, 1997) ou encore une relation non existante (Cohen et al., 1997 ; Graves & Waddock, 1999). Endrikat et al., (2014) dans leur méta-analyse ont relevé cette incohérence dans les résultats sur la relation entre la performance financière et la performance environnementale et ont pointé du doigt quatre causes majeures : l'absence d'une base théorique solide, l'absence d'une idée claire quant au sens de la causalité, l'incohérence dans la définition et la mesure des concepts étudiés et l'utilisation de modèles mal spécifiés en raison de variables omises et d'un manque de prise en compte des influences modératrices ou médiatrices.

Pour Orlitzky et al. (2003), les variables de performance ESG semblent être plus corrélées aux variables de performance financière de type comptable qu'aux indicateurs basés sur le marché financier.

Cette incertitude quant aux natures des effets de la performance ESG sur la performance financière ne se limite pas à la sphère académique mais affecte aussi la prise de décisions des managers et aussi des investisseurs. En effet, les managers ont besoin de bien caractériser cette relation afin de définir une stratégie pertinente autour de la problématique ESG. Il en est de même pour les investisseurs qui ont aussi besoin de jauger les impacts de la performance ESG sur la performance financière (matérialité d'impacts) et aussi les impacts de la performance financière sur la performance ESG (matérialité financière) afin de mieux évaluer les entreprises.

3.3.1.1 Relation entre les performances financière et ESG : nature, caractéristiques et causes des divergences

Pour mieux comprendre la relation entre les performances financière et ESG, il convient de revisiter la littérature sur sa nature, ses caractéristiques mais aussi les facteurs qui justifient l'inconsistance notée dans les résultats et conclusions autour de cette problématique.

3.3.1.1.1 Nature et caractéristiques de la relation empirique entre les performances financière et ESG

Le débat autour de la nature de la relation entre la performance financière et la performance ESG s'articulent autour deux problématiques majeures : le sens (positif, négatif ou nul) et la causalité (la performance ESG induit la performance financière ou la performance financière induit la performance ESG ou encore il existe une synergie entre ces deux variables). Preston et O'Bannon (1997) figurent parmi les précurseurs pour avoir instaurer une typologie et avoir par la suite ouvert la voie à une multitude d'études empiriques. Pour eux, les performances financière et ESG entretiennent une relation complexe et contextuelle car conditionnée par des facteurs tels que la taille, le secteur de l'entreprise etc. Ils ont détecté une forte relation positive du point de vue global et une absence de corrélation négative statistiquement significative. Leur contribution majeure vient du fait qu'ils ont élaboré une liste d'hypothèses pouvant justifier cette relation. Elles sont au nombre de six :

- L'hypothèse de l'impact social : elle renvoie au fait qu'un niveau élevé de performance sociale se traduit par un niveau élevé de performance financière. Elle s'inscrit tout à fait dans la théorie des parties prenantes (Freeman, 1984).

- L'hypothèse du compromis : la performance sociale a un coût parfois très exorbitant pour l'entreprise et, par conséquent, a un impact substantiel sur la performance financière. Cette hypothèse embrasse la vision de Friedman sur la RSE qui pense qu'elle détourne des fonds utiles à l'entreprise au profit de dépenses couteuses et stériles en termes de rentabilité. L'amélioration de la performance sociale mettrait ainsi une entreprise dans une situation de désavantage comparatif par rapport à ses pairs qui se préoccuperaient moins de cette question (Aupperle et al., 1985). Il est bien de noter que dans cette hypothèse la performance sociale devient une variable indépendante c'est-à-dire figurant parmi celles qui permet d'expliquer la performance financière.
- L'hypothèse de la disponibilité de ressources : elle renvoie au fait que les performances financière et sociale sont positivement liées mais la causalité va de la performance financière à la performance sociale. En effet, nonobstant la volonté d'une entreprise de s'engager dans un effort d'amélioration de la performance sociale, celle-ci ne pourra être matérialisée que s'il existe assez de ressources disponibles. Ainsi, selon cette hypothèse, une bonne performance financière antérieure aura un effet positif sur les performances sociales présente et future. Preston et al. (1991) ont trouvé des résultats qui confortent cette hypothèse, ou encore Kraft et Hage (1990) ont trouvé que le niveau de réserve disponible des entreprises issu des précédents bénéfices entretenait une relation forte avec le niveau d'engagement communautaire. McGuire et al. (1988) avait aussi abouti à la conclusion que les performances financières antérieures influençaient positivement l'amélioration de la performance ESG. Toutefois, cette dernière n'a pas d'effet sur la performance financière.
- L'hypothèse de l'opportunisme managériale : elle s'inscrit dans le climat de la théorie de l'agence. En effet, il a été prouvé que certains ont tendance à agir d'abord pour les propres intérêts avant ceux des actionnaires. Dans un tel climat, ils pourraient être tentés de s'abstenir d'exécuter des dépenses d'amélioration de la dimension ESG afin d'augmenter leurs propres primes ou bonus. A l'inverse, dans un contexte de faible performance financière, ils pourraient aussi être tentés de s'adonner à des dépenses sociales pour justifier les mauvais résultats.
- L'hypothèse de la synergie positive : les performances financière et sociale seraient sous influence positive et mutuelle dans un cercle vertueux (Waddock et Graves, 1997). Ainsi, cette hypothèse est la combinaison des hypothèses de l'impact social et de disponibilité des ressources. L'amélioration de la performance sociale induit

l'amélioration de la performance financière, qui à son tour engendre l'amélioration de la performance sociale.

- L'hypothèse de la synergie négative : les performances financière et sociale seraient sous influence négative et mutuelle dans un cercle vicieux.

Les conclusions de Preston et O'Bannon (1997) montrent que la relation entre les performances financières et sociales est positive et statistiquement significative. De plus, ils ont souligné que la performance financière précède ou est contemporaine de la performance sociale. Par conséquent, les hypothèses de disponibilité de ressources et de synergie positive sont plus à même d'expliquer cette relation. Cette étude a permis de mieux comprendre la nature de cette relation et a ouvert la voie à une multitude d'autres. Makni et al. (2008) sur un échantillon de 179 entreprises canadiennes cotées en bourse n'ont pas trouvé de relation significative entre les performances financière et ESG. Toutefois, une relation négative et statistiquement significative a été identifiée entre la performance environnementale et la performance financière. Les auteurs s'appuient sur l'hypothèse de compromis et en partie celle de la synergie négative pour expliquer leurs résultats. Au contraire, Hillman et Keim (2001) ont documenté une relation de synergie positive entre ces deux grandeurs qui suggère que les performances financières et ESG s'entretiennent dans un cercle vertueux. Mahoney et Roberts (2007) n'ont pas trouvé de relation entre les performances financière et ESG. Par contre, ils ont trouvé une relation significative et positive entre la performance environnementale et la valeur décalée d'une année de la performance financière. Leur étude repose sur la causalité qui part de la performance ESG à la performance financière. Ainsi, ils ont rejeté l'hypothèse de l'impact social.

L'étude de Preston et O'Bannon (1997) a été critiquée par Moore (2001) en raison de sa non capacité à identifier un cas de figure où cette relation ne serait pas linéaire. En effet, il suggère qu'il existe un seuil optimal de performance sociale au-delà duquel toutes dépenses supplémentaires seraient plus au détriment de la performance financière qu'à son profit. Ainsi, cette relation pourrait être non linéaire. Pour Barnett & Salomon (2002 ; 2012), la relation entre les performances financière et ESG suit une trajectoire curviligne de la forme d'un « U ». Dans le cas d'un portefeuille, le recours élevé de la performance ESG comme critère de sélection permet d'améliorer la performance ESG en décelant et écartant toutes les « mauvaises » entreprises et en conservant que les meilleures. D'un autre côté, les portefeuilles qui ont très peu recours au critère ESG dans leur processus de sélection jouissent aussi d'un niveau élevé de performance financière du fait d'une meilleure diversification. Toutefois, les portefeuilles

qui sont plutôt modérés dans leurs recours à la performance ESG observent une moins bonne performance financière. Au niveau de l'entreprise, ils observent le même scénario. Les entreprises qui ont une faible performance ESG obtiennent une meilleure performance financière que les entreprises avec une performance ESG modérée. Toutefois, les entreprises qui ont une forte performance ESG obtiennent une meilleure performance financière. A l'inverse, Bowman et Haire (1975) ont documenté une relation statistiquement positive de type « U inversé » qui suggère que ces deux variables entretiennent une relation positive jusqu'à un certain seuil au-delà duquel cette relation devient négative.

La complexité de cette relation et l'inconsistance des résultats et conclusions ont légitimé l'apparition de méta-analyses (Orlitzky et al., 2003 ; Allouche et Laroche, 2005 ; Friede, Busch et Bassen, 2015, Wang et al., 2016, etc.) afin de dégager un meilleur aperçu de cette relation. S'il est vrai qu'elles n'ont toujours pas réussi à générer un climat de consensus au sein du monde académique sur cette problématique, elles ont quand même beaucoup aidé à éclaircir le débat et donner les tendances générales. Toutes ces études s'accordent sur le fait que la relation entre les performances financière et ESG a beaucoup plus tendance à être positive que négative ou nulle. L'étude de Friede, Busch et Bassen (2015) compile plus de 2000 études empiriques et est sans doute la plus large méta-analyse sur cette problématique. Leurs résultats leur permettent de faire un plaidoyer pour l'amélioration de la performance ESG puisque 90% des études font état d'impact non négatif sur la performance financière, dans lesquelles une écrasante partie met en évidence une relation positive. Seulement 10% des études évoquent une relation négative entre ces deux grandeurs. De plus, l'hypothèse de l'impact social demeure valide sur le long terme. Une autre particularité de cette étude est qu'elle distingue les études de portefeuille des études basées sur les entreprises afin d'isoler et d'identifier les différences sur la nature de cette relation. En effet, leurs résultats mettent la lumière sur le fait que, dans les études de portefeuilles, des facteurs tels que les risques systématique et idiosyncratique ou dans le cas de fonds d'investissement, les coûts liés à l'investissement responsable, peuvent polluer cette relation entre les performances financières et ESG et aboutir à des conclusions mitigées. En revanche, pour ce qui concerne les études basées sur des entreprises, leurs résultats suggèrent une relation positive et stable entre ces deux grandeurs. Orlitzky et al. (2003) et Allouche et Laroche (2005) se sont lancés dans une mise en œuvre de méta-analyses sur cette problématique. L'étude Orlitzky et al. (2003) n'inclut que des études faites sur des entreprises américaines alors que Allouche et Laroche (2005) inclut aussi d'autres pays notamment le Royaume Uni. De plus, cette dernière s'intéresse davantage à la causalité sur la relation entre

la performance ESG et la performance financière. Les résultats d'Orlitzky et al. (2003) montrent que les performances ESG et financière entretiennent globalement une relation positive. Toutefois, ils soulignent aussi un fait important à savoir que les variables de performance ESG semblent être beaucoup plus corrélées aux variables comptables qu'aux indicateurs basés sur les marchés financiers. Leurs conclusions mettent aussi en évidence une relation bidirectionnelle. De plus, le « stakeholder mismatching » c'est-à-dire le décalage entre les intérêts des parties prenantes théoriquement identifiés et ceux réellement mesurés, les erreurs d'échantillon et de mesure permettent d'expliquer entre 15 et 100% de la divergence des résultats sur la relation entre les performances financière et ESG. Allouche et Laroche (2005) ont trouvé des résultats qui confortent la conclusion d'Orlitzky et al. (2003) sur l'existence d'une relation positive et significative entre les performances financière et ESG. De plus, cette relation est nettement plus forte dans le contexte britannique que dans le contexte américain. La méta-analyse de Wang et al. (2016) encore plus récente concentre 42 études. A l'instar des autres études évoquées plus haut, une relation positive et significative a été trouvée entre ces deux grandeurs. L'hypothèse de l'impact social a été validée c'est-à-dire que la performance ESG a des impacts positifs sur la performance financière. Mieux, la performance financière à une période donnée est aussi expliquée par les performances ESG antérieures, alors que la réciproque n'est pas vérifiée. Cette relation est beaucoup plus forte pour les entreprises dans les économies avancées que pour celles dans les pays en développement. Hou et al. (2015) ont conduit une méta-analyse compilant 28 études empiriques leur permettant ainsi de pouvoir observer 31773 entreprises de l'Asie de l'Est. Leurs résultats rejoignent les conclusions des autres études évoquées sur la positivité globale de la relation entre les performances financière et ESG. La composante environnementale de la performance ESG a nettement plus d'impacts sur la performance financière que la composante sociale. De plus, la performance ESG a plus d'impacts sur la performance opérationnelle que sur la performance financière. Les auteurs ont aussi constaté que la relation entre les performances financière et ESG est sensible à plusieurs facteurs tels que l'état de l'économie (pays développé ou en développement), la taille de l'entreprise, la nature et le secteur d'activités (production de biens ou production de services) et aussi la forme organisationnelle (publique ou privé).

L'inconsistance des résultats s'invite aussi dans la littérature sur la relation entre la performance financière et les composantes isolées de la performance ESG c'est-à-dire soit la performance environnementale, la performance sociétale ou encore la performance de gouvernance d'entreprise. Là aussi, les méta-analyses se multiplient afin de trouver des explications à cette

divergence de résultats. Endrikat et al. (2014) compilent les résultats de 149 études empiriques sur les liens entre les performances environnementales et financières. Leurs résultats montrent une relation significative globalement positive entre les performances environnementale et financière. La causalité est bidirectionnelle avec la performance environnementale qui influence positivement la performance financière alors que la performance financière n'influence que partiellement et positivement la performance environnementale. De plus, cette relation est aussi très sensible à la dimension de la performance financière si elle est matérialisée par des variables basées sur le marché financier ou par des variables comptables. Ali et al. (2020) se sont intéressés à la relation entre la performance financière et la performance de gouvernance d'entreprise. Ils ont compilé 67 études empiriques dans leur méta-analyse. Leurs résultats leur amènent à constater les différents rôles que jouent la performance de gouvernance d'entreprise sur la performance financière dans le contexte des pays en développement et dans les pays développés. En effet, dans les pays développés, les meetings du comité et la représentation des femmes au comité ont un impact significatif et positif la performance financière alors que l'indépendance et la taille du comité ont un impact négatif et significatif sur la performance financière. Dans le contexte des pays en développement, l'indépendance et les meetings du comité et la propriété managériale semble avoir un impact négatif sur la performance financière alors que la concentration de la propriété semble avoir un impact positif. La méta-analyse de Banno et al. (2021) se focalisent sur un aspect particulier de la gouvernance d'entreprise à savoir la proportion de femmes dans les plus hauts échelons de management de l'entreprise. Les résultats montrent que la présence des femmes dans les hauts postes de gestion augmente l'engagement sociétal et environnemental et améliore aussi le niveau, la qualité et la transparence dans la divulgation des informations ESG. De plus, elle est positivement liée à la performance financière et à la valeur de l'entreprise.

Ainsi, on constate que cette problématique de la relation entre les performances financière et ESG est une relation assez complexe. La relation est globalement positive mais elle est souvent conditionnée par de nombreux facteurs. D'ailleurs, certains auteurs préconisent d'intégrer significativement les facteurs de contingences et les déterminants (médiateurs et modérateurs) afin de mieux modéliser et comprendre cette relation (Etzion, 2007 ; Orlitzky, Siegel, & Waldman, 2011 ; Delmas, Hoffmann, & Kuss, 2011 etc.). Ces derniers ont tendance à expliquer la divergence des résultats observés avec la littérature existante.

3.3.1.1.2 **Causes de l'inconsistance des résultats**

Comme l'a si bien illustré, Barnett (2007 :794), « Après plus de trente années de recherche, nous ne pouvons toujours pas conclure de manière claire si un dollar investi dans des initiatives sociales rapporte plus ou moins d'un dollar de bénéfice pour l'actionnaire », la divergence des conclusions s'avère ainsi être une problématique presque aussi majeure que la problématique sous-jacente c'est-à-dire celle de la relation entre les performances financière et ESG. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle elle a suscité l'attention de bon nombre d'études. En effet, plusieurs explications ont été avancées pour justifier cette apparente incohérence des résultats (Ruf et al., 2001 ; Orlitzky et al., 2003 ; Wang et al., 2016). Ces raisons sont de nature méthodologique et théorique

Sur le plan théorique, plusieurs facteurs ont été identifiés comme à l'origine de la divergence des conclusions sur la relation entre les performances financières et ESG. Le problème d'incohérence dans l'alignement des parties prenantes revient très souvent dans potentielles causes. Ce concept évoqué par (Wood & Jones, 1995) et aussi connu sous le nom de « Stakeholder mismatching » renvoie au décalage qui existe entre les intérêts des parties prenantes ciblées par la stratégie ESG et ceux des parties prenantes qui sont effectivement pris en compte dans l'analyse de performance financière. Les auteurs apportent une critique après avoir fait le constat que beaucoup d'études essayent de corréler des variables qui n'ont théoriquement aucune base, comme le fait de tester les effets du niveau de donations d'une entreprise sur le retour sur investissement. Ce décalage crée de l'ambiguïté dans la relation entre les performances financière et ESG. Des auteurs comme Ullmann (1985) pointent aussi du doigt l'insuffisance des fondements théoriques et l'absences de définitions claires et consistantes des concepts clé de la RSE. Cela limite la modélisation théorique de la relation entre les performances financière et ESG. Enfin, un autre facteur majeur est la difficulté persistante à définir les contours de la dimension ESG. Cette difficulté évoquée par Barnett (2007) se fait notamment ressentir dans la définition des indicateurs et des scores qui existent dans la littérature. La différence de scores pour une même entreprise à travers deux agences de notation différentes en est une bonne illustration. Cette incertitude conceptuelle entrave la comparabilité des études et favorise l'impossibilité d'élaborer des conclusions généralisables.

Sur le plan empirique, les facteurs à l'origine de l'inconsistance des résultats sur la relation entre les performances financière et ESG sont encore plus déterminants et ont été évoqués dans de nombreuses études (Orlitzky et al., 2003 ; Allouche et Laroche, 2005 ; Lee, 2008 ; Friede, Busch et Bassen (2015) ; Hou et al., 2015 ; Wang et al., 2016). Parmi les principaux facteurs,

on peut retenir : la différence de méthodologie, l'erreur d'échantillonnage, le problème du choix des indicateurs de mesure et l'absence de facteurs pouvant influencer cette relation. L'erreur d'échantillonnage est l'une des principales causes identifiées dans la littérature existante à l'inconsistance des résultats sur la relation entre les performances financière et ESG. Elle peut se matérialiser par un défaut dans la taille de l'échantillon ou encore dans sa composition. En effet, on note souvent, dans les études caractérisées par de larges échantillons, un problème de composition dans le sens où les entreprises sont souvent prises dans différentes industries. Par conséquent, les résultats sont sévèrement exposés à des biais d'industrie qui vont polluer la relation entre les performances financière et ESG ou encore ses effets. C'est d'ailleurs ce que rappelle Griffin et Mahon (1997) « En analysant des données transversales à large échelle, les résultats peuvent masquer les différences individuelles dans la mesure de la performance sociale (CSP) et de la performance financière (CFP), en fonction du contexte spécifique d'un secteur d'activité ». Ces auteurs observent avec beaucoup de regret que malgré la recommandation urgente de Wokutch et spencer (1987) « les futurs travaux de recherche devraient être menées au sein de secteurs d'activités spécifiques », l'écrasante partie des études (78% de leurs études analysées) couvrent des bases de données qui intègrent des entreprises de différentes industries. Griffin et Mahon (1997) rappellent aussi que les différentes industries font face à différentes configurations de parties prenantes et donc à différents degrés d'activisme et d'exigences. Pour Holmes (1977) et Ingram (1978), les industries développent des spécificités uniques dans leurs manières de gérer les pressions internes (liées à la nature des activités et de la chaine de production) et les pressions externes (liées aux intérêts et exigences des parties prenantes) pour une meilleure intégration et opérationnalisation de la dimension sociale. En voulant considérer les entreprises d'un même secteur d'activités, on risque très souvent de se retrouver avec des échantillons de taille relativement réduite. Ceci est tout aussi problématique puisque cela peut avoir comme conséquences une mauvaise représentation de la relation entre les performances financière et ESG ou encore donner une mauvaise estimation de ses effets. Toutes ces raisons contribuent à l'inconsistance des résultats et conclusions. Un autre facteur est la diversité dans le choix des indicateurs financiers et ESG. Margolis et Walsh (2003) ont noté qu'il a été utilisé 70 indicateurs de mesure différents pour caractériser la performance financière, dans 122 études recensées, tandis que Griffin et Mahon (1997) font état de 80 différents indicateurs de mesure financiers utilisés dans 51 études distinctes. De ces 80 différents indicateurs, 57 ont été utilisé dans une seule étude. Ces chiffres témoignent de la divergence dans le choix des indicateurs pour caractériser les mêmes grandeurs. Sans une certaine répétition de l'utilisation d'une variable, il est très difficile de porter un avis sur sa validité comme proxy pour la performance

financière. Parallèlement, il existe aussi la question de l'utilisation d'indicateurs comptables (ROA, ROE, Résultat net etc.) ou de marché (cours de l'action, Beta, cout du capital, Q de Tobin etc.) pour caractériser la performance financière. Pour Allouche et Laroche (2005), ce choix a des implications théoriques et empiriques sur la relation entre les performances financière et ESG et par conséquent, doit être murement motivé. En effet, pour Orlitzky et al. (2003), les variables de performance ESG semblent être plus corrélées aux variables de performance financière de type comptable qu'aux indicateurs basés sur le marché financier. Le choix des variables pour caractériser la performance ESG est tout aussi problématique et varié. Plusieurs types de variables ont été utilisées comme proxy pour la dimension ESG en allant des scores des différentes agences de notation KLD, Sustainalytics, Refinitiv, MSCI etc. (Waddock et Graves, 1997 ; Barnett, 2012 ; Alareeni et Hamdan, 2020 etc.) à l'utilisation des données de sondages de Fortunes (Preston et O'Bannon, 1997) en passant par l'utilisation de système de notation établi par les auteurs eux-mêmes (Cormier et al., 2005 ; Husser & Evraert-Bardinet, 2014). Toute cette gamme de variables financières et ESG utilisées vont sans doute produire une différence dans les résultats sur la relation entre les performances financière et ESG. La différence de méthodologie utilisée a été aussi identifiée comme facteur de faiblesse des résultats. Là aussi, il existe une large gamme de méthodologie. Il existe ainsi dans la littérature des études dont la partie empirique est axée sur un modèle de régression, une analyse de corrélation, un test de comparaison des moyennes ou encore une étude d'évènement. Allouche et Laroche (2005) rappellent que chacune de ces méthodes à ses propres caractéristiques qui pourraient impacter la nature ou l'ampleur des résultats. Enfin, un autre facteur pourrait être la mauvaise spécification des modèles sur la relation entre les performances financière et ESG et la négligence de variables de contrôle (taille, industrie etc.) et des facteurs modérateurs et médiateurs. Wang et al. (2016) souligne avec beaucoup de regrets le fait que la plupart de la littérature existante, notamment les méta-analyses, occulte ces facteurs de contingence et ne font pas une investigation poussée sur les facteurs médiateurs qui pourraient pourtant expliquer l'hétérogénéité observée dans la relation RSE–performance financière. De plus en plus de chercheurs deviennent convaincus que la relation entre les performances financière et ESG est conditionnée par une panoplie de facteurs contextuels qui peuvent agir en tant que médiateur ou modérateur. Par conséquent, il est primordial de les identifier et de les intégrer dans la modélisation afin de pouvoir mieux jauger les effets d'une grandeur sur une autre. C'est dans ce contexte qu'on remarque que de plus en plus d'études commencent à intégrer ces facteurs afin de mieux appréhender cette relation (Tang & Li, 2009 ; Russo & Minto, 2012 ; Rais et al., 2020)

En résumé, beaucoup de raisons ont été avancées comme explications à l'inconstance des résultats. A notre avis, il ne s'agit pas de privilégier une raison particulière ou d'en faire la comparaison, mais il s'agit plutôt de les garder toute en tête au moment de faire la spécification du modèle pour en assurer une meilleure qualité. Toutefois, l'inconsistance des conclusions entre les performances financière et ESG est encore plus prononcée lorsqu'il s'agit d'adopter des variables basées sur de marché financier au lieu de variables comptables. Ceci est sans doute justifié par le fait que les mesures de marché financier vont souvent au-delà d'évaluer simplement le résultat financier d'une entreprise (Shane et Spicer, 1983).

3.3.1.2 **Relation entre la performance ESG et les variables de marché financier**

Les effets de la performance ESG sur les variables basées sur le marché financier sont assez ambigus du fait de l'inconsistance des résultats. Cette ambiguïté existe dans la nature de la relation (positive, négative ou neutre) tout comme dans les effets d'une grandeur sur une autre. En effet, on observe que pour un évènement à caractère ESG donné, tantôt cela se manifeste par des fortes réactions sur les marchés financiers avec une forte volatilité, tantôt ce sont des réactions bien contenues ou neutres. On peut aussi constater que parfois ce sont des réactions immédiates suite à l'annonce de l'évènement, ou parfois, il existe un temps de latence entre l'annonce et le début des réactions. De plus, la durée des réactions est sujet à interrogations. Tantôt elle est longue et le retour à la normale prend beaucoup de temps, tantôt, on observe un retour à la normale très rapide ce qui veut dire que les réactions ont été brèves. Ces résultats rendent encore plus difficile toute articulation de conclusion généralisable. Le monde académique a plutôt tendance à penser globalement que la dimension ESG a un effet positif sur la valeur de l'entreprise. Le point de divergence se situe surtout l'ampleur et les modalités de cette relation. Pour mieux élucider cette relation, il faut comprendre les mécanismes sous-jacents des marchés financiers et les comportements de ses acteurs notamment les investisseurs. En effet, entre le moment où une information est rendue publique et de début des réactions, il se passe tout un processus d'analyses, d'interprétations et d'anticipations pour enfin passer à l'action ce qui se matérialise par les réactions sur le marché. Il est ainsi assez légitime de penser que la relation entre la performance ESG et la performance financière dans le contexte des marchés financiers ne puisse pas se faire via des canaux directs mais plutôt dans un climat de facteurs contextuels qui conditionnent son existence ou son ampleur. Dans cette sous-partie, il s'agit d'élucider les contours de la relation entre la performance ESG et la performance des variables basées sur le marché en général et la valeur de l'entreprise en particulier.

3.3.1.2.1 **Liens entre la performance ESG et les variables de performance du marché**

Déterminer les liens entre la performance ESG et les variables de marché est une tâche très laborieuse qui nécessite beaucoup de subtilité sur le plan empirique du fait qu'il existe une multitude de facteurs qui entrent en jeu et qui souvent s'influencent mutuellement. Rappelons-nous, qu'à la différence des variables comptables qui reflètent la performance interne d'une entreprise, les variables fondées sur le marché reflètent la perception des investisseurs envers cette dernière. Par exemple, l'annonce d'un gros investissement dans la lutte contre la pollution se traduirait concrètement par une variation sur les documents et postes comptables de l'entreprise alors que sur le marché financier celle-ci n'est rien d'autres qu'une information, laquelle sera analysée et interprétée à travers plusieurs paramètres et selon les sensibilités et profils des différents acteurs. Les variables basées sur le marché sont naturellement très sensibles aux facteurs exogènes tels que le sentiment du marché, la conjoncture macroéconomique, la sensibilité des investisseurs, les tendances spéculatives, etc. Tous ces facteurs jouent un rôle substantiel dans l'évaluation des actifs financiers (pricing) et peuvent ainsi masquer, exacerber ou diluer les effets de la relation entre la performance ESG et les variables de marché notamment la valeur de l'entreprise. On peut alors facilement comprendre les conclusions d'Orlitzky et al. (2003) qui ont trouvé que les variables de performance ESG étaient plus corrélées aux variables de performance financière de type comptable qu'aux indicateurs basés sur le marché. Cette conclusion est aussi pressentie dans la méta-analyse de Margolis & Walsh (2003) où les variables comptables semblent davantage entretenir une relation avec la performance ESG. Beaucoup d'études ont ainsi été effectuées pour essayer de percer les mystères de cette relation complexe. On distingue principalement les études qui se focalisent sur les effets de la performance ESG sur les variables basées sur le marché et les études qui portent l'attention sur les effets de la divulgation des informations ESG sur les variables basées sur le marché. Cette distinction est importante à faire puisqu'on est souvent confronté à la volonté de savoir si les investisseurs répondent à l'action de publication des informations ou bien plutôt aux informations véhiculées à travers ces publications ou encore les deux à la fois.

La divulgation des informations en rapport avec les facteurs ESG est un paramètre très important à considérer. En effet, elle conditionne la qualité et la clarté des informations mises à disposition du public pour une meilleure connaissance de l'engagement ESG de l'entreprise. En outre, elle s'avère être un signal positif et stratégique envers les parties prenantes notamment

les investisseurs. Verrecchia (1983) souligne que dans le contexte de la divulgation volontaire, les entreprises affichant une bonne performance ESG auront tendance à communiquer largement sur leurs activités ESG, tandis que celles ayant une performance ESG faible choisiront de s'en abstenir. On peut facilement comprendre que les entreprises avec un degré d'engagement ESG plus avancé puissent vouloir se démarquer de leurs pairs moins sensibles à cet aspect comme réponse aux imperfections de marché telle que la sélection adverse d'Akerlof (1970). En effet, la non-divulgation de telles informations pourrait engendrer une asymétrie d'informations entre les managers et les investisseurs qui pourrait se traduire par une réaction boursière négative (Cormier et al., 2005). Les entreprises peuvent aussi être tenter de publier les informations ESG pour influencer la perception du public afin d'acquérir une bonne réputation, des gains financiers ou recouvrer leur crédibilité (Brown & Deegan, 1998 ; Cho & Patten, 2007, Deegan, 2002 etc.). On note ainsi que la divulgation des informations ESG aura un impact sur la perception des parties prenantes notamment les acteurs principaux des marchés financiers à savoir les investisseurs.

A l'instar de la relation entre les performances financière et ESG dans sa globalité, les résultats sont assez mitigés sur la nature de la relation entre la performance ESG et les variables basées sur le marché, rendant très difficile l'obtention d'une conclusion généralisable. Alors que certains chercheurs documentent une relation positive entre la divulgation des informations ESG et la valeur de l'entreprise (Clarkson et al., 2013 ; Gao et al., 2016 ; Middleton, 2015 etc.), d'autres en ont trouvé une relation négative ou non existante (Frazier (1980 ; 1983) et Hassel et al. (2005) ; Ho & Taylor, 2007 ; De Villiers & Van Staden, 2011 ; Plumlee et al., 2015). Les causes sont diverses et peuvent être d'origine empirique ou théorique. Toutefois, certains auteurs évoquent aussi la nature et la qualité de la divulgation comme facteur clé de cette relation. En effet, Brammer & Pavelin (2006) ainsi que de Bouten, Everaert & Roberts (2012) soulignent la forme de la publication qu'il taxe de dure (si elle est chiffrée et quantifiable) et molle (si elle est qualitative ou narrative) comme facteur clé à contrôler dans cette relation. Ils pensent que ces deux formes peuvent avoir des impacts distincts sur la valeur de l'entreprise. Plumlee et al., 2015 trouvent que le fait de faire la partition suivant la nature de l'information (molle vs Dure ou encore positive vs négative ou nulle) permettrait de mieux expliquer la relation entre la publication des informations ESG et la valeur de l'entreprise. En effet, chaque forme d'informations étant susceptible de percer spécifiquement la perception des investisseurs et d'influencer l'évaluation de la valeur de l'entreprise. D'après leur résultat, la divulgation des informations ESG entretiendrait une relation négative avec le coût du capital mais aucune autre

preuve d'existence de lien statistique entre cette divulgation et la valeur de l'entreprise n'a été trouvée. De plus, l'étude de Dhaliwal, et al. (2014) trouvent aussi un lien négatif entre la publication des informations ESG et le coût du capital qui est une composante de la valeur de l'entreprise. Rappelons que le coût du capital entretient une relation négative avec la valeur de l'entreprise. En revanche, pour Dhaliwal, et al. (2014), l'effet de la divulgation des informations à caractère ESG sur le coût du capital est nettement plus accentué dans les pays qui ont une doctrine plus ou moins orientée vers la satisfaction de toutes les parties prenantes.

Le fait de ne pas trouver de conclusion généralisable ne relève pas d'une surprise, étant donné que le marché financier est un lieu dont la perception et les sentiments sont les moteurs. Etant donné que la décision d'investissement est influencée substantiellement par des facteurs socio-culturels, économiques, comportementaux voire même psychologiques qui sont spécifiques à tout individu, sociétés et nations, on aura alors tendance à avoir autant de résultats différents que de diversités dans les populations sur lesquelles portent l'échantillonnage. C'est la même idée qui est développée avec les travaux de Belkaoui (1976) qui est l'une des études pionnières sur les effets de la divulgation des informations ESG sur le marché financier. Il évoque d'abord l'arbitrage difficile du marché entre les effets négatifs des dépenses d'amélioration des standards ESG sur le résultat net par action et les effets positifs sur la réduction du risque et la création d'un nouveau marché avec l'attraction d'une clientèle particulière. La résultante de cet arbitrage serait bien évidemment un facteur essentiel dans l'évaluation de l'entreprise. Leurs résultats n'apportent que peu de preuves permettant d'affirmer que l'action de divulgation est valorisée par le marché financier. Toutefois, une hausse des cours boursiers des entreprises qui divulguent leurs informations environnementales est effectivement observée après l'annonce, mais cet effet ne perdure pas dans le temps. Cette réaction de court terme pourrait s'expliquer par l'hypothèse d'efficience des marchés, selon laquelle toute information pertinente est rapidement intégrée dans les prix. Cependant, l'auteur souligne également l'existence d'un investisseur "éthique", qui serait en grande partie responsable de cette réaction initiale, en répondant positivement aux publications liées aux engagements sociaux ou environnementaux. Blacconiere et Patten (1994) s'étaient intéressés aux réactions du marché suite à la fuite chimique survenue en 1984 dans l'usine d'Union Carbide à Bhopal, ayant entrainé 4 000 décès et 200 000 blessés. Leurs résultats ont révélé de fortes réactions boursières avec la présence de rendements anormaux cumulés négatifs des actions d'Union Carbide et une tendance qui s'est généralisée à l'échelle sectorielle. Toutefois, les entreprises qui, avant l'accident, divulguaient des informations environnementales plus détaillées dans leurs rapports financiers ont connu une

réaction moins négative que celles dont la communication environnementale était plus limitée. Les auteurs le justifient par le fait que les investisseurs ont sans doute interprété ces publications comme un signal positif indiquant que l'entreprise gérait activement son exposition aux coûts réglementaires futurs.

D'autres d'études mettent l'accent sur la valeur des informations ESG sur le marché financier. Ces études s'intéressent plutôt à la valeur informationnelle des informations ESG plutôt que les effets de leur divulgation. Blacconiere et Patten (1994) ont révélé que les entreprises qui avaient antérieurement enregistré un fort ratio entre les revenus issus des segments d'exploitations chimiques et le total des revenus bien avant l'accident chimique de Bhopal étaient beaucoup plus volatiles. Cette conclusion révèle que les investisseurs accordent de la valeur aux informations environnementales (Cormier et al., 2003) et valorisent mieux les entreprises moins pollueuses (Séverac & Guinchard-Nascimento (2018). Johnston et al. (2008) sur une étude basée sur des firmes américaines ont cherché à savoir comment les investisseurs voient les quotas d'émissions de GES. Leurs résultats ont montré que le fait de s'octroyer beaucoup de permis d'émissions de carbone est très mal perçu par les investisseurs et les entreprises concernées voient leur valeur actionnariale diminuée. Les études de Chapple et al. (2013) et Clarkson et al. (2015) ont porté sur des entreprises australiennes et européennes soumises à un système d'échanges de quotas d'émissions de carbone. Ils ont aussi conclu que les entreprises à fort taux d'émission de CO2 enregistrent une diminution de leur valeur actionnariale. Cette diminution a été estimée pour chaque tonne de carbone émis à 26AUS$ environ pour les entreprises australiennes et de 75€ pour la partie non-couverte par les quotas d'émissions des entreprises européennes. L'étude de Matsumura et al. (2014) rejoint aussi leur conclusion. En effet, leurs résultats ont prouvé que pour une tonne de carbone émis, les entreprises de l'indice S&P500 en moyenne perdent 212USD de leur valeur sur la période 2006-2008. D'après Griffin et al. (2017), cette diminution est estimée à 79USD pour chaque tonne de CO2 émis en moyenne pour le même échantillon mais sur une période relativement plus longue (2006-2012). Choi et Luo (2020) ont constitué un échantillon de 1748 observations en données de panel recoupant 28 pays et montrent que les émissions de carbone sont négativement corrélées à la valeur de l'entreprise. Cette relation est d'autant plus accentuée si les entreprises se localisent dans des pays avec de strictes régulations quant à l'environnement ou dans des pays où il existe un système d'échange de droits d'émission. Lei et Song (2012) ainsi que Haj-Salem et al. (2019) ont montré que la bonne gouvernance d'entreprise (GCG) a un effet significatif et positif sur la valeur de l'entreprise. Cahan et al. (2015), ont construit un échantillon de 2170 entreprises

recouvrant un total de 22 pays et l'étude a révélé que les investisseurs prennent bien en compte les informations environnementales dans leur valorisation des entreprises. Toutefois, leurs résultats ont montré que seules les informations RSE non anticipées ont des effets positifs sur la valeur des entreprises. Une amélioration de la divulgation non-anticipée des éléments RSE provoque une hausse des cours boursiers. Toutefois, une relation statistique significative n'a pas été trouvée entre les informations RSE globales (anticipées et non-anticipées) et la valorisation des entreprises. Les conclusions de Konar et Cohen (2001) suggèrent aussi que les entreprises émettant des quantités relativement faibles de substances chimiques toxiques et faisant face à peu ou pas de litiges environnementaux ont tendance à présenter une meilleure valorisation (matérialisée par un Q de Tobin plus élevé). King et Lenox (2002) confirment cette tendance en trouvant une relation positive entre les dépenses de pollution et le Q de Tobin mais seulement pour les dépenses effectuées dans le cadre d'une approche de prévention (par exemple une politique de limitation de l'émission de déchets). Leurs résultats ne montrent aucun lien entre les dépenses dans le cadre de traitement de pollution et le ratio de Tobin.

D'autres études trouvent une relation positive entre la performance ESG et les variables de marché ou encore une relation non existante. Ces conclusions sont expliquées par le fait que les initiatives RSE exigent d'importantes ressources financières, alors que les bénéfices économiques potentiels sont souvent lointains, voire incertains. Ainsi, elle est très coûteuse et susceptible de réduire la valeur actionnariale. Hassel et al. (2005), après avoir confirmé une relation existante entre la performance financière et la performance environnementale, ont aussi trouvé qu'une bonne performance environnementale est négativement corrélée à la performance des titres financiers. Ils expliquent leurs résultats par le fait que sur le long terme, les investisseurs appréhendent les dépenses d'amélioration de la dimension ESG comme une entrave à l'amélioration de la profitabilité dans le futur. Chen et Metcalf (1980) et Mahapatra (1984) ne confirment pas l'idée selon laquelle les initiatives de lutte contre la pollution seraient récompensées par une meilleure performance boursière. Belkaoui (1976), Jaggi et Freedman (1982), Shane et Spicer (1983), Freedman et Jaggi (1986), et Jaggi et Freedman (1992) ont trouvé que les marchés réagissaient à la publication des informations ESG mais leurs résultats ne leur permettaient pas de statuer sur la valeur du contenu informationnel de ces dernières.

Les caractéristiques des réactions du marché constituent aussi un point important dans la littérature sur la relation entre les variables ESG et les variables de marché. En effet, elles permettent à partir de l'observation de ces réactions, de leur ampleur et de leur durée de pouvoir expliquer le comportement des investisseurs. Il a été documenté que les investisseurs ne

réagissent pas de la même manière selon que l'information divulguée est positive ou négative. Ce sont, en général, des études d'évènements qui permettent de mieux déceler cet aspect. Klassen et McLaughlin (1996) indiquent que l'augmentation du cours de l'action consécutive à une bonne nouvelle environnementale est moins marquée que la baisse du cours qui suit une mauvaise nouvelle. Cette conclusion est encore plus étayée dans la méta-analyse de Capelle-Blancard et al. (2021) qui ont produit un argument chiffré de cette asymétrie de réaction. En effet, leurs résultats agrégés révèlent une réaction négative significative sur la valeur de l'entreprise à la suite d'un événement environnemental défavorable (tel qu'un accident chimique, une fuite de gaz ou des émissions polluantes importantes). L'impact estimé est de l'ordre de –2 % sur la fenêtre d'événement, avec une médiane des rendements anormaux d'environ –0,6 %, ce qui confirme la sensibilité des marchés financiers aux incidents environnementaux majeurs. En revanche, pour les événements perçus comme positifs, tels que l'adoption ou la modification d'une législation environnementale, les réactions boursières sont nettement plus modérées. Dans l'ensemble, ces réactions sont positives, de l'ordre de +0,2 %, mais la médiane des rendements anormaux demeure nulle, ce qui suggère une réactivité limitée des marchés face à ce type d'annonce. Cette sensibilité accrue des investisseurs aux mauvaises nouvelles s'explique selon Karpoff et al. (2005) par le fait que la variation de la valeur de l'entreprise est fonction de l'impact de ces informations sur la rentabilité future. En effet, leur étude d'évènement révèle que la perte de valeur de marché subie par une entreprise à la suite d'une violation environnementale est étroitement corrélée au montant des sanctions juridiques encourues. Ceci révèle aussi que les investisseurs appréhendent la valeur de la performance ESG à travers celle de la performance financière. Comme le souligne Guenster et al. (2010) : « ...les investisseurs anticipent essentiellement les dommages financiers immédiats liés à un comportement controversé sur le plan environnemental, sans nécessairement tenir compte des impacts à long terme associés à une gestion environnementale plus ou moins performante. » Cette conclusion est confortée par les travaux de Brown et al. (2015) qui ont aussi souligné le fait que la perte de valeur était étroitement corrélée à la sévérité et fatalité de l'accident. En effet, plus la sévérité est importante, plus les dépenses d'indemnisations, de réparation etc. sont importantes. Belkaoui (1976) avait identifié des réactions suite à l'annonce des informations sur les dépenses de lutte contre la pollution mais avait aussi insisté sur leur caractère temporaire. L'auteur par la suite émet deux explications pour étayer ses résultats. La première est qu'on est dans l'hypothèse des marchés efficients qui stipule que les marchés sont assez sophistiqués pour intégrer toutes les informations disponibles dans l'évaluation des actions. Par conséquent, le marché a effectué une réévaluation temporaire de l'impact positif des dépenses de lutte contre

la pollution en les traduisant par une hausse de la valorisation boursière. Cela a conduit à une augmentation du cours des actions du groupe concerné, jusqu'à ce que le marché efficient considère ces titres comme pleinement valorisés, incitant ainsi à leur revente. Les cours ont alors baissé pour revenir à un niveau conforme aux fondamentaux de l'entreprise. La deuxième explication s'inscrit dans l'hypothèse de l'investisseur naïf qui n'est valable que sur une courte durée. Dans ce scénario, la valorisation initiale de l'entreprise est déclenchée par l'achat d'actions par des investisseurs « éthiques », sensibles à l'image sociale positive véhiculée par la divulgation. Cependant, cette réaction semble avoir été temporaire, comme en témoigne la baisse observée peu de temps après. Herbst et al (1996) qui ont fait une étude d'évènement sur l'accident d'Exxon-Valdez avaient trouvé que la réaction boursière n'avait été observé que dix jours après l'accident et que quelques semaines après cela une réévaluation boursière a été observée. Leurs résultats font ainsi état d'un marché qui a pris un peu de temps à réagir et que par la suite le retour à la normale a été relativement rapide. Ce temps de latence peut être perçu comme un moment d'incertitude et d'hésitation du côté des investisseurs qui ne sont pas tout à fait capables de déchiffrer les conséquences de cet évènement notamment sur la rentabilité. Cette baisse de valorisation peut être expliquée comme étant due au fait que les investisseurs anticipent des coûts supplémentaires liés à l'indemnisation, la réparation, aux poursuites et sanctions judiciaires : elle peut aussi être causée par l'action des investisseurs socialement responsables qui se mettent à boycotter et à se débarrasser de ces actions. Ces résultats ont tendance à conforter la thèse qui stipule que les marchés financiers ont beaucoup plus de difficultés à intégrer les informations de nature ESG.

En résumé, nonobstant la complexité de la relation entre les variables de performance ESG et les variables de marché et de l'inconsistance des résultats, on peut quand même penser que ces deux grandeurs entretiennent globalement une relation significative. Toutefois, cette relation est assujettie à une panoplie de facteurs et de conditions qui définissent son existence et sa nature (positif ou négatif). Ceci est d'autant plus justifié par la nature des marchés financiers où la perception et le sentiment guident l'action. Il est dès lors nécessaire d'investiguer sur ces facteurs afin de pouvoir mieux délimiter les contours de cette relation.

3.3.1.2.2 **Facteurs déterminants la relation entre la performance ESG et les variables de marché**

La relation entre les variables de performance ESG et les variables de marché est une relation complexe qui évolue dans un environnement très particulier. L'inconsistance des résultats obtenus a poussé beaucoup d'auteurs à s'interroger sur les facteurs qui pourraient agir pour

rendre possible l'existence de cette relation ou bien pour l'annihiler. Les raisons évoquées plus haut pour justifier globalement la divergence des conclusions sur la relation entre les variables de performances financière et ESG sont aussi valables pour ce point particulier. Toutefois, d'autres raisons sont identifiées. On observe que les travaux empiriques reposant sur les études d'évènements ont tendance à donner des preuves d'un lien statistique entre les variables de performance ESG et la valeur de l'entreprise. Au contraire, les études d'analyse de régression ou de corrélation sont marquées par l'obtention de résultats mitigés sur les liens de ces deux grandeurs. Cette observation a été évoquée par Guenster et al. (2010). Les études d'évènements sont des méthodes statistiques dans lesquelles on essaie d'évaluer les impacts d'un évènement sur la valeur d'une entreprise. Par conséquent, cette méthode plutôt basée sur l'observation permet d'établir l'existence ou non d'une relation statistique ponctuelle entre ces deux paramètres. En revanche, les méthodes d'analyses de régression ou de corrélation permettent d'établir une relation structurelle entre deux grandeurs en développant une modélisation qui permette d'expliquer cette relation. Par conséquent, elle nécessite d'avoir connaissance de tous les paramètres qui entrent en jeu pour pouvoir établir des liens statistiques fiables. On peut ainsi déceler qu'il existe une relation entre les variables de performance ESG et les variables de marché notamment la valeur de l'entreprise : à chaque annonce d'un évènement à dimension ESG, on observe des variations de la valeur de l'entreprise. Toutefois, l'inconsistance des résultats issus de l'analyse de régression et de corrélation nous suggère qu'il existe des facteurs déterminants qu'il faut intégrer dans la spécification.

Par ailleurs, il faudrait aborder la relation entre les variables de performance financière et ESG en regard de la théorie de contingence. Cette dernière stipule que les résultats et les performances dépendent de facteurs contextuels spécifiques à cette relation. En effet, il est pressenti que la performance ESG n'impacte pas la valeur de l'entreprise de manière isolée. Son effet sur la valeur dépend de facteurs modérateurs et s'opère aussi via des canaux médiateurs. Les facteurs modérateurs désignent l'ensemble des variables altérerant l'intensité ou la direction de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : ils regroupent l'ensemble des variables qui peuvent expliquer pourquoi et comment la performance ESG pourrait impacter la valeur de l'entreprise.

Du côté des modérateurs, on peut citer entre autres l'industrie, la taille de l'entreprise, le niveau de divulgation des informations ESG, le niveau de sensibilisation des investisseurs, le niveau de contrainte financière de l'entreprise, le cadre réglementaire et institutionnel. Servaos et Tamayo (2013) ont tenté de tester la relation entre la performance ESG et la valeur de

l'entreprise avec la variable « sensibilisation des clients » (les dépenses de publicité prises comme proxy) jouant un rôle de modérateur. Leurs résultats mettent en évidence une relation significative et positive pour les entreprises ayant une forte sensibilisation auprès des clients alors que cette relation est négative ou non existante pour celles avec une faible sensibilisation. Cette perspective est appuyée par Cahan et al. (2015), qui montrent que la bonne performance ESG génère une publicité favorable, et que les entreprises concernées n'en tirent réellement un gain en valeur boursière (ou une réduction du coût du capital) que si elles bénéficient également d'une couverture médiatique positive. Ces conclusions viennent ainsi étayer la thèse de Bhattacharya et Sen (2004) et Schuler et Cording (2006) qui stipule que le manque de sensibilisation auprès des clients concernant les initiatives ESG constitue un facteur majeur limitant leur capacité à réagir à ces initiatives. Le niveau de divulgation des informations ESG joue aussi un rôle substantiel de modérateur pour la relation entre la performance ESG et les variables de marché. En effet, il agit et corrige l'asymétrie d'informations entre les managers et les investisseurs en mettant à leur disposition la quantité d'informations nécessaire pour se faire une idée de la valeur d'une entreprise. Ainsi, en impactant sur la perception des investisseurs, la divulgation des informations peut les inciter à avoir plus d'intérêts dans l'entreprise et engendrer ainsi sa valorisation. Fatemi et al. (2018) ont pu apporter des preuves sur le rôle modérateur du niveau de divulgation des informations ESG sur la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Leurs conclusions soulignent qu'en temps d'une forte performance ESG, un niveau élevé de divulgation ESG atténue l'effet positif de cette forte performance sur la valorisation. En revanche, la divulgation semble également atténuer les effets négatifs d'une faible performance ESG sur la valorisation. Dhaliwal, et al. (2014) ont étudié l'effet de la divulgation des informations à caractère ESG sur le coût du capital avec un échantillon composé d'entreprises sélectionnées sur 31 pays différents. Leurs résultats mettent en évidence une relation négative entre ces deux grandeurs avec une intensité nettement plus accentuée dans les pays qui ont une doctrine plus orientée vers la satisfaction de toutes les parties prenantes. Ainsi, on note aussi que la zone géographique ainsi que leur niveau de conscientisation sur la dimension ESG joue un rôle modérateur sur cette relation. Guenster et al. (2010) rappellent aussi que les résultats plus cohérents sur les analyses de régression ou de corrélation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise ont été obtenus grâce à des études faites sur des marchés hors des États-Unis. Thomas (2001) au Royaume-Uni et Ziegler et al. (2002) en Europe ont documenté des preuves modérées en faveur d'une relation positive entre la performance environnementale et les rendements boursiers. L'horizon temporel peut aussi dès fois jouer un rôle modérateur dans cette relation. En effet, les effets de la performance

ESG sur les variables de marché peuvent être différés du fait que les investisseurs éprouvent souvent des difficultés à analyser et anticiper les implications d'une information ESG. D'après Ioannou & Serafeim (2015), « les entreprises à fort engagement en matière de durabilité surpassent de manière significative leurs pairs sur le long terme, tant en termes de performance boursière que de résultats comptables. Cependant, la surperformance sur les marchés financiers ne devient véritablement marquée qu'à des horizons plus longs, ce qui suggère que les marchés de capitaux intègrent lentement les bénéfices des stratégies de durabilité des entreprises ». La sensibilité de l'industrie par rapport à la dimension ESG a aussi été identifiée par Qureshi et al. (2019) comme pouvant jouer un rôle modérateur dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise.

Pour ce qui est des médiateurs de la relation entre la performance ESG et les variables basées sur le marché, la littérature existante a en identifié plusieurs : l'innovation, la productivité des employés, la réduction du risque, le coût du capital, la réputation et l'image de l'entreprise, le niveau de profitabilité ou la performance financière. Beaucoup de travaux ont souligné l'importance de la performance financière comme médiateur dans la relation entre la performance ESG et les variables basées sur le marché (Khasanah et Oswari, 2018 ; Rais et al., 2020 ; Zhou et al., 2022 ; Dorothy et Endri, 2024). En effet, les entreprises affichant une bonne performance ESG et un haut niveau d'efficacité peuvent réduire leurs coûts et/ou accroitre leurs parts de marché, ce qui, in fine, permet d'augmenter leur rentabilité. De plus, les entreprises qui adoptent une politique ESG efficace bénéficient généralement d'une bonne réputation aux yeux de leurs parties prenantes. Par conséquent, une entreprise jouissant d'une bonne réputation et d'une solide situation financière suscitera une réaction positive de la part des investisseurs et des investisseurs potentiels, ce qui va se matérialiser une augmentation de sa valeur. En d'autres termes si l'engagement ESG ne se matérialisent pas par une augmentation de la profitabilité ou de façon plus globale de la performance financière interne, les investisseurs ne vont pas le percevoir comme intéressant dans leur processus de prise de décisions. Toutefois, s'il génère plus de rentabilité à travers l'augmentation de parts de marché, la réduction des coûts de production. Il aura beaucoup plus d'attraits pour les investisseurs qui pourront décider de mieux valoriser l'entreprise. Une autre variable qui revient très souvent dans la littérature et pouvant jouer un rôle médiateur dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise est le coût du capital. La performance ESG tend à réduire le risque perçu et les coûts de financement (Dhaliwal et al. 2011 ; El Ghoul et al. 2011). Ardia et al., 2023 ont trouvé que les entreprises mettant en œuvre des politiques ESG bénéficient d'un effet incitatif de la part de la

communauté des investisseurs, gagnant ainsi une plus grande confiance du marché, ce qui se traduit généralement par une hausse de leurs cours boursiers à travers la réduction du risque supporté par les investisseurs et donc du coût du capital. Ce rôle médiateur du coût du capital a aussi été prouvé dans d'autres études telles que Titisari et al., (2019) ; Dwomor & Mensah (2024) qui se sont focalisées sur des marchés financiers dans des pays en développement. La réduction du risque a aussi été mentionnée comme médiateur de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Cette association se comprend plus facilement dans la perspective de la théorie de la légitimité. Cette dernière développée par plusieurs auteurs (Dowling & Pfeffer, 1975 ; Guthrie et al. (2006)) se définit comme étant la capacité de conformité d'une entreprise aux attentes sociales, sous peine de perdre son acceptabilité et son soutien sociétal. En d'autres termes, c'est comme s'il existait un contrat moral entre l'entreprise et la société qui stipule toutes les règles de conduites et de conformité. La théorie de la légitimité dans le contexte de la problématique ESG stipule que les pratiques ESG permettent aux entreprises de renforcer leur légitimité sur le marché en signalant leurs efforts de conformité aux valeurs sociétales, réduisant ainsi l'asymétrie d'information et les risques réglementaires et en améliorant parallèlement l'image, la réputation et la confiance des parties prenantes notamment les investisseurs. Ainsi, pour certains auteurs, les mécanismes de transmission de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise se font à travers la réduction de risque de l'entreprise (Luo et Bhattacharya, 2009). Cette réduction de risque peut être appréhendée comme la diminution de la probabilité de survenue d'un incident mais aussi la diminution du risque d'envenimement dans le cas où un évènement se produit. En effet, en permettant de réduire l'asymétrie d'information entre l'entreprise et ses parties prenantes (Cheng, Ioannou et Serafeim, 2014) et les risques de dérives opportunistes (Kim, Li et Li, 2014), la performance ESG accroit ainsi la confiance des parties prenantes et des investisseurs. Enfin, la performance ESG est censée atténuer la gravité des risques en constituant un capital moral auprès des parties prenantes (Godfrey et al., 2009), ce qui permet de réduire les sanctions des investisseurs à la suite d'un événement négatif et éviter de grosses pertes de valorisations de l'entreprise (Blacconiere and Patten, 1994).

Il est ainsi bien établi que la relation entre la performance ESG et les variables basées sur le marché est une relation complexe et difficile à établir s. Ceci est en grande partie justifié par la nature des variables de marché qui sont très sensibles à une panoplie de facteurs exogènes mais aussi par la nature de cette relation dans son ensemble qui reste susceptible à plusieurs facteurs spécifiques de contingence. Ces derniers auront tendance à masquer ou exagérer les effets de la

performance ESG et à donner des résultats ambigus. Par conséquent, pour une meilleure modélisation de cette relation, il est nécessaire de prendre en compte toutes ces considérations.

3.3.2 Structure empirique de l'étude

Il s'agira d'illustrer la structure empirique de l'étude en joignant les deux composantes évoquées plus haut. Par ailleurs, il est aussi important de définir les modèles de régression retenus qui seront plus explicités dans le quatrième chapitre.

3.3.2.1 Définition de la structure empirique de l'étude

Comme nous l'avons déjà évoqué, la structure empirique de notre étude est composée de deux parties. La première définit le mode de calcul de l'efficience ESG. La seconde testera sa capacité à montrer un lien avec la valeur de l'entreprise.

3.3.2.1.1 Modèle théorique de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise

Le cadre conceptuel de notre étude reste très attaché à la littérature existante et à ses diverses déclinaisons. En effet, l'objectif principal de cette étude est d'investiguer les mécanismes d'intégration des informations ESG par les investisseurs dans l'évaluation des entreprises. Il est donc nécessaire de comprendre les mécanismes de transmission des effets de la performance ESG sur les valeurs de marché.

Il est donc important de discuter le modèle théorique et ses différents déterminants en action. En effet, on peut postuler que cette relation n'est pas de type direct et qu'il faudrait surtout l'aborder par rapport aux facteurs et mécanismes de contingence telle que préconisé par Margolis, Elfenbein, & Walsh, (2009). En effet, à la différence des variables comptables, les variables de marché découlent très souvent de la perception des acteurs du marché notamment les investisseurs. Par ailleurs, il y a beaucoup de mécanismes en jeu depuis l'annonce de l'information jusqu'à son intégration dans le cours de l'action concernée. Ces mécanismes sont principalement conditionnés par la manière dont l'information est interprétée par les investisseurs, qui est à son tour fonction de plusieurs facteurs. Nous postulons que deux facteurs interfèrent dans l'analyse d'une information disponible sur le marché et impactent ainsi sur l'évaluation de l'entreprise : les conséquences de cette information sur la performance financière interne de l'entreprise et la sensibilité des investisseurs par rapport à la dimension ESG.

Les investisseurs ont tendance à regarder la dimension ESG à travers le spectre de la rentabilité financière. En d'autres termes, les informations ESG liées à des efforts de conformité ESG ou encore liées à des violations de cette norme sont appréhendées suivant leurs incidences sur la performance financière interne de l'entreprise. En effet, la conformité par rapport à la norme ESG est onéreuse et nécessite beaucoup de dépenses qui peuvent priver l'entreprise de ressources, elle peut aussi être une source de profitabilité par sa capacité à générer de nouveaux marchés, à bâtir une bonne réputation et image, à consolider la loyauté des clients. En revanche, sa non-conformité est encore plus lourde de conséquences sur la performance financière interne puisqu'elle peut engendrer des sanctions, boycotts, pénalités et amendes. Il existe plusieurs illustrations pour étayer ces faits dans la littérature. Hassel et al (2005) pensent que la poursuite d'une politique environnementale est dommageable pour une entreprise dans le long terme puisque les investisseurs pensent qu'elle s'exécute au détriment d'une augmentation de profits futurs. Klassen et McLaughlin (1996) montrent qu'une bonne information environnementale entraîne une hausse modérée du cours de l'action, tandis qu'une mauvaise information provoque une baisse plus marquée. Karpoff et al. (2005) expliquent que les investisseurs réagissent aux nouvelles négatives, car les pertes boursières qui suivent des violations environnementales correspondent souvent au montant des sanctions légales encourues. Ces études suggèrent que les investisseurs anticipent surtout les dommages financiers immédiats liés à des comportements environnementaux controversés, sans pour autant considérer les impacts à long terme d'une bonne ou mauvaise gestion environnementale. Ceci peut aussi expliquer les résultats de Hamilton (1995) qui soulignent que l'incertitude initiale des investisseurs quant à l'interprétation d'informations sur la pollution explique l'absence de réaction des marchés. Cependant, la répétition de ces informations finit par provoquer une baisse des cours, à mesure que les investisseurs affinent leur compréhension et acquièrent la capacité d'anticiper les conséquences sur la performance interne de l'entreprise. On peut rappeler qu'une bonne gouvernance d'entreprise est positivement liée à l'augmentation de la valeur de la firme, notamment à travers la réduction des coûts d'agence (Beiner et al., 2006) et la diminution des coûts de contrôle et d'audit (Lombardo et Pagano, 1999), ce qui in fine, concourent à améliorer la rentabilité de l'entreprise. L'enseignement que l'on peut tirer de la littérature sur ce point est que la perception des investisseurs matérialisée par la valorisation qu'ils assignent aux entreprises est significativement liée à la dimension ESG à travers la variable de performance financière. Par conséquent, la performance financière interne de l'entreprise joue un rôle médiateur dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Ainsi, pour les questions liées aux standards ESG, un problème d'arbitrage va

toujours se poser à un certain moment du processus de prise de décisions entre l'ampleur de l'information divulguée et ses conséquences sur la rentabilité de l'entreprise, et ce pour toutes les catégories d'investisseurs. Il est bien de rappeler que le rôle médiateur de la performance financière dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise a été évoqué et testé à plusieurs reprises dans la littérature comme déjà souligné dans cette étude.

Le deuxième facteur déterminant de cette relation est la sensibilité des investisseurs par rapport à la dimension ESG. Ce facteur est très important et doit être pris en compte dans la relation entre la dimension ESG et la valeur de l'entreprise. Malheureusement, dans la plupart des travaux, cette dimension est occultée du moment que l'on ne discrimine pas les investisseurs selon leur niveau d'appétence pour les questions ESG. Ainsi, dans ces études, on admet implicitement que les investisseurs constituent un groupe homogène, ce qui est une assomption erronée et qui biaise le fondement théorique de la relation. D'ailleurs, de nombreuses études rappellent que les investisseurs sont caractérisés par une hétérogénéité notoire quant à l'admission de la dimension ESG (Pástor et al., 2021 ; Pástor et al., 2022 ; Harper, 2020 et Park et Jang, 2021). L'intégration de la sensibilité des investisseurs dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise est très importante puisque la généralisation de ces derniers peut engendrer des résultats ambigus. En effet, si les entreprises engagées dans des politiques ESG bénéficient généralement d'un soutien accru des investisseurs socialement responsables, ce soutien peut être contrebalancé par le comportement d'autres acteurs du marché. Hamilton et al. (1993) ainsi que Fernando et al. (2009) montrent que l'effet de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise est complexe et difficile à déterminer, car non seulement il dépend du comportement des investisseurs socialement responsables, qui renforcent la demande et contribuent à une hausse des prix des titres via une meilleure confiance et une perception de risque réduite, mais aussi du comportement des investisseurs conventionnels, susceptibles d'annuler ces effets positifs en choisissant de vendre leurs titres socialement responsables, soit par conviction, soit par recherche de rendement à court terme. Ainsi, même si la mise en œuvre de politiques ESG peut entraîner une prime de valorisation ou une réduction du coût du capital, ces bénéfices restent fragiles et sensibles à la dynamique globale des marchés financiers. L'enseignement qui en découle est que la sensibilité des investisseurs vis-à-vis des questions ESG joue un rôle modérateur dans la relation entre la dimension ESG et la valeur de l'entreprise. En d'autres termes, elle influence l'intensité et la direction de cette relation.

C’est ainsi, que l’on peut construire un modèle théorique suivant (voir Figure 1 : Mécanismes de transmission des effets de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise).

3.3.2.1.2 **Structure empirique de l’étude**

Notre étude vise à investiguer les mécanismes de prise en compte de la dimension ESG dans l’évaluation des entreprises par les investisseurs. Pour élucider cette problématique de recherche, il faut au préalable comprendre les liens qui existent entre la performance ESG et la valeur de l’entreprise ainsi que les différents facteurs de contingence qui sont en action. Le modèle théorique identifié plus haut va nous permettre de mieux définir notre structure empirique et d’apporter une réponse à notre problématique de recherche. Au vu des objectifs fixés, nous allons adopter une structure empirique en deux étapes (voir Figure 2 : Schéma de la structure empirique de l’étude).

Dans une première phase, nous allons construire notre indicateur d’efficience ESG qui mesure la capacité d’une entreprise à allier la création de valeurs et la conformité à la norme ESG. En effet, dans notre étude, nous avons fait le choix de nous démarquer en construisant notre propre indicateur ESG. Ce choix est motivé par l’inconsistance des résultats de la relation entre les performances ESG et financière Ce phénomène est accentué par le recours aux scores ESG qui existent dont la majorité des études se basent comme proxy pour la performance ESG. En effet, ces scores sont destinés à l’attention de toutes les parties prenantes alors que ces dernières n’ont pas les mêmes intérêts ni aspirations. Comme le souligne Wood & Jones (1995), il n’existe aucune certitude que toutes les parties prenantes aient des comportements aux mêmes conséquences financières. Dans notre étude, on s’intéresse aux investisseurs par rapport à la dimension ESG, donc il est nécessaire à notre niveau de construire notre propre indicateur qui repose essentiellement sur leurs particularités et leurs comportements. Cette investigation répond quelque peu à l’appel d’Allouche et Laroche (2005) à savoir la conduite d’études comparatives sur les effets des différents groupes de parties prenantes en rapport avec des enjeux spécifiques notamment les enjeux ESG sur la performance financière, afin d’apporter un éclaircissement majeur sur l’impact réel des différentes parties prenantes. Toutefois, notre étude ne cherche pas à établir une comparaison au sein des parties prenantes mais plutôt en à isoler l’une d’entre elles à savoir le groupe des investisseurs.

Nous sommes à la recherche d’un indicateur qui puisse intégrer en même temps les dimension financière et ESG. Nous avons donc adopté les hypothèses de synergie de Preston et O’Bannon (1997). Par conséquent, nous postulons que la performance ESG et la performance financière

s'entretiennent mutuellement soit dans un cercle vertueux (synergie positive) soit dans un cercle vicieux (synergie négative). Nous pensons que les deux aspects sont difficilement dissociables puisque la recherche d'une performance financière a un coût sur la dimension ESG et la quête d'amélioration de la performance ESG a un coût sur la performance financière. D'ailleurs, les entreprises via leurs chaines de production produisent de manière concomitante de la plus-value mais aussi de la pollution, des déchets, des accidents de travail, des dysfonctionnements... Ainsi, il est intéressant de prendre ensemble ces deux dimensions afin de mieux jauger la capacité d'une entreprise à répondre en même temps aux exigences de rentabilité et aussi de conformité ESG. Toutefois, la plupart des scores utilisés dans la littérature, ne mesure que l'aspect ESG : d'où la nécessité de bâtir un nouvel indicateur relevant toutes ces limites.

Le développement de cet indicateur nous permet également d'aborder la relation entre les performances ESG et financière sous la perspective de la théorie de contingence. En effet, notre indicateur intègre ainsi la performance financière et la sensibilité des investisseurs par rapport à la dimension ESG. Nous postulons que ces deux facteurs influencent substantiellement la relation entre les performances financière et ESG. Le premier joue un rôle médiateur et le second un rôle modérateur. Toutefois, ces deux facteurs ne font pas partie du modèle de régression concernant la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise, mais plutôt du modèle de détermination de l'indicateur d'efficience ESG. En effet, nous estimons qu'un score d'efficience ESG doit intégrer à la fois la performance financière mais aussi la sensibilité des investisseurs vis-à-vis de la dimension ESG. D'ailleurs, au moment d'évaluer une entreprise, les investisseurs font l'analyse de l'information ESG par rapport à la dimension financière et compte tenu de leur état de sensibilité par rapport aux questions ESG pour prendre leurs décisions. Ainsi, interpréter une information ESG, sonder ses retombées sur la performance financière tout en satisfaisant ses sensibilités sont des actions concomitantes qui doivent être prises en compte simultanément dans le développement d'un score d'efficience ESG.

Enfin, la deuxième partie de la structure empirique consiste à construire un modèle de régression pour étudier la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. La dimension ESG sera matérialisée par l'indicateur d'efficience ESG calculé lors de la première étape. L'idée est de savoir si cette variable permet d'expliquer la valeur de l'entreprise qui est matérialisée par le coût du capital et le Q de Tobin dans des modèles distincts. De plus, un score de performance ESG est aussi pris comme alternative à notre score d'efficience ESG afin d'établir une base comparative et de sonder la pertinence de notre score. Des analyses de

régression nous permettront de statuer plus clairement sur notre problématique de recherche : l'étude sur les mécanismes d'intégration de la dimension ESG par les investisseurs dans leur évaluation des entreprises.

3.3.2.2 Définition du modèle de régression entre la valeur de l'entreprise et l'indicateur d'efficience ESG

A ce stade, il est important d'établir notre modèle de régression, de définir les variables sélectionnées et aussi de discuter des techniques d'estimations à adopter afin de garantir des résultats fiables et robustes. Cette étape est très importante car les procédés empiriques jouent un rôle substantiel dans la qualité, la clarté et la fiabilité des résultats.

3.3.2.2.1 Modèle de régression

Dans la littérature existante, il existe une panoplie de modèles de régression concernant la relation entre la performance financière et la performance ESG. Toutefois, le modèle d'Ohlson (1995) aussi connu sous le nom modèle de valorisation d'Ohlson (Olhson Valuation Model – OVM) est sans doute le mieux utilisé. Il vise à relier la valeur de marché de l'entreprise à ses valeurs comptables à savoir la valeur comptable des capitaux propres, le résultat net et éventuellement d'autres informations qui peuvent influencer les résultats futurs. La formulation du modèle s'écrit comme suit :

$$P_t = \alpha_0 + \alpha_1 CP_t + \alpha_2 RN_t + \alpha_3 X_t + \varepsilon_t$$

Où CP = Capitaux propres, RN = Résultat net et X une matrice représentant d'autres variables explicatives.

La capacité du modèle d'Ohlson à relier la valeur boursière d'une entreprise à une combinaison pondérée de ses postes comptables l'a rendu très populaire. Plusieurs études se basent sur ce modèle pour essayer de tester le pouvoir explicatif ou encore le contenu informationnel de certaines variables ESG. Chapple et al. (2013) ; Clarkson et al. (2015) et Choi et Luo (2020) ont eu recours au modèle d'Ohlson (1995) pour mesurer les effets de variables environnementales notamment les émissions de gaz à effet de serre sur les cours boursiers. D'autres études comme De Klerk et al. (2014) ; Husser & Evraert-Bardinet (2014) ; Plumlee et al. (2015) ; Bowerman and Sharma (2016) ont étudié les effets de la divulgation d'information ESG sur les cours boursiers à travers une version adaptée du modèle d'Ohlson.

Le modèle de régression choisi dans notre étude n'est pas très loin des versions adaptées du modèle d'Ohlson dans le sens où il relie aussi une variable de marché à ses variables comptable et ESG. Toutefois, les variables traditionnelles qui constituaient le socle du modèle d'Ohlson à savoir la valeur des capitaux propres et le résultat net ne sont pas reprises dans notre modèle. En effet, ces deux variables ont déjà été utilisées pour déterminer nos scores d'efficience ESG. Ces derniers intègrent déjà ces variables de performance financière de l'entreprise et pour éviter un problème de colinéarité ou de redondance, nous n'incluons pas ces variables dans nos modèles. Toutefois, ces deux variables pourront être incluses dans des modèles avec le score ESG alternatif à notre score d'efficience ESG.

La formulation générale de nos modèles peut s'écrire :

$$\textit{Valeur de l'entreprise} = f(\textit{efficience ESG ; variables de contrôle})$$

Ou encore

$$\textit{Valeur de l'entreprise} = \alpha + \beta_1 ESG + \beta_2 Contrôles + \varepsilon$$

Pour rappel, le choix de l'estimateur est particulièrement important puisqu'il peut substantiellement influencer les résultats notamment l'ampleur des effets des variables de performance ESG (Lu and Taylor, 2016 ; Busch and Friede, 2018 ; Hirsch et al, 2023, etc.) Toutefois, la complexité de l'estimateur choisi est souvent conditionnée par la nature des données et des variables retenues. La méthode des Moyens Carrés Ordinaires (MCO) ou Pooled OLS (MCO pour données panel) est suffisante pour estimer ces modèles (Servaes et Tamayo, 2013 ; Hirsch et al, 2023, Dorothy et Endri, 2024). Toutefois, le modèle requiert des techniques d'estimation sophistiquées. La spécification du modèle dans l'étude de Fatemi et al, 2018 a soulevé un problème d'endogéneité de la variable divulgation des informations ESG. Pour pallier ce problème ils ont utilisé l'estimateur 2SLS qui est la méthode des MCO en deux phases avec l'utilisation de variables instrumentales, pour estimer leur modèle. Tang et al. (2024) ont aussi utilisé l'estimateur 2SLS. D'autres techniques d'estimation ont aussi été utilisé, à savoir la méthode des moments généralisés – GMM, les estimateurs effets fixes et effets aléatoires, moindres carrés généralisés – GLS (Bajic et Yurtoglu, 2018 ; Hirsch et al, 2023 ; Dorothy et Endri, 2024 etc.).

Etant donné que le type d'estimateur choisi est un facteur déterminant dans les résultats de l'analyse de régression entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise, il est plus

judicieux, à notre niveau, de procéder à une batterie d'estimations avec des techniques distinctes afin d'en garantir la robustesse des résultats.

Etant donné que notre modèle d'étude a été identifié, nous sommes en mesure de procéder à sa spécification en définissant les variables à retenir.

3.3.2.2.2 **Spécification du modèle de régression**

La spécification de nos modèles passe d'abord par la définition de la variable valeur de l'entreprise et des variables de contrôle. La valeur de l'entreprise désigne sa valeur économique totale sur le marché pour ses actionnaires et investisseurs. Elle représente la perception qu'ont les investisseurs de sa performance globale, souvent mesurée à travers le cours de son action et sa rentabilité (Munawaroh, 2014). Andriyani (2017) souligne que cette valeur constitue un indicateur central pour les investisseurs, dans la mesure où elle reflète l'évaluation du marché à l'égard de l'entreprise. Une valorisation élevée renforce ainsi la confiance des investisseurs, traduisant des perspectives de croissance jugées favorables. Par ailleurs, Muliani et al. (2014) considèrent cette valeur comme un indicateur qualitatif, traduisant la perception de l'importance de l'entreprise aux yeux des parties prenantes. Elle est en réalité une valeur complexe à déterminer du fait que c'est une variable de marché et qu'elle est étroitement liée à la perception. Elle se calcule selon la formule suivante :

$$\textit{Valeur de l'entreprise} = \sum \frac{Cash-Flows}{(1+WACC)t}$$

Où cash-flows constituent le niveau de cash-flows anticipés et WACC est le coût moyen pondéré du capital. t représente le temps, c'est-à-dire l'année ou la période à laquelle les flux de trésorerie (cash-flows) sont générés. En d'autres termes, on peut dire que la valeur de l'entreprise est mesurée par l'ensemble des futurs flux de trésoreries (cash-flows anticipés) actualisé par le coût moyen des capitaux propres. Ainsi, on constate que plus le coût moyen pondéré du capital (WACC) est bas plus la valeur de l'entreprise est élevée. A l'inverse, plus les cash-flows anticipés sont grands, plus la valeur de l'entreprise est élevée. Toutefois, il est très difficile de calculer la valeur de l'entreprise sous cette formule du fait de la limite des données notamment en ce qui concerne les flux futurs de trésoreries. C'est la raison pour laquelle, nous allons nous appesantir sur des variables proxy.

Dans notre étude, on va retenir deux variables proxy pour la valeur de l'entreprise. La première est le coût du capital (WACC). Il constitue une composante de la valeur de l'entreprise et par

conséquent, peut bien nous renseigner sur l'état de cette dernière. Le coût du capital est le taux de rendement exigé par les investisseurs pour financer une entreprise. Plus ce coût est bas, plus l'entreprise peut financer des projets à moindre coût et plus sa valeur augmente. Ainsi, le coût du capital et la valeur de l'entreprise entretiennent une relation négative. On retient alors le coût moyen pondéré du capital comme variable dépendante.

Notre deuxième variable proxy est le ratio de Tobin. Il est très souvent utilisé dans la littérature pour désigner la valeur de l'entreprise. C'est un indicateur économique et financier très utilisé pour évaluer la valeur de marché d'une entreprise par rapport à la valeur de ses actifs. Le ratio de Tobin se calcule en divisant la valeur de marché d'une entreprise par la valeur de remplacement de ses actifs. Étant donné qu'il est difficile d'estimer le coût de remplacement des actifs totaux, une autre version de calcul revient à faire le ratio entre la valeur de marché des capitaux propres sur la valeur comptable de ces derniers. Si sa valeur est supérieure à 1, alors l'entreprise est surévaluée ou elle est très bien perçue par les investisseurs tandis qu'une valeur inférieure à 1 signifie que l'entreprise est sous-évaluée ou pas attractive sur le marché. L'entreprise est évaluée à sa juste valeur si le ratio de Tobin égale 1. On voit bien que c'est une variable qui nous donne une bonne idée sur la perception d'une entreprise sur le marché et la confiance que investisseurs vouent en elle. Le ratio de Tobin est aussi une variable dépendante. Ces deux variables vont représenter la valeur de l'entreprise dans deux modèles distincts dans lesquels nous allons tester le pouvoir explicatif de notre indicateur d'efficience ESG.

Nous postulons l'hypothèse selon laquelle la valeur de l'entreprise est positivement corrélée à notre indicateur d'efficience ESG. Par conséquent, on s'attend à une relation négative entre l'indicateur d'efficience ESG et le coût du capital d'une part et une relation positive entre l'indicateur d'efficience ESG et le ratio de Tobin, d'autres part. De plus, nous allons aussi alternativement utiliser un autre score ESG dans ces deux modèles à la place de notre indicateur. Ceci nous permettra de faire la comparaison entre ces deux indicateurs de performance ESG et aussi de sonder la pertinence de notre indicateur. Le score ESG retenu dans notre étude est le score ESG de Bloomberg. Nos modèles sont définis suivant les variables de contrôle traditionnelles du coût du capital et du ratio de Tobin.

$$WACC_{it} = \beta_0 + \beta_1 Eff_{it} + \beta_2 Beta_{it} + \beta_3 D/E_{it} + \beta_4 TA_{it} + \beta_5 M/B_{it} + \varepsilon_{it}$$

Où Beta est un indicateur de mesure de risque qui mesure la volatilité d'un actif par rapport au marché dans son ensemble ; D/E représente le ratio dette sur capitaux propres ; M/B représente le ratio valeur de marché sur valeur comptable.

$$Q = \alpha_0 + \alpha_1 Eff_{it} + \alpha_2 Tail_{it} + \alpha_3 Lev_{it} + \alpha_4 ROA_{it} + \alpha_5 Croiss_{it} + \alpha\ R\&D + \varepsilon_{it}$$

Où Lev représente levier financier mesuré par le ratio entre le total des dettes et le total des capitaux propres ; Croiss qui représente la croissance du chiffre d'affaires, Tail représente la taille de l'entreprise, R&D représente les dépenses en recherche et développement et enfin Eff représente soit notre indicateur d'efficience ESG ou bien le score ESG de Bloomberg.

Dans un premier temps, nous estimerons ces deux modèles puis dans un deuxième temps nous remplacerons notre indicateur d'efficience ESG par le score ESG de Bloomberg dans ces deux modèles afin de faire une comparaison sur le pouvoir explicatif des deux variables mais aussi sur la spécification des deux versions de modèles.

Cette procédure empirique basée sur une analyse de régression va nous permettre d'élucider la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. On pourra ainsi au sortir des estimations comprendre comment les investisseurs intègrent les performance ESG dans leur processus de prise de décision.

3.4 **Conclusion**

Dans ce chapitre, il a été question d'expliciter et d'étayer les grandes phases de notre étude empirique. Dans une première partie, nous avons évoqué en détail la conception de nos modèles d'efficience ESG ainsi que les techniques empiriques utilisées, notamment la modélisation DEA. On a ainsi pu montrer notre indicateur se positionne comme une extension de l'indicateur d'éco-efficience. Par ailleurs, il intègre les dimensions financière et ESG mais également les sensibilités propres à chaque catégorie d'investisseurs. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous nous sommes penchés sur la relation empirique entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Nous avons alors défini nos modèles de régressions nous permettant de tester le pouvoir explicatif de nos indicateurs d'efficience ESG sur la valeur de l'entreprise.

Ce chapitre marque une bonne transition entre la première partie de cette thèse et la deuxième qui est exclusivement réservée à l'analyse et la discussion des résultats des estimations obtenues à travers les deux phases empiriques. Dans les deux derniers chapitres, nous reviendrons davantage sur le processus empirique pour exposer les résultats des estimations. Il sera aussi question d'analyser et de discuter les résultats afin d'identifier les principaux enseignements.

Chapitre III : Calcul de l'efficience ESG : Résultats et discussions

4 Calcul de l'efficience ESG : Résultats et discussions

4.1 Introduction

L'efficience ESG, entendue comme la capacité d'une entreprise à maximiser sa performance financière tout en limitant ses impacts et risques liés aux dimensions environnementales, sociales et de gouvernance, ou encore à minimiser ces impacts tout en maintenant un certain niveau de performance financière, constitue la première étape de notre analyse empirique. Dans cette étude, cet indicateur est développé pour examiner le comportement des différentes catégories d'investisseurs face à l'intégration de la dimension ESG. Il présente un intérêt majeur en ce qu'il permet de distinguer et d'isoler les logiques décisionnelles des investisseurs conventionnels par rapport à celles des investisseurs socialement responsables. Par ailleurs, il offre la possibilité d'établir un benchmarking des entreprises selon ces deux différentes perspectives d'investissement. Son cadre conceptuel repose ainsi sur l'articulation des dimensions financière et ESG, qui représentent aujourd'hui les fondements de l'investissement moderne.

Pour l'estimation des scores d'efficience ESG, nous avons eu recours à la méthode DEA. Son caractère multidimensionnel en fait un outil particulièrement adapté à la construction d'un tel indicateur. Sa flexibilité et son adaptabilité nous ont également permis de surmonter certaines contraintes liées aux données, telles que la taille limitée des échantillons ou la présence de valeurs manquantes. En pratique, l'analyse par fenêtre a permis de pallier le problème de la taille des échantillons, tandis que l'intégration des mathématiques floues, dans la version proposée par Kao et Liu (2000), a permis de traiter efficacement les valeurs manquantes.

Dans la première section de ce chapitre, il est question de mettre en évidence les détails du calcul des scores d'efficience ESG depuis le processus générateur de données jusqu'à l'obtention des résultats. Cette section nous permettra alors d'exposer les différentes caractéristiques de la méthode utilisée ainsi que celles des données collectées. Enfin, dans la seconde section, nous exposerons les résultats et procéderons à leurs analyses afin de tirer les principaux enseignements.

4.2 **La détermination de l'efficience ESG**

L'information joue un rôle primordial dans l'évaluation de la valeur d'une entreprise. En effet, le prix des actifs financiers est déterminé en fonction des informations disponibles, si bien que chaque donnée compte. Sur les marchés boursiers, malgré les progrès réalisés en matière de publication d'informations et de bonnes pratiques de gouvernance d'entreprise, il subsiste une asymétrie d'information entre les investisseurs et les entreprises. Les investisseurs ne peuvent pas jauger avec précision la potentielle rentabilité d'une entreprise, et bien entendu, ils ne peuvent pas non plus déterminer avec certitude la volonté réelle d'une entreprise à s'engager dans une démarche ESG. Il leur est même encore plus difficile de prendre en compte simultanément ces deux dimensions. Ainsi, les investisseurs doivent exploiter au maximum chaque information disponible et l'utiliser de manière efficace afin de prendre les meilleures décisions possibles en fonction de leurs aspirations, priorités et préférences en matière d'investissement. L'un des objectifs de la présente étude est de faciliter le processus décisionnel des investisseurs en développant un indicateur capable d'intégrer à la fois la performance financière et la performance ESG, et pouvant aussi servir d'outil pertinent de comparaison. Il existe aujourd'hui de nombreux scores ESG : ASSET4 de Thomson Reuters, Kinder Lydenberg Domini (KLD) de MSCI, Global Reporting Initiative (GRI), Refinitiv, MSCI, score ESG de Bloomberg... Toutefois, ces scores sont limités dans le sens où ils sont génériques et n'intègrent pas les deux dimensions. Ils sont destinés à toutes les parties prenantes alors que ces dernières ont des intérêts différents.

Par ailleurs, la mise en œuvre de ces notations dévoie parfois leur véritable finalité qui est la protection effective de l'environnement et de la société. En pratique, ces systèmes de notation réduisent souvent la performance ESG à un simple indicateur chiffré, que les entreprises cherchent principalement à améliorer dans le but de parfaire leur réputation et leur image, et, in fine, accroître leurs profits. Ce phénomène est couramment désigné sous le terme d'institutionnalisation des standards ESG. Dès lors, l'enjeu tend à se focaliser davantage sur l'impact des standards ESG sur la valeur de l'entreprise plutôt que sur les effets réels des activités de l'entreprise sur l'environnement et la société. Par exemple, un article publié dans le Financial Times par Scientific Beta a montré que les notations ESG présentent très peu, voire aucune corrélation avec l'intensité carbone. L'étude, qui portait sur 25 scores ESG provenant de Moody's, MSCI et Refinitiv, a révélé que les entreprises affichant de hauts scores ESG ne se distinguent pas de celles ayant de faibles scores ESG en matière de pollution. Cela démontre que ces scores échouent souvent à mettre l'accent sur la véritable problématique.

De plus, ces notations souvent ne prennent pas en compte la dimension financière, ce qui traduit une dichotomie artificielle entre ces deux aspects pourtant indissociables. En réalité, les processus de production des entreprises engendrent simultanément de la création de valeur économique mais aussi des risques sur l'environnement et la société. Ainsi, toute volonté de réduire les risques environnementaux et sociétaux suppose une réflexion sur les modes de production de la richesse. De même, toute recherche d'accroissement de la richesse doit nécessairement s'accompagner d'une posture plus responsable envers les facteurs environnementaux, sociétaux et de gouvernance d'entreprise. Ces deux dynamiques étant concomitantes et interdépendantes, il apparaît indispensable de concevoir un indicateur capable d'intégrer de manière conjointe les dimensions financières et ESG.

Dans cette section, nous allons nous atteler à la détermination de l'efficience ESG en expliquant les méthodes d'estimation utilisées.

4.2.1.1 **Modélisation DEA : définition et formulation**

La modélisation DEA est une technique d'estimation qui s'est fortement popularisée ces dernières décennies. C'est un outil très intéressant d'aide à la prise de décisions dans le sens il permet de calculer la performance relative d'un groupe d'entités en évaluation. Dans cette partie, nous déploierons la méthode DEA, ses diverses versions et les applications dont nous aurons besoin tout au long de notre étude empirique.

4.2.1.1.1 **Modélisation DEA : définition, formulations et développements**

L'analyse par enveloppement des données (Data Envelopment Analysis, DEA) est une technique de modélisation non paramétrique visant à déterminer la frontière des meilleures pratiques au sein d'un ensemble d'entités comparables, appelées unités de décision (Decision Making Units, DMU). Il s'agit d'un outil d'optimisation mathématique, fondé sur la programmation linéaire, permettant d'évaluer l'efficacité relative des différentes DMU. La méthode DEA trouve son origine dans les travaux pionniers de Farrell (1957), puis a été mise en pratique par Charnes, Cooper et Rhodes (1978), qui ont développé le modèle CCR. Le score d'efficience qu'elle génère pour chaque entité est calculé par rapport à une frontière d'efficience. Par conséquent, toutes les entités qui se trouvent sur cette frontière ont un score égal à 1 ou 100% et sont dites efficientes. Ces entités servent alors de benchmarks pour tous les autres entités évaluation car elles disposent des meilleures pratiques en matière de performance. En revanche, les entités qui sont localisées sous la frontière ont un score inférieur à 1 ou 100%

et sont dites inefficientes. Elles disposent alors d'une marge d'amélioration de leur performance.

La méthode DEA admet deux modèles de base : le modèle CCR et le modèle BCC. Le modèle CCR repose sur l'hypothèse de rendements d'échelle constants (Constant Return to Scale – CRS). Cela implique que les unités de décision (DMU) évaluées opèrent à une échelle optimale, dans un contexte de concurrence parfaite. Toutefois, cette hypothèse n'est pas très plausible dans la réalité. En pratique, ce sont les rendements d'échelle variables (Variable Return to Scale – VRS) qui sont le plus souvent observés, car les entreprises évoluent dans un environnement de concurrence imparfaite, marqué notamment par de nombreuses réglementations gouvernementales et d'autres contraintes structurelles. L'hypothèse des rendements constants a ainsi été relâchée dans la version de DEA proposée par Banker, Charnes et Cooper (1984), connue sous le nom de modèle BCC. Le modèle BBC s'obtient tout simplement en ajoutant la contrainte de convexité, c'est-à-dire en imposant la contrainte selon laquelle la somme des lambda (λ_j) soit égale à 1 dans les deux formes duales de la DEA.

De plus, la méthode DEA s'exécute selon deux orientations. Dans une orientation input, le modèle DEA minimise les inputs pour un niveau donné d'outputs. En d'autres termes, il s'agit de déterminer combien une entité peut réduire ses inputs tout en produisant le même niveau d'outputs. Tandis que dans l'orientation output, le modèle DEA maximise les outputs pour un niveau donné d'inputs. Il s'agit de déterminer de combien une entité peut augmenter ses outputs avec la même quantité d'inputs.

En termes de formulation, la DEA existe sous une « forme multiplicateur » (multiplier form), et une « forme enveloppe » (envelopment form).

La « forme multiplicateur » s'exprime ainsi :

Orientation inputs CCR

$$\boldsymbol{Max\ \pi = \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj}}$$

$$\boldsymbol{Sous\ contrainte\ de}$$

$$\boldsymbol{\sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} = 1}$$

$$\boldsymbol{\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \leq 0}$$

$$\boldsymbol{u_r \geq 0,\ r = 1,\ldots,\ m}$$

$v_i \geq 0$, i = 1,… s

Orientation outputs CCR

$$\boldsymbol{Min\ \pi = \sum_{r=1}^{m} u_r x_{rj}}$$

$$\boldsymbol{Sous\ contrainte\ de}$$

$$\boldsymbol{\sum_{i=1}^{m} v_i y_{ij} = 1}$$

$$\boldsymbol{\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \leq 0}$$

$$\boldsymbol{u_r \geq 0,\ r = 1,\ldots,\ m}$$

$v_i \geq 0$, i = 1,… s

Avec x_{ij} et y_{ik} désignant respectivement les inputs et les outputs de l'unité de décision (*DMU*) i, où j = 1…n correspond au nombre de sorties (outputs) et k=1…m au nombre d'entrées (inputs). π représente le score d'efficacité, qui maximise (ou minimise) les outputs (ou inputs) pour un niveau donné d'inputs (ou d'outputs). u et v sont respectivement les pondérations attribuées aux outputs et aux inputs.

La deuxième forme du modèle DEA, appelée la forme enveloppement (*envelopment form*), également connue sous le nom de forme duale, est la plus pratique sur le plan computationnel, car elle comporte moins de contraintes : (m + s) contraintes au lieu de (n + 1 contraintes) dans la forme multiplicateur (*multiplier form*). Sa formulation est la suivante :

Orientation outputs CCR

$$Max \quad \theta$$

$$Sous\ contrainte\ de$$

$$\sum_{r=1}^{n} y_{ij}\lambda_j - \theta y_{ik} \geq 0$$

$$\sum_{r=1}^{m} x_{rj}\,\lambda_j - x_{rk} \leq 0$$

$$\lambda_j \geq 0 \text{ avec } j = 1, \ldots, n$$

Orientation inputs CCR

$$Min\ \varphi$$

$$Sous\ contrainte\ de$$

$$\sum_{r=1}^{n} x_{ij}\lambda_j - \varphi x_{ik} \leq 0$$

$$\sum_{r=1}^{m} y_{rj}\,\lambda_j - y_{rk} \geq 0$$

$$\lambda_j \geq 0 \text{ avec } j = 1, \ldots, n$$

Dans cette formulation, 1/θ et φ représentent les scores d'efficacité technique CCR. Ceux-ci permettent de minimiser (ou maximiser) les inputs (ou outputs) pour un niveau donné d'outputs (ou d'inputs). Concernant les lambdas (λ), ils représentent le poids relatif de chaque unité comparable (*peer* ou benchmark) au sein du groupe de comparaison. Seules les DMU efficientes se voient attribuer des lambdas non nuls. Les DMU inefficaces doivent se référer aux DMU présentant les lambdas les plus élevés afin d'améliorer leurs pratiques opérationnelles.

Une des principales particularités de la méthode DEA est que les poids alloués aux outputs et aux inputs ne sont pas choisis par les décideurs. De plus, la méthode n'utilise pas un jeu de poids commun pour toutes les organisations. A la place, un ensemble de poids différent est calculé pour chaque organisation, de manière à ce que chaque organisation obtienne le score d'efficience le plus élevé possible. La méthode DEA est un instrument empirique très intéressant pour les managers dans leur processus de décision et d'analyse. En effet, elle leur permet :

- D'identifier les entités efficientes et celles qui disposent encore d'une marge d'amélioration, grâce au calcul des scores d'efficacité relative.
- En fixant des valeurs cibles pour les inputs et les outputs, il est possible de déterminer dans quelle mesure il convient de réduire (pour les inputs) ou d'augmenter (pour les outputs) certaines variables, afin de rendre une DMU spécifique efficiente.

- Grâce au classement généré (benchmarking) par le modèle DEA, il est aisé de repérer les entités sur lesquelles concentrer les efforts pour améliorer leurs pratiques de production.
- Avec l'orientation liée aux rendements d'échelle (constants ou variables), il est possible de savoir si une entité doit augmenter ou réduire sa taille afin de minimiser ses coûts.

La méthode DEA compte une pléthore de développements et de versions, facilité par la flexibilité de sa modélisation et sa praticabilité pour une large gamme de cas et domaines d'études. Un des développements d'envergure est l'intégration d'un cadre temporel dans la modélisation. En effet, les versions de DEA originelles reposaient essentiellement sur un cadre statique où on calculait l'efficience de groupes d'entités pour un temps donné. Par la suite, une approche dynamique a été proposée pour tenir compte de la variation de l'efficience et de ses paramètres dans le temps (sur une période d'analyse donnée). Là encore, il existe une kyrielle de versions qui intègrent ce facteur temporel. Dans notre étude, nous allons nous appesantir sur une de ces versions : la DEA par fenêtre particulièrement adaptée à notre problématique.

L'analyse par fenêtre en DEA repose sur le principe statistique des moyennes mobiles et est particulièrement utile pour détecter les tendances de performance d'une unité dans le temps. Elle a été introduite par Charnes et al. (1985). Dans cette version, une entité (DMU) à chaque période donnée est considérée comme étant une entité distincte. Par conséquent, ce procédé permet de comparer la performance d'une unité à un moment donné non seulement à sa propre performance à d'autres périodes, mais aussi à celle d'autres unités. Cette technique permet aussi d'avoir plus d'entités dans l'estimation, ce qui accroit le pouvoir discrétionnaire de la DEA notamment pour les échantillons de petites tailles. Par exemple, pour un nombre d'entités $n = 10$ et une largeur de la fenêtre d'analyse $w = 5$ années, le nombre de DMU pour le fenêtre en question sera alors $n \times w = 10 \times 5 = 50$. On voit ainsi qu'au lieu d'avoir un échantillon de 10 DMU, le fait d'adopter la DEA par fenêtre peut permettre d'avoir pour ce cas précis un échantillon de 50 DMU à évaluer. Ceci va accroitre le pouvoir discriminatoire de l'estimateur DEA et va améliorer la qualité et la fiabilité des résultats.

Tulkens et Vanden Eeckaut (1995) ont défini trois scénarii possibles pour l'analyse temporelle dans la DEA.

- Le premier scénario permet de définir une analyse contemporaine ou locale. On construit un ensemble de production de référence à partir uniquement des observations

de cette même période de sorte qu'il y a autant de périodes que d'ensembles. Ces derniers peuvent se chevaucher ou non mais ils restent essentiellement indépendants les uns des autres. Ainsi, une analyse pourra se faire pour chaque ensemble et une base comparative pourra ensuite être proposée.

- Le deuxième scénario renvoie à une analyse séquentielle. Dans cette optique, les ensembles sont définis de telle sorte que les observations effectuées depuis le début (s = 1) jusqu'à la période courante (s = t) sont prises en compte. En d'autres termes, les ensembles sont emboités dans le sens où chaque nouvel ensemble contient les précédents.

Enfin, le troisième scénario adopte une approche plus holistique dans le sens où il permet d'intégrer toutes les observations sur toute la période d'analyse. Toutefois, l'un des grands inconvénients du modèle DEA est que ses versions conventionnelles (CCR, BCC, etc.) n'admettent pas de valeurs négatives, nulles ou manquantes. Comme son nom l'indique, l'analyse par enveloppement des données (DEA) est fortement dépendante des données et de leur disponibilité. Par conséquent, toutes les valeurs doivent être connues, précises et strictement supérieures à zéro, faute de quoi le programme ne pourra pas effectuer les calculs. Malheureusement, cette condition est difficile à respecter dans la réalité, en raison de la disponibilité limitée des données, mais également de la nature même de certaines variables, qui peuvent fréquemment admettre des valeurs négatives ou nulles.

4.2.1.1.2 **DEA et traitements des valeurs négatives et nulles**

Le traitement des valeurs négatives ou nulles est un point très important de l'implémentation de la DEA. En effet, il est très difficile de construire une base de données qui en est dépourvue. Dans notre étude par exemple, on manipule la variable « résultat net ». On sait que cette dernière peut admettre des valeurs négatives. C'est un problème récurrent auquel il est nécessaire d'apporter des solutions. Toutefois, les alternatives qui existent aujourd'hui ne sont pas toujours sans conséquences sur les résultats de l'estimation. Il faut accorder alors une attention particulière au choix de la technique à utiliser pour essayer d'impacter le moins possible les résultats. Autrement dit, la DEA peut effectivement gérer la présence de valeurs nulles et négatives, à condition d'utiliser le modèle approprié ou d'appliquer les transformations nécessaires. Plusieurs techniques existent aujourd'hui pour contourner le problème des valeurs nulles et négatives.

La technique la plus répandue est celle qui consiste à procéder à des transformations affines afin d'éliminer les valeurs négatives et nulles de la base de données. En effet, il est question d'ajouter une valeur suffisamment grande à toutes les valeurs de la variable pour faire disparaitre les valeurs nulles et négatives. Cet exercice doit être abordé avec la plus grande prudence puisque la valeur doit être assez grande pour régler le problème mais pas trop grande pour impacter substantiellement les scores d'efficience. Pour les valeurs nulles, le problème est relativement plus simple puisqu'il suffit d'ajouter une valeur proche de 0 tel que 0,0001 ou 0.001 etc.

De plus, la technique de transformation affine soulève le problème d'invariance par translation (translation invariance). Un modèle DEA est dit invariant par translation lorsque ses résultats demeurent inchangés après avoir appliqué une translation affine (c'est-à-dire additionner une constante à toutes ses valeurs). Il existe un débat dans la littérature autour de ce concept et des modèles DEA considérés comme invariants par translation (Ali et Seiford, 1990 ; Pastor, 1996 ; Zhu et Cook, 2007, etc.). Le modèle BCC est bien connu pour être partiellement invariant par translation. En effet :

- Le modèle BCC orienté input est invariant par translation uniquement en ce qui concerne les outputs. Autrement dit, ses résultats ne sont pas altérés lorsqu'une constante est ajoutée uniquement aux outputs.
- Il est également admis que le modèle BCC orienté output est invariant par translation si cette dernière concerne les inputs. Ainsi, toute translation appliquée aux inputs n'affectera guère les résultats du modèle BCC orienté output.

Toutefois, il faut signaler que pour le modèle BCC, nonobstant l'orientation choisie, l'invariance par translation n'est valable que pour la frontière d'efficience qui reste inchangée alors que les scores d'efficience des résultats sont quant à eux altérés (Ali and Seiford, 1990, Cooper et al., 2007, Lovell and Pastor, 1995, Pastor, 1996). En d'autres termes, les DMU efficients vont rester efficients après translation de même que les DMU inefficients alors que les scores de ces derniers peuvent être altérés à l'issue de cette translation. C'est pourquoi, on parle dans ce cas d'invariance de classification. Il est aussi admis que le modèle additif de la DEA est invariant par translation dans l'hypothèse des rendements d'échelle variable (Ali and Seiford, 1990, Charnes et al., 1985, Lovell and Pastor, 1995, Pastor, 1996 ; Seiford and Zhu, 2005). On peut alors ajouter une constante à n'importe quel inputs ou outputs et les résultats resteront inchangés.

Une autre alternative est de changer de modèle d'estimations. De nos jours, il existe de nombreuses techniques d'estimation de modèles qui peuvent régler le problème des valeurs nulles et négatives. On peut en citer le recours aux fonctions de distance directionnelle (Directional Distance Function – DDF). Dans la littérature, le modèle de la fonction de distance directionnelle (Directional Distance Function, DDF) est couramment utilisé pour mesurer l'amélioration de l'efficacité, car il permet au décideur de choisir une direction appropriée qui autorise à la fois la réduction des inputs et l'expansion des outputs. Ainsi, de par sa conception qui repose sur l'analyse de distance au lieu de l'analyse de ratio, la DDF admet facilement la présence de valeurs nulles et négatives. Silva Portela et al., 2004 ont tenté d'apporter une variante de la DDF en développant le Range Directional Model (RDM) afin de traiter le problème des données négatives. Le RDM relaxe l'hypothèse de non-négativité des inputs et des outputs, dans le but d'évaluer l'efficacité d'une unité de décision (DMU) lorsque certaines données sont négatives. Il utilise des valeurs d'amplitudes comme vecteur directionnel. Ces valeurs d'amplitudes sont matérialisées par la différence entre la valeur d'input du DMU en évaluation et la valeur la plus petite de l'input concerné, comme vecteur directionnel ou bien la différence entre la valeur la plus grande de l'output et la valeur de l'output du DMU évalué. De ce fait, le problème de valeurs nulles ou négatives disparait. Lin et Liu (2019) ont aussi proposé l'adoption de la DDF dans un modèle de super-efficience en présence de données négatives.

Sharp et al. (2007) ont également développé une extension du modèle SBM (Slacks-Based Model) de Tone (2001) afin prendre en compte la présence de valeur négative. Le modèle de Scheel (2001) permet également de gérer le problème de valeurs négatives en traitant les valeurs absolues des outputs négatifs comme des inputs, et les valeurs absolues des inputs négatifs comme des outputs. Toutefois, cette méthode n'est pas applicable lorsque l'on dispose d'input ou d'output qui présente à la fois des valeurs positives et négatives. Emrouznejad et al. (2010) ont proposé un modèle DEA qui peut être utilisé sur des échantillons composés à la fois de valeurs positives et négatives (semi-oriented radial measure – SORM). On peut aussi citer le modèle de variante de mesure radiale (Variant of Radial Mesure – VRS) développé par Cheng et al. (2012) pour pallier le même problème.

En résumé, le choix final de la technique à utiliser reste conditionné par la modélisation retenue et les objectifs visés. C'est d'ailleurs ce qui fait l'utilité et la popularité de la DEA, méthode très flexible avec une multitude de variantes. Un autre problème récurrent est la présence et le traitement des valeurs manquantes. S'il est vrai que le modèle DEA de base n'intègre pas la

présence de valeurs manquantes, nous allons voir comment, une fois de plus, il a pu évoluer pour apporter des solutions à cette question. Ce point fera l'objet de la sous-partie suivante.

4.2.1.2 **La DEA et le traitement des valeurs manquantes**

Comme son nom l'indique, l'analyse par enveloppement des données (DEA) est très dépendante de la donnée. Par conséquent, toutes les valeurs des inputs et outputs doivent être connues de façon exacte et précise. Toutefois, cette condition est en réalité très difficile à remplir étant donné que les bases de données renferment souvent des valeurs manquantes. Ceci est encore plus vrai lorsque l'on travaille sur des données environnementales et sociétales où la quantification n'est pas toujours évidente et que les données ne sont pas toujours disponibles. Par ailleurs, les entreprises ne publient pas systématiquement toutes les informations de type ESG. La littérature existante propose quelques méthodes pour régler ce problème :

- Un recours aux techniques statistiques classiques : on peut décider soit de supprimer de la base de données toutes les entreprises présentant des valeurs d'inputs ou d'outputs non renseignées, soit supprimer tous les inputs ou outputs présentant des valeurs manquantes. Par ailleurs, on peut opter pour l'imputation de valeurs grâce aux techniques statistiques connues (le lissage exponentiel, le maximum de vraisemblance etc.). Toutefois, en statistique, les techniques d'imputation sont généralement privilégiées par rapport aux méthodes consistant à supprimer des individus ou des variables, car ces dernières entraînent une perte d'information liée à la réduction de la taille de l'échantillon. Cette perte peut, en conséquence, affecter de manière significative la pertinence et la fiabilité des résultats d'estimation. Cette préférence s'avère encore plus justifiée dans le cadre de l'implémentation de la DEA. En effet, l'exclusion de certaines unités de décision (DMU) risque de fausser l'analyse comparative offerte par cette méthode, tandis que la suppression d'inputs ou d'outputs peut compromettre la qualité et la robustesse des scores de performance, lesquels reposent sur le ratio entre les inputs et outputs pondérés.
- Un recours aux variantes de la DEA qui permettent de traiter les valeurs manquantes en intégrant un système d'imputation adéquat. On distingue principalement la DEA à intervalle et le modèle de Kao et Liu (2000) qui repose sur un modèle de DEA développé en logique floue (Fuzzy DEA – FDEA).

Le choix du modèle dépendra aussi étroitement de la nature de l'étude et des objectifs identifiés. Dans cette sous-partie, nous développerons les modèles de DEA à intervalle et ceux proposés par Kao et Liu (2000).

4.2.1.2.1 La DEA à intervalle

La DEA à intervalle trouve toute sa pertinence et son utilité en situation d'incertitude. En effet, il existe souvent des cas où toutes les valeurs des variables ne sont pas connues de façon exacte, en notamment en présence de valeurs manquantes. Les modèles de DEA conventionnels ne peuvent pas gérer ce problème. Ainsi, une alternative intéressante s'avère être la DEA à intervalle. Dans cette variante, la valeur manquante est remplacée par un intervalle de valeurs dans lequel les valeurs inconnues sont susceptible d'appartenir. Pour définir ces intervalles de valeurs, il est bien sûr nécessaire de déterminer d'abord la valeur centrale et ensuite déterminer les valeurs bornées à l'aide d'intervalles de confiance. On pourrait alors se baser sur les éléments de statistiques descriptives telles que la moyenne ou la médiane comme valeurs centrales. On pourrait aussi procéder à des estimations statistiques sur la base de valeurs historiques de la variable pour déterminer la valeur centrale. Une autre alternative pour fixer la valeur centrale de l'intervalle pourrait aussi provenir de méthodes plus subjectives via la mise en place de formulaires d'enquêtes ou de recueil d'avis d'experts. Les cas d'applications de la DEA à intervalle sont multiples dans la littérature existante (Azizi, 2013) ; Entani, Maeda et Tanaka, 2000 ; Cooper et al. (1999) et Kao (2005). Toutefois, Smirlis et al. (2006) s'avèrent être les premiers à avoir recours à cette technique pour gérer le problème de valeurs manquantes de leur échantillon dans le cadre d'étude pour déterminer l'efficience de lycées publics en Grèce. La DEA à intervalle s'énonce à partir de la version originale de la DEA de Charnes et al., (1978) dans laquelle toutes les valeurs sont connues de façon congrue et on remplace les valeurs manquantes par des intervalles de valeurs.

En effet, pour la DMU "k" en évaluation, son efficience s'écrit :

$E_k = Max \sum \mu_i y_{ik}$

Sous contraintes

$\sum \omega_r x_{ik} = 1$

$\sum \mu_i y_{ij} - \sum \omega_r x_{ij} < 0$

μ_j *et* $\omega_j > 0$

Avec μ et ω sont respectivement les pondérations attribuées aux outputs et aux inputs. y et x sont respectivement les valeurs d'outputs et inputs.

Pour les valeurs manquantes d'inputs et d'outputs, on définit les intervalles de valeurs :

Soit $y_{ij} \in [y_{ik}^{min} ; y_{ik}^{max}]$ et $x_{rj} \in [x_{rk}^{min} ; x_{rk}^{max}]$.

y_{ik}^{min} et x_{rk}^{min} étant les valeurs minimales d'outputs ou d'inputs que la valeur manquante peut prendre et y_{ik}^{max} et x_{rk}^{max} les valeurs maximales.

Par conséquent, pour toutes valeurs d'outputs (y_{ij}) et d'inputs (x_{rj}), on a :

$$y_{ij} = y_{ij}^{(min)} + s_{ij} [y_{ij}^{(max)} - y_{ij}^{(min)}] \qquad (a)$$

$$x_{rj} = x_{ij}^{(min)} + t_{rj} [x_{rj}^{(max)} - x_{rj}^{(min)}] \qquad (b)$$

Avec s_{ij} et t_{rj} compris entre 0 et 1 et représentant le positionnement de la valeur manquante sur l'intervalle de valeur.

Ensuite, si on remplace y_{ij} et x_{rj} par leur valeur, c'est à dire (a) et (b) dans notre programme de DEA de base, on obtient :

$$E_k = Max \Sigma\{\mu_i y_{ik}^{(min)} + \mu_i s_{ik} [y_{ik}^{(max)} - y_{ik}^{(min)}])\}$$

Sous contrainte de :

$$\Sigma \omega_r x_{ik}^{(min)} + \omega_r t_{rk} [x_{rk}^{(max)} - x_{rk}^{(min)}]) = 1$$

$$\Sigma\mu_i y_{ij}^{(min)} + \mu_i s_{ij} [y_{ij}^{(max)} - y_{ij}^{(min)}]) - \Sigma \omega_r x_{ij}^{(min)} + \omega_r t_{rj} [x_{rj}^{(max)} - x_{rj}^{(min)}] < 0$$

$$\mu_i \text{ et } \omega_r > 0$$

$$0 \leq s_{ij} \leq 1 \text{ et } 0 \leq t_{rj} \leq 1$$

On remarque que ce programme n'est pas linéaire à cause des termes $\mu_i s_{ij}$ et $\omega_r x_{ij}$. En effet, en outre des paramètres μ_i et ω_r, les paramètres s_{ij} et t_{rj} sont aussi inconnus et leur multiplication rend alors le programme non linéaire. Pour linéariser ce programme, Smirlis et al. (2006) propose de remplacer ces termes $\mu_i s_{ij}$ et $\omega_r x_{ij}$ par deux nouveaux paramètres et de leur imposer des contraintes.

Soit $q_{ij} = \mu_i s_{ij}$ tel que : $q_{ij} \geq 0$ et $q_{ij} - \mu_i \leq 0$[1] et

[1] Démonstration des contraintes imposées sur la variable qij :
On sait que $0 \leq sij \leq 1$

$p_{rj} = \omega_r x_{ij}$ tel que : $p_{ij} \geq 0$ et $p_{ij} - \omega_r \leq 0$

Enfin, si l'on insère ces modifications et contraintes dans notre programme, l'on obtient la formulation finale de la DEA à intervalle :

$$E_k = Max\ \Sigma \mu_i y_{ik}^{(min)} + q_{ik}\ [y_{ik}^{(max)} - y_{ik}^{(min)}])$$

$$Sc : \Sigma\ \omega_k x_{ik}^{(min)} + p_{rk}\ [x_{rk}^{(max)} - x_{rk}^{(min)}]) \qquad = 1$$

$$\Sigma \mu_i y_{ij}^{(min)} + q_{ij}\ [y_{ij}^{(max)} - y_{ij}^{(min)}]) - \Sigma\ \omega_r x_{ij}^{(min)} + p_{rj}\ [x_{rj}^{(max)} - x_{rj}^{(min)}] \leq 0$$

$$\mu_i\ ,\ \omega_r,\ q_{ij}\ et\ p_{rj} \geq 0$$

$$q_{ij} - \mu_i \leq 0$$

$$p_{ij} - \omega_r \leq 0$$

Ainsi, à l'inverse de la DEA conventionnelle, la solution du programme de DEA à intervalle est naturellement un intervalle de valeur. Il s'agit ainsi pour chaque DMU de déterminer l'intervalle d'efficience bornée par la valeur minimale d'efficience et la valeur maximale d'efficience c'est-à-dire $[E_j^{(min)} ; E_j^{(max)}]$. L'efficience calculée ne peut être précise du fait que certaines valeurs d'inputs ou d'outputs ne sont pas précises. Pour déterminer les bornes d'efficience, il faut s'appuyer sur un axiome de base de la DEA à savoir la relativité de la performance calculée par l'estimation DEA pour un groupe d'entités données. Elle stipule que la pire position pour une entité donnée est le scénario où son score d'efficience est plus petit (c'est-à-dire son niveau d'outputs est au plus bas et son niveau d'inputs au plus haut) et le score d'efficience des autres entités est plus grand (c'est-à-dire, leur niveau d'outputs est au plus haut et celui de leurs inputs au plus bas). Au contraire, sa meilleure situation serait quand son score d'efficience est plus grand (c'est-à-dire le niveau d'outputs est au plus haut et le niveau d'inputs au plus bas) et le score d'efficience des autres entités est petit (leur niveau d'outputs est au plus bas et le niveau d'inputs au plus haut). On peut ainsi formuler les programmes optimaux suivants :

Donc $0 \leq \mu_{ij} s_{ij} \leq \mu_{ij}$
$0 \leq qij \leq \mu_{ij}$
D'où $q_{ij} \geq 0$ et $q_{ij} - \mu_{ij} \leq 0$

$E_k^{(min)} = Max\ \Sigma \mu_i y_{ik}^{(min)}$ et $E_k^{(max)} = Max\ \Sigma \mu_i y_{ik}^{(max)}$

$Sc : \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(max)} = 1$ $Sc : \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(min)} = 1$

$\Sigma \mu_k y_{ik}^{(min)} - \Sigma\ \omega_k x_{ik}^{(max)} \leq 0$ $\Sigma \mu_i y_{ik}^{(max)} - \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(min)} \leq 0$

$\Sigma \mu_i y_{ij}^{(max)} - \Sigma\ \omega_r x_{ij}^{(min)} \leq 0$ $\Sigma \mu_i y_{ij}^{(min)} - \Sigma\ \omega_r x_{ij}^{(max)} \leq 0$

$\mu_i\ ,\ \omega_r,\ \geq 0$ $\mu_i\ ,\ \omega_r,\ \geq 0$

Ces deux programmes définissent alors les bornes de l'intervalle d'efficience des différentes entités.

Selon Smirlis et al. (2006), trois classes d'efficience peuvent être identifiées :

- les entités qui sont toujours efficientes quel que soit la combinaison d'inputs et d'outputs. Pour ces entités, même la situation la plus défavorable leur permet d'enregistrer une efficience, c'est-à-dire $E_j^{(min)} = 1$.
- A l'opposé de la première classe, on dispose d'une classe dans laquelle les entités sont toujours inefficientes quel que soit leur combinaison d'inputs ou d'outputs. Même la situation la plus favorable ou optimiste ne leur permet pas d'enregistrer une efficience, c'est-à-dire $E_j^{(max)} < 1$.
- Enfin, il existe une classe « intermédiaire » pour laquelle les entités concernées peuvent être efficientes dans leurs situations optimistes, mais aussi inefficientes dans celles moins optimistes. Pour ces entités, on obtient $E_j^{(max)} = 1$ et $E_j^{(min)} < 1$.

La DEA à intervalle présente d'autres avantages en dehors du fait d'apporter une alternative à l'impossibilité de prise en compte de l'incertitude dans les modèles de DEA conventionnels. En effet, Smirlis et al. (2006) soulignent que cette technique octroie encore plus de facilité à conduire une amélioration de l'efficience des DMU non efficients. Elle permet de « réaliser une analyse post-DEA afin d'identifier les valeurs qui, si elles étaient attribuées à la place des valeurs manquantes, permettraient de transformer une unité inefficace en une unité efficace » (Smirlis et al., 2006 ; p9). De plus, Kao (2005) pense que cette formulation de l'efficience sous forme d'intervalle est encore meilleure que celle en une seule valeur du point de vue psychologique. En effet, pour une entité donnée, attribuer une efficience comprise entre 0,7 et 1 est beaucoup plus acceptable qu'un score d'efficience évalué à 0.7.

La DEA à intervalle s'apparente à une autre alternative : la DEA envisagée dans un environnement flou (Fuzzy DEA, FDEA) notamment dans le calcul des bornes des intervalles d'efficience. Toutefois, alors que la première méthode utilise une approche déterministe la deuxième, en revanche, utilise une approche possibiliste basée sur la logique floue. Bien que la FDEA impose plus de contraintes que la DEA à intervalle, elle donne l'avantage de traquer davantage la potentielle valeur d'efficience et aussi la capacité, dans l'analyse post-DEA, de calculer un score d'efficience composite.

4.2.1.2.2 **La DEA et les ensembles flous : "Fuzzy DEA – FDEA"**

La DEA floue permet d'évaluer l'efficacité des unités de décision lorsque les données sont imprécises ou incertaines. Cette technique apporte une alternative à la DEA à intervalle dans la prise en compte et le traitement de l'incertitude et l'imprécision dans la modélisation DEA. L'adoption de la théorie des ensembles flous dans la prise de décisions des organisations remonte aux travaux pionniers de Bellman et Zadeh (1970) et Zadeh (1978). L'idée était de doter les mathématiques d'un ensemble d'outils permettant de mieux cerner et quantifier l'incertitude et l'imprécision en s'appuyant sur une logique possibiliste. Elle est née du constat que la plupart des concepts de la vie réelle ne sont pas strictement binaires (par exemple : vrai ou faux ; 0 ou 1), mais imprécis ou graduels :

- Par exemple, un élément appartient (1) ou n'appartient pas à un ensemble (0) ou encore une température est chaude (1) ou pas chaude (0). Par conséquent, dans cette logique, il n'y a pas moyen d'avoir les scénarii « un peu chaude », « pas assez chaude », « assez chaude », « presque chaude », etc. Les mathématiques classiques ne prévoient pas d'intégrer tous ces états et se limitent à l'approche binaire.
- Dans la logique floue, un élément peut appartenir à un ensemble avec un certain degré d'appartenance, compris entre 0 et 1. Si l'élément n'appartient pas du tout à l'ensemble, le degré d'appartenance est de 0 alors qu'il est 1, si l'élément appartient à l'ensemble. Ainsi, entre 0 et 1 le degré d'appartenance peut prendre une multitude de valeurs, indiquant ainsi le niveau de certitude que l'élément appartienne à cet ensemble. Par exemple, une température peut être chaude à 0,7 ou 0.9 etc. qui pourraient éventuellement signifier respectivement « assez chaude » et « pas totalement chaude ».

Ainsi, les ensembles flous dotent les mathématiques de la capacité à intégrer plus de possibilités et à mieux représenter la réalité. La théorie des ensembles flous s'apparente à la théorie des probabilités dans le fonctionnement quoique différente en termes de pertinence. La deuxième

se base sur une approche probabiliste et tente de cerner l'incertitude avec une démarche plutôt objective. La deuxième, quant à elle, repose sur une approche possibiliste et subjective. Les deux théories ont pour point commun qu'elles essaient toutes deux d'apporter les outils mathématiques pour cerner l'incertitude. Toutefois, l'incertitude dans la théorie des probabilités est due à l'aléa ou le hasard alors que dans la théorie des ensembles flous, elle est liée à l'imprécision de l'information ou l'ambiguïté des concepts. Le tableau suivant en présente une synthèse.

Tableau 5: Comparaison entre l'approche possibiliste et l'approche probabiliste

Critère	Théorie des ensembles flous (Fuzzy)	Théorie des probabilités
Type d'incertitude	Incertitude liée à l'imprécision de l'information ou à l'ambigüité du concept.	Incertitude liée à l'aléatoire, au hasard ou au manque d'information sur des événements futurs.
Exemple de question	« À quel degré cette température est-elle considérée comme chaude ? »	« Quelle est la probabilité qu'il fasse plus de 30°C demain ? »
Valeurs possibles	Degré d'appartenance entre 0 et 1.	Probabilité entre 0 et 1.
Type de fonction utilisée	Fonction d'appartenance	Fonction de probabilité
Signification de la valeur 0,7	« L'élément appartient à 70 % au concept "chaud". » ; Vision vague, graduelle.	« Il y a 70 % de chance que l'événement se produise. » ; Vision aléatoire.
Type de logique	Logique floue (graduelle), possibiliste (plusieurs états)	Logique probabiliste (binaire, tout ou rien sur chaque réalisation).

Source : établie par l'auteur

La théorie des ensembles flous admet une fonction d'appartenance (membership function), notée souvent $\mu(x)$, qui attribue à chaque valeur un degré d'appartenance. Autrement dit, elle exprime le degré subjectif de réalisation d'un événement à savoir l'appartenance d'un élément à un ensemble.

Ainsi, on a :

- $\mu(x) = 0$ c'est-à-dire l'élément est totalement exclu de l'ensemble
- $\mu(x) = 1$ c'est-à-dire l'élément totalement inclus
- $\mu(x) \in (0,1)$ signifie une inclusion partielle de l'élément

La capacité de la logique floue à aborder des données imprécises fait qu'elle a très vite été adoptée et intégrée dans la modélisation DEA. Les premières applications ont été attribuées à Sengupta (1992a, 1992b) et Cooper et al. (1999). Par la suite, des centaines de développements ont vu le jour. En effet, Emrouznejad et al., 2014 ont conduit une étude de l'art sur la FDEA et ont recensé 173 articles sur la période (1999-2013). Cette étude a identifié quatre approches dans l'application de la DEA floue : l'approche "Fuzzy ranking", l'approche "coupe-α" (α-cut level), l'approche possibiliste et enfin l'approche "tolérance". Toutefois, l'approche "coupe-α" est de loin la version d'application, la mieux utilisée du fait de sa simplicité. Ces études visaient pour la plupart à gérer l'ambigüité et l'imprécision des données liées à leur nature, par exemple : variables linguistiques, ordinales, données sous forme d'intervalles bornées, nombres flous, etc. La DEA floue a aussi été utilisée par certains auteurs pour contourner le problème de valeurs manquantes dans les bases de données. En effet, Kao et Liu (2000) ont été les premiers à mettre en œuvre un tel usage de la FDEA. D'autres usages de la FDEA pour résoudre le problème des valeurs manquantes ont, par la suite, été répertoriés (Jafarian-Moghaddam and Ghoseiri, 2012).

La modélisation de Kao et Liu (2000) part du modèle de la DEA à rendement d'échelle variable de Banker et al., 1984 :

$E_k = Max \sum \mu_i y_{ik}$

Sous contrainte de :

$v_o + \sum \omega_r x_{ik} = 1$

$\sum \mu_i y_{ij} - (v_o + \sum \omega_r x_{ij}) < 0$

μ_j *et* $\omega_j > 0$ *et* v_o *non contraint par le signe*

Dans cette version de la DEA, toutes les valeurs sont censées être connues de façon exacte. La DEA floue commence par lever cette assomption et par remplacer ces valeurs exactes (x_{ij} et y_{ij}) par des nombres flous notés par $\tilde{x}_{ij}$ et $\tilde{y}_{ij}$. En d'autres termes, dans la base de données qui contient à la fois des valeurs connues et des valeurs manquantes, l'idée est de transformer toutes ces valeurs d'inputs et d'outputs (connues ou inconnues) par des nombres flous. Cette conversion se fait via le recours à des nombres triangulaires que l'on peut écrire : $\tilde{x}_{ij} = (x_{ij}^{(min)} ; x_{ij}^{(c)} ; x_{ij}^{(max)})$ et $\tilde{y}_{ij} = (y_{ij}^{(min)} ; y_{ij}^{(c)} ; y_{ij}^{(max)})$ avec respectivement les valeurs minimales, centrales et maximales respectivement. La valeur minimale représente la valeur la plus pessimiste de réalisation, la valeur maximale est la valeur la plus optimiste et enfin la valeur centrale représente la valeur plus plausible. Ainsi, toutes les valeurs manquantes d'inputs et d'outputs seront déterminées par cette fonction triangulaire floue. S'agissant des valeurs connues de la base de données, il s'agit d'un cas spécial de nombres triangulaires flous définis comme suit : $\tilde{x}_{ij} = x_{ij}^{(min)} = x_{ij}^{(max)}$ et $\tilde{y}_{ij} = y_{ij}^{(min)} = y_{ij}^{(max)}$). On peut ainsi écrire :

$$E_k = Max \sum \mu_i \tilde{y}_{ik}$$

Sous contrainte de :

$$v_o + \sum \omega_r \tilde{x}_{ik} = 1$$

$$\sum \mu_i \tilde{y}_{ij} - (v_o + \sum \omega_r \tilde{x}_{ij}) < 0$$

μ_j *et* $\omega_j > 0$ *et* v_o *non contraint par le signe*

Ensuite, la méthode de Koa et Liu (2000) revient à transformer ce modèle de DEA avec des nombres flous en une série de modèle DEA conventionnels (c'est-à-dire avec des valeurs exactes et précises), via le recours à la technique des coupe-α (α-cuts).

Soit Ã un ensemble flou appartenant à l'univers X caractérisé par une fonction d'appartenance μ(x) comprise entre 0 et 1 pour tout x ∈ X. En d'autres termes, un ensemble flou Ã dans un univers X est caractérisé par sa fonction d'appartenance μ(x). On définit ensuite S(Ã), un ensemble support de Ã défini par S(Ã) = {x ∈ X| μ(x) >0}. La méthode des coupes alpha (α-cuts) consiste à établir des intervalles où l'élément appartient à l'ensemble flou avec un degré d'appartenance supérieur ou égal à un certain seuil α compris entre 0 et 1. Pour un ensemble flou A, la coupe alpha notée A_α est définie de la sorte :

$$A_\alpha = \{x \in S(\tilde{A}) | \mu(x) \geq \alpha$$

Où $\mu(x)$ représentant est la fonction d'appartenance et α qui est un seuil de confiance donné compris entre 0 et 1.

Ainsi, on voit que la méthode des coupes alpha permet de créer une famille de modèles DEA classiques, chacun correspondant à un niveau de confiance différent. Elle transforme ces nombres flous en intervalles précis (bornes inférieure et supérieure) pour chaque niveau α choisi. On peut ainsi écrire les intervalles de coupe alpha :

$A_\alpha = [A_\alpha^{min} ; A_\alpha^{max}] = [min\ x \in S(\tilde{A}) |\ \mu(x) \geq \alpha\ ;\ max\ x \in S(\tilde{A}) |\ \mu(x) \geq \alpha]$.

Kao et Liu (2000) ont utilisé des nombres triangulaires flous, donc de la forme (a ; b ; c). a est la valeur minimale, b, la valeur centrale et c est la valeur maximale. L'ensemble des coupe- α se détermine de la sorte : $A_\alpha = [A_\alpha^{min} ; A_\alpha^{max}] = [(b-a) *\alpha +c ; (c-(c-b) *\alpha]$. Par la suite, une latitude est donnée au chercheur pour retenir le nombre de valeurs qu'il jugera adéquat d'assigner au niveau de prudence α. Kao et Liu (2000) ont choisi dans leur étude onze différents niveaux de confiance : α = 0 ; 0,1 ; 0,2 ; 0,3 ; ...1. A chaque niveau α, les efficiences maximale et minimale vont être calculées en utilisant la même procédure que celle retenue par la DEA à intervalle $[E_j^{(min)} ; E_j^{(max)}]$.

$$E_k^{(min)} = Max\ \Sigma \mu_i y_{ik}^{(min)} \qquad et \qquad E_k^{(max)} = Max\ \Sigma \mu_i y_{ik}^{(max)}$$

$$Sc : \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(max)} = 1 \qquad\qquad Sc :\ \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(min)} = 1$$

$$\Sigma \mu_k y_{ik}^{(min)} - \Sigma\ \omega_k x_{ik}^{(max)} \leq 0 \qquad\qquad \Sigma \mu_i y_{ik}^{(max)} - \Sigma\ \omega_r x_{ik}^{(min)} \leq 0$$

$$\Sigma \mu_i y_{ij}^{(max)} - \Sigma\ \omega_r x_{ij}^{(min)} \leq 0 \qquad\qquad \Sigma \mu_i y_{ij}^{(min)} - \Sigma\ \omega_r x_{ij}^{(max)} \leq 0$$

$$\mu_i\ ,\ \omega_r,\ \geq 0 \qquad\qquad \mu_i\ ,\ \omega_r,\ \geq 0$$

Ainsi, on se retrouve avec un nombre de solutions optimales sous forme d'intervalles d'efficiences $[E_j^{(min)} ; E_j^{(max)}]$, égal au nombre de valeurs assignées à α. Par la suite, un score d'efficience composite peut être calculé afin d'établir un classement au sein des entités. Plusieurs méthodes pour classer des nombres flous existent dans la littérature (Chen, 1985 ; Tseng et Klein, 1989 ; Liou et Wang, 1992 ; Chen et Klein, 1997). Toutefois, la plupart d'entre elles nécessite la connaissance de la fonction d'appartenance. Dans le modèle de Kao et Liu (2000), la fonction d'appartenance n'est pas connue de façon congrue. Par conséquent, ils ont utilisé la méthode de Chen et Klein (1997) qui n'a pas besoin de la fonction d'appartenance pour élaborer un classement de nombres flous.

En résumé, l'essor de la modélisation DEA a rendu possible l'intégration de l'imprécision et l'incertitude dans son champ de calcul. Ainsi, le problème des valeurs manquantes a pu être pris en charge. La DEA à intervalle est plus simple à appliquer car elle transforme le modèle DEA avec les données manquantes en deux DEA où toutes les données sont connues, l'une représentant la situation la plus pessimiste et l'autre, la situation la plus optimiste. La DEA floue quant à elle, est beaucoup plus complexe à mettre en œuvre car elle transforme la DEA dans laquelle on a des valeurs manquantes en une multitude de paires de DEA (situation pessimiste et optimiste) dont toutes les valeurs sont connues à l'aide de la technique des coupes alpha. Les coupes alpha servent de moyens pour traquer la valeur inconnue sur l'intervalle dont on est certain qu'elle appartienne. On voit bien que la DEA floue cherche à être plus précise dans l'obtention de la valeur de l'efficience. De plus, elle permet grâce aux techniques de classement des nombres flous de données d'obtenir un score d'efficience synthétique. Cette optionalité est très intéressante puisqu'elle permet de pouvoir donner une valeur approximative de l'efficience d'une entité mais aussi de pouvoir établir un classement (Benchmarking).

4.2.2 **Données**

Notre étude empirique porte sur les entreprises du secteur chimique cotées en bourse. Notre échantillonnage couvre trois zones géographiques : la Chine, la zone euro (plus le Royaume-Uni) et les États-Unis. Pour chacune de ces zones, on interroge la plateforme Bloomberg pour identifier les entreprises exerçant dans ce secteur à la date du 8 Septembre 2023. La période d'étude s'étend de 2020 à 2022, soit une période de trois ans. En outre de la collecte de données à travers le terminal Bloomberg, nous avons eu recours aux rapports annuels afin d'essayer de combler le maximum possible les valeurs manquantes de nos bases de données. En effet, la collecte manuelle de données à partir de ces rapports RSE ou annuels nous a permis de réduire le nombre de données manquantes dans nos échantillons. Dans cette sous-section, nous présenterons l'ensemble du processus de génération des données, ainsi que les prétraitements et traitements appliqués aux données, dans le cadre de notre structure empirique basée sur les modèles DEA.

4.2.2.1 **Échantillonnage et statistiques descriptives**

Dans cette étude, nous nous concentrons sur trois zones géographiques : la Chine, les États-Unis et la zone euro (incluant le Royaume-Uni). Ces trois zones dominent le marché mondial des produits chimiques en termes de ventes et donc de parts de marché. Pour chaque zone, nous

souhaitons nous focaliser sur les entreprises chimiques cotées en bourse. La plateforme Bloomberg présente l'avantage de traiter les informations de toutes les entreprises cotées dans les bourses à travers le monde. Nous avons engagé la recherche sur les entreprises chimiques, à partir de la base Bloomberg, à la date du 09/08/2023 (les résultats de cette recherche figurent en annexe). Chaque zone géographique constitue donc un échantillon, soit trois échantillons pour notre étude. Enfin, nous avons personnalisé notre recherche en extrayant toutes les données relatives aux variables identifiées de nos modèles.

4.2.2.1.1 **Echantillons de l'étude**

Les résultats de la recherche effectuée sur le terminal Bloomberg ont mis en évidence un grand nombre d'entreprises pour lesquelles les données n'étaient pas disponibles, représentant plus de la moitié des entreprises présentes dans nos échantillons. Bien que nous ayons l'intention d'utiliser le FDEA pour traiter les valeurs manquantes, il est également essentiel de nous efforcer à limiter au maximum le nombre de données manquantes. En effet, Kao et Liu (2000) précisent qu'il n'existe pas de limite stricte quant au nombre de valeurs manquantes à admettre dans la base de données. Néanmoins, il est préférable de réduire ce nombre autant que possible afin d'obtenir des résultats fiables. Au cas contraire, on risquerait d'obtenir des intervalles de scores d'efficience très larges, ce qui ne permettrait pas de tirer des analyses ou des enseignements réellement pertinents et utiles. C'est avec cette approche que nous allons mener l'ensemble de notre processus de traitement des données. Comme cela se pratique dans la littérature pour réduire le nombre de valeurs manquantes, nous allons écarter certaines DMU, ainsi que certains inputs et outputs à travers deux étapes de filtrage.

- Première étape de filtrage : Nous commençons de manière systématique par supprimer toutes les entreprises pour lesquelles aucune information n'est disponible. Nous avons constaté que, plus nous descendons dans le classement des entreprises chimiques selon leur capitalisation boursière, moins les données sont disponibles. Par ailleurs, nous supprimons également toutes les entreprises qui ne disposent pas d'au moins une valeur dans chacune des catégories ESG et financière à savoir : environnementale, sociétale, gouvernance d'entreprise et financière. Autrement dit, pour chacune de ces catégories, une entreprise doit posséder au moins une valeur sur l'une des variables de la catégorie afin d'être retenue dans l'échantillon. Cette première étape de filtrage réduit de moitié la taille de nos échantillons.

- Deuxième étape de filtrage : Nous procédons à la suppression de certaines variables (inputs) en raison d'un taux extrêmement élevé de valeurs manquantes, que nous n'avons pas pu récupérer, ni sur la plateforme Bloomberg, ni même dans les rapports annuels ou les rapports RSE. Ce sont principalement les variables :
    - ***Nombre d'accidents du travail*** : la plupart des valeurs de cette variable sont inconnues dans les trois échantillons.
    - ***Dépenses totales au profit des communautés*** : cette information est en grande partie indisponible pour les échantillons américain et européen, mais relativement plus disponible pour l'échantillon chinois. Toutefois, dans un souci d'harmonisation, nous avons également décidé de la supprimer.
    - ***Taux de rotation du personnel*** : cette variable souffre d'une indisponibilité des données notoire observée dans les trois échantillons.
    - ***Quantité totale de déchets*** : nous avons éliminé cette variable pour deux raisons. La première est qu'elle comporte un nombre significatif de valeurs manquantes. La seconde permet d'éviter un problème de redondance avec une potentielle corrélation élevée avec la variable Quantité totale de déchets dangereux. Cette dernière nous semble plus pertinente dans le cadre de notre étude sur les entreprises chimiques, car il s'agit d'un enjeu majeur pour le secteur.

Ce processus de filtrage de nos bases de données aboutit à l'obtention d'échantillons réduits composés de 23 entreprises chimiques pour la Chine, 38 pour les États-Unis et 44 pour l'Europe avec les caractéristiques suivantes.

Pour le premier échantillon composé des entreprise chinoises, nous constatons que nous n'avons conservé que le quart de notre échantillon initial. Nous disposons de 253 observations pour chaque année dans ce sous-échantillon, dont 29, 20 et 19 valeurs manquantes respectivement pour les années 2020, 2021 et 2022. Ce qui nous fait un total de 759 observations avec 68 valeurs manquantes soit environ 9% de l'échantillon. Ceci témoigne de la difficulté à collecter des variables ESG auprès des entreprises chinoises. Le manque de transparence par rapport à la règlementation ESG est clairement observée. Pour le deuxième échantillon composé des entreprises américaines, le nombre d'entreprises retenues est

relativement plus élevé, mais demeure très faible par rapport à l'échantillon initial. Nous avons perdu plus de la moitié de notre échantillon d'origine. Bien que les États-Unis fassent partie des pays ayant connu une évolution considérable sur les questions liées à l'ESG, il reste encore beaucoup à faire en matière de divulgation d'informations. Nous disposons ainsi, dans cet échantillon, de 418 observations pour chaque année de la période étudiée, soit 1254 observations pour la période 2020-2022. Toutefois, le nombre de valeurs manquantes s'élèvent à 15, 14 et 17 observations respectivement pour les années 2020, 2021 et 2022 c'est-à-dire un total de 48 valeurs manquantes, soit une proportion d'environ 3,8% de cet échantillon. Enfin, le dernier échantillon composé des entreprises européennes est le plus conséquent. En effet, on a comptabilisé 484 observations pour cet échantillon, dont 26, 17 et 24 valeurs manquantes respectivement pour les années 2020, 2021 et 2022. Autrement dit, nous totalisons un nombre de 1452 observations pour cet échantillon et 67 valeurs manquantes, soit environ 4,6% de cet échantillon. Ceci montre que les entreprises européennes sont plus transparentes dans la divulgation des informations liées à la dimension ESG. Cela peut s'expliquer par le fait que la réglementation concernant l'industrie chimique est plus stricte en Europe que partout ailleurs. Cependant, il convient de souligner que le nombre d'entreprises retenues reste tout de même faible.

L'enseignement le plus marquant que l'on peut tirer est la difficulté à collecter des informations ESG. En effet, on constate un niveau substantiel d'indisponibilité des données qui évolue en fonction des zones géographiques mais qui demeure réel. Ceci s'explique par la nature des données ESG qui sont difficiles à mesurer et quantifier, mais aussi par le caractère très sensible de leur divulgation. Cette situation peut, dans une autre mesure, être liée à la nature même de l'industrie chimique. En effet, les enjeux ESG représentent un sujet complexe et sensible pour ce secteur, compte tenu de sa dépendance aux énergies fossiles, de sa consommation énergétique importante et de la génération de déchets dangereux, entre autres. Les entreprises de ce secteur pourraient donc se montrer moins transparentes en matière de reporting ESG ou bien moins enclines à s'engager davantage dans un élan de conformité par rapport à la problématique ESG. Par ailleurs, nous avons fourni un effort considérable pour limiter le nombre de valeurs manquantes dans nos sous-échantillons. Nous estimons que la version de la DEA floue proposée par Kao et Liu (2000) devrait nous permettre de traiter les informations manquantes restantes.

4.2.2.1.2 **Statistiques descriptives**

En ce qui concerne les statistiques descriptives, nous allons exposer les résultats sous une forme comparative entre nos trois échantillons. De ce fait, on pourra faire une analyse plus pertinente et utile des chiffres. À première vue, on peut observer certaines disparités au sein de nos échantillons. Concernant les variables environnementales, il n'est guère surprenant de constater que les entreprises chimiques chinoises affichent une consommation énergétique nettement plus élevée que leurs homologues américaines et européennes. Cependant, il est étonnant de remarquer que les entreprises américaines possèdent les processus de production les plus polluants de l'échantillon, dans la mesure où elles émettent davantage de gaz à effet de serre et génèrent plus de déchets dangereux. Les entreprises européennes apparaissent comme les plus respectueuses de l'environnement en matière d'émissions de GES. Ce constat peut s'expliquer par l'application de réglementations environnementales plus strictes, telles que les taxes carbones, les quotas d'émissions, ou encore d'autres mesures réglementaires rigoureuses. En revanche, les entreprises chinoises produisent moins de déchets dangereux que leurs homologues européennes et américaines. Sur le plan sociétal, on constate que les entreprises américaines emploient le plus grand nombre de salariés, suivies par les entreprises européennes. Cependant, la prise en compte du genre semble plus marquée en Europe, avec une part plus élevée de femmes dans la main-d'œuvre, suivie des États-Unis. En matière de gouvernance d'entreprise, les entreprises américaines disposent des conseils d'administration les plus larges et les plus indépendants de l'échantillon. À l'inverse, les conseils d'administration des entreprises chinoises souffrent d'un important déficit d'indépendance. Enfin, sur le plan financier, les entreprises américaines affichent les meilleures performances de l'échantillon. En effet, elles ont enregistré les meilleurs chiffres d'affaires et les revenus nets les plus élevés sur la période 2020–2022. Elles présentent également la valeur comptable par action la plus importante. Les entreprises européennes arrivent en deuxième position en matière de performance financière, notamment en ce qui concerne les ventes et la valeur comptable des capitaux propres par action, bien que les entreprises chimiques chinoises semblent être plus rentables au cours de la période d'étude avec des revenus nets supérieurs. Ceci pourrait s'expliquer par la différence des coûts de production, notamment la main d'œuvre qui sont relativement plus faibles en Chine. Par ailleurs, l'industrie chimique européenne souffre d'une règlementation très stricte et dynamique qui fait qu'il est de plus en plus difficile et onéreux de se conformer aux normes ESG. Ceci, in fine, a tendance à renchérir les coûts de production et impacter la rentabilité de leurs entreprises chimiques.

Tableau 6:Statistiques descriptives des variables du modèle de calcul de l'efficience ESG

Catégorie	Variable	Pays	Moyenne	Écart-type	Max	Min
Environnement (E)	Émissions (GES) (Scope 1 & 2) Milliers de tonnes métriques	Chine	4,087	6,687	30,07	0,031
		Eur	2,752	6,457	38,33	0,004
		USA	5,353	9,426	37,73	0,033
	Consommation totale d'énergie (Milliers de MWH)	Chine	55 089,49	166 912,96	750 427	56,20
		Eur	9 309,41	26 236,74	190 876	6,46
		USA	21 888,5	38 517,89	179 389	120,83
	Déchets totaux (Milliers de Tonnes métriques)	Chine	282,27	492,48	2 191,00	0,005
		Eur	283,76	585,24	2 679,62	0,92
		USA	378,39	558,46	1 966,00	4,25
	Déchets dangereux totaux (Milliers de Tonnes métriques)	Chine	13,18	28,59	194,86	0
		Eur	106,06	295,21	1 630,00	0
		USA	100,36	231,13	1 266,00	0,11
Social (S)	Nombre d'employés	Chine	9 905,15	8 195,16	38 550	1 308
		Eur	11 880,6	19 252,15	111 481	367
		USA	14 697,4	17 432,04	74 207	906
	Taux de rotation du personnel (Pourcentage)	Chine	14,93	12,60	50,30	0,23
		Eur	12,11	5,60	27,24	1,21
		USA	11,79	4,67	22,80	0,11
	Part des femmes dans la main-	Chine	22,77	6,98	37,35	5,98
		Eur	27,98	9,52	53,00	9,52

	d'œuvre (Pourcentage)	USA	25,86	5,94	39,00	13,77
Gouvernance d'entreprise (G)	Taille du conseil d'administration (Nombre de personnes)	Chine	9,31	1,73	14	6
		Eur	9,46	3,41	20	3,41
		USA	10,30	1,60	14	7
	Nombre d'administrateurs indépendants	Chine	3,46	0,58	5	3
		Eur	6,12	3,14	20	1
		USA	8,91	1,74	13	6
Financier	Valeur comptable des capitaux propres par action	Chine	1,21	0,89	4,43	0,23
		Eur	30,42	38,98	268,80	0,97
		USA	31,27	21,29	90,42	2,99
	Chiffre d'affaires total (Millions de dollars)	Chine	6 187,68	7 497,06	33 068,3	217,21
		Eur	7 170,08	13 916,59	92 963,1	106,11
		USA	8 859,90	11 046,44	56 902,0	288,20
	Résultat net (Millions de dollars)	Chine	506,02	813,96	3 821,88	-427,10
		Eur	367,16	876,54	6 532,42	-1 96,8
		USA	874,69	1 469,92	6 467,00	- 2 951,0
Variable de contrôle	Total des actifs (Millions de dollars)	Chine	7 420,51	7 770,19	34 997,0	539,34
		Eur	8 554,91	16 280,53	99 494,3	69,34
		USA	15 022,7	18 599,14	88 229,0	936,80

Source : établie par l'auteur

Ainsi, on peut noter que certaines observations présentent des valeurs nulles et négatives. En effet, l'input « déchets dangereux » comporte des valeurs nulles, ce qui signifie qu'aucun déchet dangereux n'a été généré pour les entreprises concernées. Par ailleurs, la variable « Résultat net » présente des valeurs négatives, correspondant à des pertes enregistrées par certaines entreprises. Nous constatons également un déséquilibre d'amplitudes significatif dans notre base de données. En effet, l'amplitude de nos variables, en moyenne, varie dans un intervalle allant de 10^0 à 10^9, ce qui soulève un réel problème d'échelle. Toutes ces constations doivent être prises en compte et traitées afin d'éviter de biaiser nos résultats. La sous-section suivante nous permettra d'effectuer certains prétraitements afin de réajuster nos données pour une analyse DEA adéquate.

4.2.2.2 **Préparation de la base de données pour l'estimation DEA**

Cette étape est essentielle, car elle permet d'effectuer certains prétraitements sur les données afin de garantir la fiabilité des résultats. Les données doivent toujours être nettoyées et préparées en amont des estimations DEA, afin d'éviter tout problème lié à l'amplitude des valeurs, aux valeurs extrêmes (outliers) ou encore à la présence de valeurs nulles ou négatives. Cependant, l'un des premiers éléments à vérifier avant de procéder à toute estimation DEA concerne le rapport entre le nombre d'inputs et d'outputs retenus et le nombre de DMU (unités de décision). Ceci est un critère de performance qui garantit la fiabilité et la qualité des résultats d'estimation DEA. En effet, le nombre de DMU doit être largement supérieur au nombre total d'inputs et d'outputs. Si cette condition n'est pas respectée, le modèle risque de manquer de pouvoir discriminatoire, ce qui pourrait conduire à des résultats biaisés, avec un trop grand nombre de DMU jugés efficaces. Dans notre étude caractérisée par un nombre important d'inputs et d'outputs, il est crucial de s'assurer que cette condition est remplie. Il existe un débat sur l'équilibre optimal entre le nombre de DMU et celui des variables d'inputs et outputs. Selon Golany et Roll (1989), le nombre de DMU doit être au moins deux fois supérieur à la somme des inputs et des outputs alors que pour Bowlin (1998), il doit être au moins une multiple de trois. Par ailleurs, Dyson et al. (2001) proposent une condition plus stricte et prudente en ce sens qu'il affirme que le nombre de DMU doit être au moins égal à deux fois le produit du nombre d'inputs par celui des outputs. En résumé :

- Règle n°1 : selon Golany et Roll (1989) => $DMU \geq 2 \times (inputs + outputs)$
- Règle n°2 : selon Bowlin (1998) => $DMU \geq 3 \times (inputs + outputs)$
- Règle n°3 : selon Dyson et al (2001) => $DMU \geq 2 \times (inputs \times outputs)$

Dans notre étude, on dispose de 3 outputs et 8 inputs. Notre plus petit échantillon dispose de 23 entreprises pour chaque année. Etant donné que l'on utilise la DEA par fenêtre, on dispose alors de 46 DMU (23 × 2 = 46). Si on vérifie par rapport aux règles évoquées plus haut, on constate que notre échantillon satisfait largement cette condition selon les méthodes évoquées à l'exception de la règle de Dyson et al. (2000). En effet, pour cette dernière qui est la règle la plus stricte, on obtient : 2 × (3 × 8) = 48 > 46. Il est bien de noter que l'échantillon chinois court quand même le risque de faire l'objet d'un pouvoir discriminatoire plus faible, même si le ratio DMU et variables n'est pas très loin du seuil qui garantit la fiabilité des estimations selon Dyson et al. (2000). Toutefois, pour la grande fenêtre d'analyse (2020-2022), cette condition est largement satisfaite selon (23 × 3 = 69 > 48).

Après la validation de cette condition, on peut alors procéder aux prétraitements des données afin de corriger toutes les irrégularités et imperfections avant de lancer nos estimations. Le premier prétraitement concerne la correction du problème d'amplitude des valeurs et de la présence des valeurs négatives et nulles. Le second concerne les prétraitements permettant la mise en adéquation de nos bases de données et l'estimation par la méthode de la DEA en logique floue.

4.2.2.2.1 **Prétraitements des données pour l'estimation par la méthode DEA**

Il est récurrent de rencontrer des valeurs négatives ou nulles dans les échantillons de données : toutes les valeurs doivent être non négatives et strictement supérieures à zéro. Nous avons discuté plus haut des méthodes existantes dans la littérature pour régler ce problème. Dans nos bases de données, on observe deux variables qui présentent des valeurs négatives et nulles, à savoir les variables « Résultat net » et « Déchets dangereux ». La première comporte des valeurs négatives, correspondant à des pertes enregistrées dans le résultat net et la seconde est caractérisée par la présence de valeurs nulles pour certaines observations (ce qui signifierait qu'aucun déchet dangereux n'a été généré).

Plusieurs développements théoriques permettent de concevoir de nouveaux modèles DEA capables de contourner ce problème. Pour notre part, nous appliquerons le modèle fuzzy DEA de Kao et Liu (2000), lequel repose sur le modèle BCC. Dans notre étude, nous faisons le choix de recourir à la technique de translation affine pour résoudre la présence de valeurs manquantes et nulles dans nos bases de données. Ce choix n'aura pas d'incidence majeure sur les résultats des estimations. En effet, le modèle BCC est bien connu pour être partiellement invariant par translation. En effet, le modèle BCC orienté input est invariant par translation en ce qui

concerne les outputs uniquement. Autrement dit, ses résultats ne sont pas modifiés lorsque l'on ajoute une constante uniquement aux outputs. De même, il est admis que le modèle BCC orienté output est invariant par translation en ce qui concerne les inputs. Ainsi, toute translation appliquée aux inputs n'a aucun effet sur les résultats du modèle BCC orienté output. Par ailleurs, le modèle BCC est invariant par translation pour toute addition constante aux outputs, quelle que soit l'orientation du modèle selon Bowlin (1998). Cependant, cette transformation n'affecte en rien la frontière d'efficience elle-même, mais elle pourrait éventuellement modifiée les scores d'efficacité des DMU inefficaces.

Pour les valeurs négatives, les éléments de statistiques descriptives ont mis en évidence les minimums : -427,10 ; -1 957,8 et -2 951,0, respectivement pour les échantillons chinois, européen et américain concernant la variable « bénéfice net ». Pour corriger ces irrégularités, on rajoute respectivement les valeurs de 500, 2000 et 3000 pour transformer toutes ces valeurs négatives en valeurs positives via une translation affine. Ces valeurs sont prises du fait qu'elles sont assez grandes pour rendre positives toutes les valeurs négatives. Cette translation affine n'affectera en rien nos calculs d'efficience (Modèle 1 – Perspective des investisseurs conventionnels), dans la mesure où elle porte sur un output, en l'occurrence le « bénéfice net », et que le modèle BCC avec l'orientation output est invariant par translation sur les outputs. Il est bien de signaler que pour notre modèle DEA qui repose sur la version BCC avec une orientation input (Modèle 2 – Perspective des investisseurs socialement responsables), cette translation pourra éventuellement affecter le score des entités inefficientes. Toutefois, la frontière d'efficience restera intacte après cette transformation. Par ailleurs, pour la variable « total déchets dangereux », nous avons noté quelques valeurs nulles dans la base de données chinoise. Pour remédier à cette irrégularité, on décide d'ajouter une constante très proche de zéro en l'occurrence 0,001. En revanche, cette translation peut éventuellement impacter les scores des entreprises non efficientes étant donné qu'elle porte sur un input dans l'implémentation du modèle BCC avec l'orientation output (Modèle 1). Toutefois, on pourrait penser que la petitesse de la constante ajoutée pourrait ne pas avoir un impact significatif sur le résultat. Au contraire, dans notre deuxième modèle DEA (Modèle 2), cette transformation n'aura aucun effet sur les résultats.

Le deuxième problème qu'il faut impérativement résoudre en vue d'une estimation DEA est celui du déséquilibre d'amplitude dans les valeurs de la base de données. En effet, non seulement tous les inputs et outputs n'ont pas toujours les mêmes unités de mesure, mais ils ne présentent pas le même ordre de grandeur. Par exemple, certaines variables peuvent être

exprimées en pourcentage, d'autres en millions, voire en milliards. Cela soulève un problème d'échelle, sachant que la DEA est particulièrement sensible aux déséquilibres d'amplitudes de valeurs et aux valeurs aberrantes (outliers). Il est donc nécessaire de trouver une solution à ce problème sans pour autant altérer les résultats finaux. Ceci renvoie au concept d'invariance aux unités (unit invariance). Il s'agit d'une propriété de la DEA qui stipule que les résultats doivent rester inchangés, suite à une transformation pour réduire l'amplitude des valeurs d'inputs et d'outputs notamment en leur divisant par une constante. Cependant, avant d'utiliser toute technique, il est nécessaire de vérifier si le modèle DEA choisi est effectivement invariant aux unités, car en réalité, toutes les versions de la DEA ne le sont pas. Dans notre étude, nous utilisons le modèle BCC, qui est largement reconnu comme étant invariant aux unités. Nous pouvons ainsi appliquer certaines techniques de normalisation sans risque de modifier nos résultats. Pour corriger notre échantillon, nous avons choisi d'utiliser la technique de la normalisation par la moyenne (mean normalization). Ce procédé revient à diviser toutes les valeurs des variables par leurs moyennes respectives, à savoir $\bar{x} = \frac{(\sum xij)}{n}$ *et* $\bar{y} = \frac{(\sum yij)}{n}$, respectivement pour les inputs et outputs. Ainsi, chaque valeur normalisée des inputs et des outputs s'exprime respectivement de la manière suivante : $\hat{x}_{ij} = \frac{xij}{\bar{x}}$ et $\hat{y}_{ij} = \frac{yij}{\bar{y}}$. La normalisation par la moyenne permet ainsi de résoudre notre problème d'échelle.

Ainsi, après avoir résolu le problème des valeurs nulles et négatives ainsi que celui du déséquilibre des données, nous pouvons passer à l'étape finale avant de calculer nos scores d'efficacité. Il s'agit de la préparation de nos bases de données pour l'estimation par la méthode de la DEA floue (Kao et Liu, 2000).

4.2.2.2.2 **Prétraitements des données pour l'estimation par la méthode Kao et Liu (2000)**

La méthode de Kao et Liu (2000) repose sur la DEA floue pour résoudre le problème des valeurs manquantes. Dans cette partie, il est alors question de conduire les exercices d'imputations des valeurs manquantes et aussi d'expliquer la technique utilisée sur le logiciel R pour discuter les résultats de nos estimations.

Kao et Liu (2000) ont traité les données manquantes dans leur échantillon en utilisant une fonction d'appartenance triangulaire. Ainsi, toutes les valeurs manquantes sont estimées à partir d'un nombre flou triangulaire composé de trois éléments (a, b, c), b étant la valeur centrale, représentant la valeur la plus probable, a et c respectivement les valeurs minimale et maximale

possibles, correspondant à la vision la plus pessimiste et à la vision la plus optimiste. Par conséquent, pour ce type de nombres flous, les coupes α (α-cuts) peuvent être déterminées selon la formule suivante : $A_\alpha = [A_\alpha^{min} , A_\alpha^{max}] = [a + (b-a) \times \alpha , (c-(c-b) \times \alpha]$.

Il faut alors trouver ces valeurs a, b et c afin de pouvoir calculer les différentes coupes alpha. Dans notre étude, on a utilisé deux méthodes d'imputations.

- La première méthode d'imputation se fait via les valeurs historiques. Si pour une entreprise, une donnée n'est pas disponible pour une année, mais qu'elle l'est pour les deux autres années, nous utilisons la moyenne des deux valeurs connues comme valeur centrale (c'est-à-dire *b*). La plus grande des deux valeurs est alors définie comme borne supérieure (c'est-à-dire *c*) et la plus petite comme borne inférieure (c'est-à-dire *a*) de l'intervalle. Nous estimons que l'utilisation des données historiques pour prédire des valeurs manquantes est plus pertinente que de recourir à des données au niveau sectoriel. Prenons l'exemple d'Air Liquide SA pour l'échantillon européen et de la variable Consommation totale d'énergie (CE) :

$$(CE_{2022})_\alpha = [(EC_{2022})_\alpha^{min} ; [(EC_{2022})_\alpha^{max}]$$
$$= [(b-a) \times \alpha + c; (c-(c-b) \times \alpha]$$
$$= [2.946 + (5.560 - 2.946) \times \alpha ; 8.175 – (8.175 - 5.560) \times \alpha]$$
$$= (2.946 + 2.614\alpha ; 8.175 – 2.614\alpha)$$

  Pour cet exemple précis, nous avons un nombre flou triangulaire symétrique, dans le sens où la distance entre la valeur centrale et la borne supérieure est la même que celle entre la valeur centrale et la borne inférieure. On constate qu'en attribuant différentes valeurs aux coupes α (α-cuts), nous obtenons ainsi un ensemble de modèles DEA conventionnels.
- La deuxième méthode d'imputation se fait avec le recours aux valeurs sectorielles. Cette méthode est utilisée seulement si on ne dispose pas de données historiques pour une entreprise donnée, pour au moins deux des trois années d'étude. Ainsi, à l'instar de Kao et Liu (2000), la valeur centrale de nos nombres flous, pour une entreprise, sera la médiane des observations relevées pour cette variable au sein de l'échantillon considéré. La borne inférieure et la borne supérieure correspondront ainsi respectivement au minimum et au maximum des observations de cette variable. Prenons l'exemple de l'entreprise chimique chinoise LB GROUP CO LTD et de la variable « Quantité totale de déchets dangereux » (TDD). Pour cette variable, aucune donnée n'est disponible sur

les trois années de notre période d'étude. Nous nous référons donc aux données sectorielles de l'industrie chimique en Chine pour cette variable. Pour l'année 2020, la médiane, le minimum et le maximum des observations de la variable TDD pour l'ensemble de l'échantillon des entreprises chinoises sont respectivement de 0,027, 1,05E-05 et 2,042. Nous définissons donc notre nombre flou TDD_{2020} = (1.05E-05 ; 0.027 ; 2.042). On a pour les coupes alpha :

$$(TDD_{2020})\alpha = [(TDD_{2020})\alpha^{min} ; [(TDD_{2020})\alpha^{max}]$$

$$= [1.05E\text{-}05 + (0.027 - 1.05E\text{-}05)\alpha ; 2.042 – (2.042 - 0.027)\alpha]$$

$$= (1.05E\text{-}05 + 0.027\alpha ; 2.042 – 2.015\alpha)$$

On constate que, dans ce cas, nous sommes en face d'un nombre flou asymétrique, puisque la distance entre la valeur centrale et la borne inférieure est différente de celle qui la sépare de la borne supérieure. Là encore, en attribuant différentes valeurs aux coupes α (α-cuts), nous obtenons un ensemble de modèles DEA conventionnels.

Enfin, avant de procéder à l'estimation DEA et de déterminer les scores d'efficience, nous devons mettre en forme la base de données de manière à ce qu'elle soit conforme au format du logiciel. Cette mise en forme est essentielle, sinon l'estimation ne pourra pas se faire. Dans notre étude, nous utilisons le logiciel R pour son développement dédié à la résolution des applications DEA, connu sous le nom de deaR. Il s'agit d'un package d'outils qui permet de résoudre pratiquement tous les types de modèles DEA, tels que le DEA conventionnel (CCR, BCC, modèle additif, modèle basé sur les slacks, etc.), l'indice de productivité de Malmquist, ainsi que le modèle DEA floue. Par ailleurs, le package deaR intègre le modèle fuzzy DEA de Kao et Liu (2000), avec des exemples et des scripts destinés à faciliter son utilisation. Pour accéder à deaR, il suffit de démarrer le logiciel RStudio (ou R) et d'installer le package deaR grâce à la commande suivante : « ***install.packages("deaR")*** **».** Ensuite, il est nécessaire de charger le package à chaque fois que l'on souhaite l'utiliser dans un nouveau fichier (script). Pour cela, on utilise la commande suivante, puis on clique sur le bouton "Run" pour exécuter la commande : « ***library("deaR")*** **»**.

Une fois que le package est bien installé, chargé et prêt à être employé, il suffit d'importer la fichier Excel et de déclarer les variables au logiciel RStudio. Ce fichier Excel doit être travaillé au préalable afin d'être conforme au format deaR pour le modèle de Kao et Liu (2000). Ce format impose que les valeurs centrales (issues des nombres flous) soient inscrites à la place des données manquantes de telle sorte que la base de données soit totalement comblée. Deux

colonnes supplémentaires doivent également être créées à côté et tout juste après les colonnes des inputs et des outputs : la première mesure la distance entre la valeur centrale et la borne inférieure (partie gauche de l'intervalle) et la deuxième représente la distance entre la valeur centrale et la borne supérieure (partie droite de l'intervalle). Toutes les variables comportant des données manquantes doivent être organisées de cette manière. Au final, on obtient autant de paires de colonnes supplémentaires que de variables caractérisées par la présence d'au moins une valeur manquante. En revanche, les variables complètes (sans données manquantes) ne nécessitent pas d'être attribuées aux colonnes supplémentaires. Une fois ce travail réalisé, nous pouvons alors déclarer nos variables dans le modèle de DEA en utilisant la fonction de deaR « ***make_deadata_fuzzy*** », avec la commande suivante :

```
Model_1 <- make_deadata_fuzzy (DEA_1,
                               dmus = 2,
                               inputs.mL=3:10,
                               outputs.mL=11:13,
                               inputs.dL= c (14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, NA),
                               inputs.dR= c (15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, NA),
                              outputs.dL = c (28, NA, NA),
                              outputs.dR= c (29, NA, NA))
```

Dans ce cas, « Model_1 » est un objet qui permet à deaR de lire notre fichier Excel (nommé ici DEA_1) en tant que données floues. Le paramètre « dmus » indique le numéro de la colonne où se trouvent les unités de décision (DMU). Les paramètres « inputs.mL » et « outputs.mL » désignent respectivement les colonnes où se situent les inputs et les outputs, ainsi que les valeurs centrales des nombres flous. On inscrit alors le numéro des colonnes concernées dans la partie droite. Les caractères « inputs.dL » et « outputs.dL » correspondent aux colonnes contenant la longueur du côté gauche de l'intervalle flou (c'est-à-dire la distance entre la valeur centrale et la borne inférieure) pour les inputs et outputs. Si une variable ne comporte pas de valeurs manquantes, on indique « NA ». Si elle en comporte, on indique le numéro de la colonne correspondante. De la même manière, les caractères « inputs.dR » et « outputs.dR » désignent les colonnes contenant la longueur du côté droit de l'intervalle (distance entre la valeur centrale

et la borne supérieure) pour les inputs et outputs. Là aussi, si la variable est complète, on écrit « NA » dans la partie droite, sinon, on renseigne le numéro de la colonne correspondante.

Ensuite, après avoir déclaré nos variables et le modèle utilisé, on peut enfin déterminer les scores d'efficiences en choisissant la méthode Kao et Liu (2000) : la fonction « modelfuzzy_kaoliu » permet de sélectionner la méthode grâce au script suivant :

```
result_Model_1 <- modelfuzzy_kaoliu(Model_1_2020,
kaoliu_modelname = "basic",
 orientation = "oo",
rts = "vrs",
 alpha = 0.1)
```

Nous choisissons l'option « basic » de Kao et Liu. Pour l'orientation, nous optons pour l'approche orientée output, notée « oo » (pour notre second modèle orienté input, nous écrirons « io » pour une orientation input). Le paramètre « rts » signifie returns to scale (rendements d'échelle) et, puisque nous travaillons avec un modèle BCC, nous choisissons l'option de rendements d'échelle variables « vrs ». Le paramètre "alpha" correspond aux coupes α (α-cuts). Comme nous l'avons indiqué précédemment, nous utilisons onze coupes α dans nos calculs, définies comme suit : α-cuts = {0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1}.

Toutes les étapes nécessaires ont été respectées afin de garantir la faisabilité de nos estimations et la fiabilité des résultats. Nous pouvons désormais passer à l'étape suivante, qui consiste à extraire les résultats, les analyser et en tirer des conclusions et enseignements idoines. Cette étape sera développée en détail dans la section suivante.

4.3 Résultats et analyses de l'efficience des entreprises chimiques

Dans la première section, nous avons passé en revue la méthodologie utilisée pour l'estimation de l'efficience ESG des entreprises chimiques par la méthode DEA. Il question d'exposer les résultats des estimations et de conduire les analyses nécessaires afin d'identifier les principaux enseignements sur la relation entre la performance ESG et la performance financière interne des entreprises chimiques au sein de trois zones géographiques. Dans la première partie de cette

section, nous exposerons les premiers résultats à travers les statistiques descriptives, pour dans la seconde partie, les analyser plus en profondeur.

4.3.1 **Résultats et statistiques descriptives**

Les estimations de l'efficience ESG des entreprises chimiques nous a permis de calculer les scores d'efficience relative et d'identifier la frontière des meilleures pratiques. Les méthodes de classement en nombres flous (Chen et Klein, 1997) nous ont permis d'effectuer un benchmarking complet des entreprises pour nos trois échantillons.

4.3.1.1 **Efficience ESG sous la perspective des investisseurs conventionnels : résultats, analyses et discussions**

Les résultats des estimations DEA constituent des enseignements intéressants dans la compréhension de l'efficience ESG, tant sur les différentes entités que sur les disparités qui existent entre les trois zones étudiées. La modélisation par la méthode DEA floue joue aussi un rôle très important dans la nature et le format du rendu des estimations. A la différence de la DEA conventionnelle, la DEA floue ne fournit pas que des efficiences précises mais aussi des efficiences floues sous formes d'intervalles avec une batterie de degré de possibilités (coupe alpha). Toutefois, la méthode DEA consiste à proposer un classement (benchmarking) des différentes entités évaluées. Il est alors nécessaire d'adopter une technique de classification de nombres flous afin de pouvoir dresser le benchmarking des entreprises chimiques. Ainsi, dans cette partie, nous allons exposer les résultats des estimations, fournie les statistiques descriptives, identifier les tendances et discuter des facteurs de l'efficience. Dans un deuxième temps, nous classerons les entreprises chimiques.

4.3.1.1.1 **Scores d'efficiences ESG pour le modèle des investisseurs conventionnels et statistiques descriptives**

La DEA floue est appliquée séparément sur les trois échantillons définis respectivement sur trois fenêtres d'analyses définies, à savoir 2020-2021, 2021-2022 et 2020-2022. Nous avons eu recours à la version DEA à fenêtre pour améliorer la taille de nos échantillons mais aussi pour intégrer un cadre dynamique dans notre analyse. Nous avons également fait l'hypothèse que la technologie de production n'avait pas substantiellement variée sur la période étudiée. Ceci n'est pas une forte assomption puisque les fenêtres d'analyse choisies sont très courtes et ne font que deux années. Une troisième fenêtre d'analyse est ainsi ajoutée et s'étend sur toute la période de trois années.

Les résultats montrent que les fenêtres d'analyse 2020-2021 et 2021-2022 souffrent d'une carence de pouvoir discriminatoire surtout pour l'échantillon chinois pour lequel la plupart des DMU sont efficients. Le tableau 2 montre comment le pouvoir discriminatoire s'améliore avec la fenêtre d'analyse 2020-2022 avec un pourcentage des DMU efficients qui diminue substantiellement.

Sur les trois fenêtres d'analyses, l'échantillon chinois est caractérisé à chaque fois par le taux d'efficience le plus élevé. A titre illustratif, pour la période 2020-2021, il s'élève à 67,4% contre 57,9% et 36,4% respectivement pour les échantillons américain et européen. L'échantillon européen, par contre, est celui qui compte le plus d'entreprises chimiques inefficientes sur les trois fenêtres d'analyse.

Le tableau 2 montre comment le pouvoir discriminatoire s'améliore avec la fenêtre d'analyse 2020-2022 avec un pourcentage de DMU efficients qui diminue substantiellement. Ainsi, nous allons insister sur cette fenêtre d'analyse de 2020-2022. Ces résultats seront retenus pour l'analyse de régression. Ils concernent le modèle 1 à savoir le modèle de la perspective des investisseurs conventionnels.

Tableau 7:Niveau d'efficience dans les différents échantillons – Modèle 1 (perspective des investisseurs conventionnels)

		2020-2021	**2021-2022**	**2020-2022**
Chine	Nb. DMU	46	46	69
	DMU efficients	31	30	42
	% Efficience	67,4%	65,22%	60,9%
US	Nb. DMU	76	76	114
	DMU efficients	44	50	60
	% Efficience	57,9%	65,8%	52,6%
UE	Nb. DMU	88	88	132
	DMU efficients	32	35	44

	% Efficience	36,4%	39,8%	33,3%

Les efficiences floues bornées (minimale et maximale) des différentes coupes alpha de chaque entreprise chimique ont été calculées pour chacun des trois échantillons représentant la perspective d'investissement des investisseurs conventionnels. Etant donné que l'on ne dispose pas de la fonction d'appartenance des nombres flous, une batterie de 11 coupes alpha a été sélectionnée pour déterminer les efficiences. Les tableaux 3, 4 et 5 matérialisent les résultats des estimations en affichant les scores moyens d'efficiences flous estimés pour les différentes coupes alpha pour les trois fenêtres d'analyse. Pour chaque coupe α, les scores moyens relatifs aux bornes inférieures des scores flous ont été obtenus en faisant la moyenne des valeurs correspondantes pour l'ensemble des entreprises de l'échantillon et de l'analyse concernées. Il en est de même pour le calcul des scores moyens des bornes supérieures. Cette manière d'exposer les résultats nous permettra de faire une analyse sommaire des tendances de l'efficience ESG et aussi de proposer une analyse relative entre les différentes fenêtres d'analyse. On remarque ainsi, à partir de ces trois tableaux, que le score d'efficience flou minimal (la borne inférieure d'efficience) augmente au fur à mesure que la valeur de α augmente c'est-à-dire qu'elle passe progressivement de 0 à 1. A l'inverse, le score d'efficience flou maximal (la borne d'efficience supérieure) diminue au fur à mesure que la valeur de α augmente. Par conséquent, plus la valeur de α est faible plus l'intervalle d'efficience est large c'est-à-dire que l'écart entre les bornes inférieure et supérieure est grand. Ceci est tout à fait normal puisque plus la valeur de α est élevée, plus le niveau de possibilité est élevé et plus le degré d'incertitude est faible. En d'autres termes, une valeur de α = 1 correspond au score d'efficience le plus probable, tandis que α = 0 correspond à l'intervalle le plus large dans lequel le score d'efficience est susceptible de se situer lorsque le degré d'incertitude est le plus élevé. Il est bien de noter aussi que dans la situation pour laquelle α = 1, l'efficience ne se présente pas sous forme d'un intervalle d'efficience floue mais plutôt sous forme d'une valeur d'efficience précise, étant donné que c'est le scénario le plus probable.

Tableau 8 : Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 - Echantillon USA

Année	Bornes	α =										
		0	**0,1**	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**	**1**
20-21	**Inf**	93,6%	94,4%	94,5%	94,6%	94,8%	94,9%	95,0%	95,1%	95,1%	95,5%	96,3%

	Sup	97,3%	97,1%	97,0%	97,0%	97,0%	97,0%	97,0%	97,0%	96,8%	96,8%	96,3%
21-22	**Inf**	95,3%	96,4%	96,6%	96,7%	96,8%	96,8%	97,0%	97,0%	97,1%	97,5%	98,2%
	Sup	98,9%	98,9%	98,8%	98,7%	98,7%	98,7%	98,7%	98,7%	98,6%	98,4%	98,2%
20-22	**Inf**	92,5%	93,8%	93,9%	94,0%	94,2%	94,3%	94,3%	94,4%	94,4%	94,8%	95,7%
	Sup	97,0%	96,7%	96,6%	96,6%	96,6%	96,6%	96,5%	96,3%	96,2%	96,1%	95,7%

Tableau 9: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 – Echantillon UE

Année	Bornes	α =										
		0	**0,1**	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**	**1**
20-21	**Inf**	79,6%	80,2%	80,6%	81,0%	81,5%	82,3%	83,5%	84,2%	84,7%	85,1%	86,1%
	Sup	90,9%	90,8%	90,6%	90,5%	90,2%	89,8%	89,5%	89,4%	89,2%	89,0%	86,1%
21-22	**Inf**	80,0%	81,3%	81,9%	82,5%	83,0%	83,6%	84,2%	84,9%	85,7%	86,2%	86,7%
	Sup	91,3%	91,2%	91,1%	91,0%	90,7%	90,3%	90,1%	90,0%	90,0%	89,8%	86,7%
20-22	**Inf**	78,9%	79,7%	80,2%	80,6%	81,2%	82,0%	82,8%	83,6%	84,2%	84,6%	85,6%
	Sup	90,3%	90,1%	90,0%	89,9%	89,7%	89,2%	89,0%	88,9%	88,7%	88,5%	85,6%

Tableau 10: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 1 - Echantillon Chine

Année	Bornes	α =										
		0	**0,1**	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**	**1**
20-21	**Inf**	95,0%	95,2%	95,3%	95,5%	95,6%	95,6%	95,7%	95,7%	95,7%	96,0%	97,3%
	Sup	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,9%	99,8%	97,3%
21-22	**Inf**	93,6%	93,7%	93,7%	93,8%	93,8%	93,8%	93,9%	93,9%	94,0%	94,5%	96,6%
	Sup	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	98,7%	98,5%	96,6%
20-22	**Inf**	93,0%	93,0%	93,1%	93,2%	93,3%	93,4%	93,4%	93,4%	93,4%	93,7%	95,0%
	Sup	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,1%	99,0%	98,9%	98,7%	98,0%	97,7%	95,0%

Les résultats nous montrent que les entreprises chimiques chinoises jouissent d'une efficience ESG relativement plus élevées que leurs pairs européens et américains. A titre illustratif, pour $\alpha = 0$, les scores d'efficience ESG des entreprises chinoises, en moyenne, évoluent entre 95,0% et 99,9% pour la fenêtre d'analyse 2020-2021 et entre 93,6% et 99,1% pour la fenêtre d'analyse 2021-2022, ce qui traduit une baisse considérable d'efficience. Ces résultats reviennent à dire que sur la période 2020-2021, le score moyen d'efficience ESG des entreprises chinoises ne peut pas dépasser 99,9% mais aussi il ne peut aller en dessous de 93,6%. On remarque ainsi que les entreprises chinoises affichent une meilleure performance que les entreprises américaines qui ont enregistré des scores d'efficience ESG entre 93,6% et 97,3% et 95,3% et 98,9% respectivement pour les fenêtres d'analyse 2020-2021 et 2020-2022. C'est aussi le cas pour les entreprises chimiques européennes pour lesquelles les scores d'efficience ESG se tiennent respectivement entre 79,6% et 90,9% et 80,0% et 91,3%. Il faut signaler qu'à l'inverse des entreprises chinoises, les entreprises américaines et européennes ont observé une amélioration de leur efficience ESG sur la période d'analyse 2021-2022. Pour $\alpha = 1$, les entreprises chimiques chinoises affichent en moyenne une efficience ESG égale à 97,3% pour la période 2020-2021 et 96,6% pour la période 2021-2022. Les entreprises américaines, en moyenne, présentent une efficience ESG égale à 96,3% en 2020-2021 contre 98,2% pour la fenêtre d'analyse 2021-2022. Les entreprises européennes quant à elles affichent les plus faibles performances qui se situent à 86,1% pour la période 2020-2021 contre 86,7% pour la période 2021-2022. La fenêtre

d'analyse 2020-2022 est également caractérisée par les plus faibles efficiences pour nos trois échantillons. Cette remarque vient confirmer que cette fenêtre d'analyse correspond à un pouvoir discriminatoire plus élevé de l'estimateur DEA relativement aux autres qui sont caractérisées par un plus grand pourcentage de DMU efficients et par conséquent une moyenne d'efficience plus élevée. Pour les échantillons européen et américain, la fenêtre d'analyse 2021-2022 est caractérisée par une amélioration globale de l'efficience ESG par rapport à la fenêtre d'analyse 2020-2021, tandis que pour l'échantillon chinois, on note une baisse de l'efficience ESG par rapport à la fenêtre d'analyse 2020-2021. De même, on remarque qu'il existe des DMU sont efficients sur toutes les périodes, nonobstant l'année ou la fenêtre d'analyse considérée, tandis que pour d'autres leur statut d'efficience peut varier selon l'année et/ou la fenêtre d'analyse considérée. Pour comprendre les raisons de cette variation, une analyse d'indice de comparaison entre période d'analyse peut être menée à partir de l'indice de Malmquist. Toutefois, le but de notre étude, ce n'est pas d'étudier en profondeur les facteurs explicatifs de la formation de notre efficience ESG, ni de son évolution.

Par ailleurs, on remarque que les DMU pour lesquelles il n'y avait pas de valeurs manquantes, les intervalles d'efficience ESG sont plus resserrés. En revanche, c'est le contraire pour les DMU qui ont des valeurs manquantes au niveau de leurs inputs ou outputs. En effet, les résultats montrent que plus un DMU enregistre des valeurs manquantes et plus son intervalle d'efficience floue est large. Ceci est dû au fait que nous avons permis aux valeurs manquantes de varier sur une plage assez étendue de valeurs. Pour illustration, le tableau 5 fait état de ces constatations en montrant les dix plus grands écarts d'efficience ESG floue et les dix plus petits écarts relativement au nombre de valeurs manquantes que compte les DMU concernés. On peut facilement constater que pour l'échantillon chinois, les plus grands écarts d'intervalle d'efficience ESG floue correspondent aux DMU qui présentent globalement plus de valeurs manquantes. En revanche, les DMU qui n'ont pas de valeurs manquantes sont caractérisés par des écarts relativement faibles. Ces résultats convergent avec ceux de Kao et Liu (2000) qui estiment que l'intégration de nombres flous comme remplacement aux valeurs manquantes n'impactent pas substantiellement les performances des DMU.

Tableau 11:Ecart des intervalles d'efficience ESG floue par rapport au nombre de valeurs manquantes

Rang	DMU	Ecart_int	Nb. Valeurs manquantes
1	LB GROUP CO LTD-A_2022	42,37%	2

2	NINGBO SHANSHAN CO LTD-A_2021	38,36%	3
3	LB GROUP CO LTD-A_2021	37,76%	2
4	NINGBO SHANSHAN CO LTD-A_2022	28,54%	2
5	KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A_2022	28,29%	1
6	LB GROUP CO LTD-A_2020	25,72%	2
7	NINGBO SHANSHAN CO LTD-A_2020	21,20%	3
8	ZHEJIANG JUHUA CO-A_2021	17,83%	1
9	ZHEJIANG JUHUA CO-A_2022	16,66%	2
10	KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A_2021	16,03%	2
18	HENGLI PETROCHEMICAL CO L-A_2022	2,47%	1
19	SINOCHEM INTL CORP-A_2022	2,43%	0
20	GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A_2022	2,11%	0
21	GUANGZHOU TINCI MATERIALS -A_2022	2,03%	1
22	SINOCHEM INTL CORP-A_2020	0,97%	1
23	YUNNAN ENERGY NEW MATERIAL-A_2020	0,30%	0
24	GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A_2021	0,28%	0
25	CHINA RISUN GROUP LTD_2021	0,17%	1
26	GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A_2020	0,02%	0
27	DONGYUE GROUP_2020	0,01%	0

Une autre constatation vient du fait que plus α s'approche de 1 et plus l'effet du recours au nombre flous sur les efficiences calculées s'estompe. Ceci peut être observé à partir des tableaux 3, 4 et 5 évoqués plus haut qui montrent les tendances moyennes des différentes entités. Mieux encore, dans le cas des DMU qui ne sont pas concernés par les valeurs manquantes, on remarque que cet effet a tendance à s'estomper plus rapidement.

Les résultats montrent que pour α = 0, il y a 42 DMU qui sont complètement efficients sur les 69 DMU de l'échantillon chinois sur la période 2020-2022. En outre, 24 autres sont potentiellement efficients puisqu'ils ont leur borne supérieure d'efficience ESG égale à 1. Seulement trois DMU (GANFENG LITHIUM GROUP en 2020, 2021 et 2022) ne sont pas efficients. On peut retenir que 66 DMU sur les 69 peuvent être considérés comme efficients. En revanche, pour α =1, c'est-à-dire dans le scénario du modèle de DEA précis, on a seulement 51 DMU qui ont une efficience ESG égale à 1. Pour l'échantillon européen, 84 DMU sur 132 sont efficients avec 44 DMU qui sont totalement efficients et 40 qui ont la possibilité d'être efficient, pour un niveau de certitude moindre (α = 0). Pour un niveau de certitude maximal α = 1, 64 DMU sont efficients alors que les autres (68 DMU) ne le sont pas. Enfin pour l'échantillon américain, 84 DMU sur 114 sont efficients (dont 60 DMU avec une efficience ESG précise et égale à 1) : les 30 DMU restant ne peuvent en aucun cas être efficients pour α = 0. Toutefois, pour α = 1, le nombre de DMU efficients baisse encore jusqu'à 75. Ces résultats confirment ainsi que plus α s'approche de 1, plus la frontière d'efficience ESG se précise. Ces résultats convergent avec ceux de Storto (2024).

4.3.1.1.2 Scores d'efficience ESG pour le modèle des ISR et statistiques descriptives

Les résultats des estimations pour ce modèle révèlent une baisse substantielle du taux d'efficience ESG par rapport au premier modèle. En effet, pour l'échantillon chinois, seulement 25 DMU sont efficients pour les fenêtres d'analyse 2020-2021 et 2021-2022 et 31 pour la fenêtre d'analyse 2020-2022. Ce qui correspond à une diminution de plus 15% du nombre de DMU efficients pour les deux petites fenêtres d'analyse et de 26,2% pour la grande fenêtre d'analyse. Pour l'échantillon américain, c'est une baisse de 18,2%, 28% et 16,7% de DMU efficients pour les fenêtres d'analyse 2020-2021, 2021-2022 et 2020-2022 respectivement. Toutefois, pour le cas de l'Europe, les résultats montrent que la frontière d'efficience ne change pas substantiellement du point de vue du nombre de DMU efficients. En effet, pour la fenêtre d'analyse 2020-2021, on observe une légère augmentation par rapport au premier modèle avec le nombre de DMU efficients qui passe de 32 à 33. Tandis qu'une baisse est observée pour les fenêtres d'analyse 2021-2022 et 2020-2022 avec le nombre de DMU efficients qui passe de 35 à 34 et 44 à 42 respectivement. Le tableau 6 fait état du niveau d'efficience ESG de nos différents échantillons à travers les fenêtres d'analyse considérées pour le modèle à savoir celui de la perspective des investisseurs socialement responsables.

Tableau 12: Niveau d'efficience dans les différents échantillons – Modèle 2

		2020-2021	2021-2022	2020-2022
Chine	Nb. DMU	46	46	69
	DMU efficients	25	25	31
	% Efficience	54,35%	54,35%	44,9%
US	Nb. DMU	76	76	114
	DMU efficients	36	36	50
	% Efficience	47,36%	47,36%	43,86%
UE	Nb. DMU	88	88	132
	DMU efficients	33	34	42
	% Efficience	37,5%	38,64%	31,82%

Toutefois, les résultats montrent que les entreprises chimiques ont toujours une meilleure efficience ESG en termes de proportion par rapport à la taille de l'échantillon. On remarque qu'environ 54% des DMU sont efficients sur les périodes d'analyse 2020-2021 et 2011-2022 contre approximativement 50% pour la période d'analyse 2020-2022. Ceci constitue une meilleure performance relativement à leurs pairs américains qui sont 47% pour les périodes 2020-20221 et 2021-2022 et environ un taux 44% d'efficience pour la période 2020-2022. L'échantillon européen est encore une fois caractérisé par le taux d'efficience le plus faible qui tourne autour de 38 - 39% pour les deux petites fenêtres d'analyse et 32% pour la grande fenêtre d'analyse. Comme évoqué pour le premier modèle, il demeure difficile de comparer les résultats des trois échantillons étant donné qu'ils n'ont pas la même taille. Le pouvoir explicatif de l'estimateur DEA pourrait être à l'origine d'une partie de ces différences mais aussi le statut des entreprises et la situation géographique pourraient substantiellement être une explication de cette variation du taux d'efficience.

Du côté des tendances globales, les entreprises chinoises demeurent en moyenne plus efficientes que leurs pairs américains et européens. En effet, on note que pour $\alpha = 0$, l'efficience ESG des entreprises chinoises en moyenne évolue entre 67% et 94% pour la fenêtre d'analyse 2020-2022 alors que pour les entreprises américaines et européennes, elle évolue

respectivement entre 62,2% et 82,5% et 59,3% et 80,4% pour cette même période. Pour α = 1, la moyenne des efficiences ESG pour les entreprises chinoises est égale à 82,6% contre 74,2% et 68,8% respectivement pour les entreprises américaines et européennes. Ces statistiques sont regroupées dans les tableaux 7, 8 et 9. Le même resserrement des écarts d'efficience ESG, au fur à mesure que α s'approche à 1, est aussi observé pour les estimations de ce modèle. Ces faits sont inhérents à la méthode DEA floue et sont par conséquent invariables, qu'importe la spécification du modèle.

Tableau 13:Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon Chine

Fenêtre d'analyse		**α =**										
		0	**0,1**	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**	**1**
2020-2021	**Inf**	69,7%	72,8%	74,5%	76,0%	77,0%	77,7%	78,2%	78,9%	79,6%	80,4%	86,9%
	Sup	96,3%	96,3%	96,3%	96,3%	95,9%	95,8%	95,8%	95,5%	95,1%	94,5%	86,9%
2021-2022	**Inf**	72,0%	73,6%	74,5%	74,9%	75,3%	75,7%	76,1%	76,5%	77,0%	78,1%	84,2%
	Sup	95,2%	94,3%	93,8%	92,4%	91,4%	90,6%	89,9%	89,4%	89,0%	88,6%	84,2%
2020-2022	**Inf**	67,0%	70,0%	70,9%	71,5%	72,1%	72,7%	73,3%	73,9%	74,6%	75,9%	82,6%
	Sup	94,4%	93,5%	92,7%	91,2%	90,1%	89,3%	88,5%	88,0%	87,6%	87,2%	82,6%

Tableau 14: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon Europe

Fenêtre d'analyse		**α =**										
		0	**0,1**	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**	**1**
2020-2021	**Inf**	63,2%	66,2%	66,8%	67,4%	68,0%	68,6%	69,3%	69,9%	70,6%	71,3%	72,3%
	Sup	82,7%	82,7%	82,7%	82,2%	81,7%	81,5%	81,0%	80,4%	79,9%	79,5%	72,3%
2021-2022	**Inf**	61,9%	64,1%	64,8%	65,4%	66,0%	66,6%	67,3%	68,0%	68,6%	69,7%	71,1%
	Sup	81,3%	80,9%	80,5%	80,1%	79,8%	79,3%	78,8%	78,4%	78,1%	77,8%	71,1%
2020-2022	**Inf**	59,3%	62,3%	63,0%	63,6%	64,2%	64,8%	65,4%	66,0%	66,6%	67,4%	68,8%
	Sup	80,4%	80,1%	79,8%	79,3%	78,8%	78,2%	77,7%	77,3%	77,0%	76,7%	68,8%

Tableau 15: Scores moyens d'efficacité floue pour différentes valeurs de α pour le modèle 2 - Echantillon US

Fenêtre d'analyse		**α =**										
		0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
2020-2021	**Inf**	67,7%	69,7%	70,5%	70,8%	71,0%	71,1%	71,2%	71,3%	71,4%	71,8%	75,0%
	Sup	82,6%	80,4%	79,3%	78,9%	78,4%	77,8%	77,1%	76,6%	76,2%	75,6%	75,0%
2021-2022	**Inf**	68,5%	71,7%	72,7%	73,2%	73,5%	73,8%	74,1%	74,4%	74,6%	75,0%	78,7%
	Sup	86,2%	84,7%	83,2%	82,9%	82,3%	81,6%	81,0%	80,5%	80,0%	79,7%	78,7%
2020-2022	**Inf**	66,2%	69,0%	69,9%	70,2%	70,4%	70,6%	70,6%	70,7%	70,8%	71,1%	74,2%
	Sup	82,5%	80,3%	79,5%	79,1%	78,4%	77,5%	76,8%	76,3%	75,6%	74,9%	74,2%

Ainsi, ces résultats témoignent d'une meilleure efficience ESG pour le modèle 1 relativement au modèle 2. Cette différence est visible au niveau de la frontière d'efficience ESG qui est nettement plus élargie pour le premier modèle. L'efficience ESG en moyenne est nettement plus élevée dans le modèle 1 que dans le modèle 2.

Par ailleurs, les résultats des estimations sur l'échantillon chinois montrent que pour la période d'analyse 2020-2022 et pour $\alpha = 0$, 61 sur 69 DMU sont efficients. Parmi ces 61 DMU, seulement 31 sont tout à fait efficients dans le sens où leur score est une valeur précise et égale à 1. Toutefois, pour $\alpha = 1$, les résultats montrent que 46 sont tout à fait efficients. Pour l'échantillon américain, 77 sur 114 DMU sont efficients dont 50 DMU qui sont tout à fait efficients pour $\alpha = 0$ alors que pour $\alpha = 1$, seuls 58 DMU sont efficients. Enfin pour l'échantillon européen, si l'on considère α égal à 0, on compte 42 DMU tout à fait efficients, inclus dans les 80 DMU qui sont efficients selon la logique floue. Pour $\alpha = 1$, la frontière d'efficience ESG ne peut être délimitée que par 56 DMU au maximum.

L'efficience ESG étant calculée pour les deux modèles, il est à présent important de procéder au classement des DMU des différents échantillons. En effet, l'intérêt de la méthode DEA consiste à établir un benchmarking des entités sous-évaluation. On pourra alors définir clairement la frontière d'efficience ESG et identifier les sentiers d'amélioration pour les entités inefficientes. Après l'établissement de ce classement, nous serons en mesure de conduire une analyse globale de l'efficience ESG pour les deux modèles définis.

Toutefois, si le benchmarking se fait de façon directe et simple pour la DEA conventionnelle, ce n'est pas le cas pour la DEA floue qui propose des efficiences sous forme d'intervalle. Classer des nombres flous est d'autant plus complexe que la fonction d'appartenance n'est pas connue. C'est l'objet du paragraphe suivant.

4.3.1.2 Classement des entreprises chimiques

A ce stade, il est important de procéder au classement des entreprises chimiques sous les deux perspectives d'investissement pour discuter ensuite les résultats.

4.3.1.2.1 Classement des entreprises chimiques : Modèle 1

Dans les estimations basées sur la DEA floue, les résultats obtenus diffèrent de ceux que l'on peut obtenir à partir du modèle DEA conventionnel dans le sens où les scores d'efficience obtenus sont moins précis. Ils constituent un mélange d'intervalles et de valeurs précises. Par conséquent, le benchmarking ne se fait pas de façon directe comme pour la DEA conventionnelle. Il devient alors beaucoup plus complexe de classer les différentes entités avec une telle distribution de scores d'efficience. Plusieurs méthodes dans la littérature permettent de classer des nombres flous. Nous allons nous baser sur la méthode de classement de Chen et Klein (1997). Ce choix est légitimé par le fait qu'elle ne requiert pas la connaissance de la fonction d'appartenance. La méthode des coupes alpha est basée sur la détermination des bornes inférieure et supérieure d'efficience à différents niveaux de possibilité, mais elle ne permet pas de déterminer la fonction d'appartenance. La méthode de classement de Chen et Klein (1997) constitue ainsi l'une des rares exceptions fonctionnelle en cas d'absence de la fonction d'appartenance. Elle se base sur le calcul de l'indice suivant qui nous permet de classer les différentes unités de décision, pour nos trois échantillons.

$$I_j = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(E_K)_{\alpha_i}^{Max} - c]}{\sum_{i=0}^{n}[(E_K)_{\alpha_i}^{Max} - c] - \sum_{i=0}^{n}[(E_K)_{\alpha_i}^{Min} - d]}, n \to \infty \quad \textit{Avec}$$

$c = min_{i,j}\{(E_K)_{\alpha_i}\}$ et $c = max_{i,j}\{(E_K)_{\alpha_i}\}$, $(E_k)^{Min}$ et $(E_k)^{Min}$ sont respectivement l'efficience minimale et maximale du DMU. α sont les coupes alpha et n est le nombre de DMU.

A ce stade, il est important d'arrêter de raisonner en termes de DMU et de commencer plutôt à raisonner en termes d'entreprises. La DEA par fenêtre appréhende la situation d'une même

entité sous des périodes différentes. Ainsi pour une même entreprise, notre analyse par fenêtre (2020 – 2022) distingue trois DMU distincts qui correspondent respectivement à l'année 2020, 2021 et 2022. Par conséquent, établir un benchmarking sur la base de DMU ne serait pas très pertinent. En revanche, nous pouvons reconsidérer les entreprises et établir un classement sur cette base. Pour se faire, nous calculerons pour chaque entreprise la moyenne des valeurs de l'indice de classement de Chen et Klein (1997) pour les années 2020, 2021 et 2022 et établir le classement. Nous utiliserons le calcul de la moyenne pour les bornes d'efficience ESG des différentes entreprises. Les résultats sont mis en évidence dans les tableaux 10, 11 et 12. Une dernière colonne est ajoutée à chaque tableau (Eff_moy) pour matérialiser la valeur centrale de l'intervalle d'efficience ESG calculée à partir des valeurs minimale (Eff_min) et maximale (Eff_max) d'intervalle d'efficience ESG, pour chaque entreprise.

Les résultats montrent que les entreprises chimiques chinoises sont globalement très efficientes. Près de la moitié de l'échantillon (10 sur 24 entreprises) est totalement efficiente sur toute la période d'étude. Par ailleurs, 20 sur les 24 entreprises chinoises ont une efficience ESG supérieure à 90%. La plus petite efficience ESG est celle de l'entreprise GANFENG LITHIUM GROUP (78%), ce qui semblerait plutôt satisfaisant pour ce genre d'indicateur (Storto, 2024). Pour le cas des entreprises chimiques américaines, moins du tiers de l'échantillon (10 sur 38 entreprises) fait état d'une efficience ESG sur toute la période d'analyse. Toutefois, seulement 8 entreprises ont une efficience ESG inférieure à 90%. RAYONIER ADVANCED MATERIALS possède le plus petit score (76,6%). Par conséquent, les entreprises chimiques américaines démontrent globalement une bonne efficience ESG. Enfin, s'agissant de l'échantillon européen, seulement 9 sur 44 entreprises sont efficientes et 14 entreprises présentent une efficience ESG en dessous de 75%. EVONIK INDUSTRIES AG est dernier du classement avec une efficience ESG de 53,09%. Plusieurs facteurs pourraient être à l'origine de cette différence. Ils seront amplement discutés après le classement des entreprises selon le deuxième modèle.

Tableau 16: Classement des entreprises chimiques chinoises - modèle 1

Entreprises chimiques	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
CATHAY BIOTECH INC-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
CNGR ADVANCED MATERIAL CO -A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
HENGYI PETROCHEMICAL CO -A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%

JL MAG RARE-EARTH CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SINOPEC SHANGHAI PETROCHE-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SKSHU PAINT CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
TIANQI LITHIUM CORP-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
XIAMEN TUNGSTEN CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
ZANGGE MINING CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
DONGYUE GROUP	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
YUNNAN ENERGY NEW MATERIAL-A	1,00	99,90%	100,00%	99,95%
HENGLI PETROCHEMICAL CO L-A	0,98	99,18%	100,00%	99,59%
SINOCHEM INTL CORP-A	0,97	98,71%	99,84%	99,27%
GUANGZHOU TINCI MATERIALS -A	0,95	98,00%	100,00%	99,00%
BLUESTAR ADISSEO CO-A	0,93	96,84%	99,95%	98,40%
WANHUA CHEMICAL GROUP CO -A	0,91	95,40%	99,61%	97,50%
CHINA RISUN GROUP LTD	0,89	94,43%	99,76%	97,09%
YUNNAN YUNTIANHUA CO-A	0,89	95,14%	100,00%	97,57%
ZHEJIANG JUHUA CO-A	0,74	86,11%	98,80%	92,45%
KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A	0,73	83,85%	98,62%	91,23%
LB GROUP CO LTD-A	0,49	62,53%	97,81%	80,17%
NINGBO SHANSHAN CO LTD-A	0,43	61,48%	90,85%	76,17%
GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A	0,40	77,59%	78,40%	78,00%

Tableau 17: Classement des entreprises chimiques américaines – modèle 1

Entreprises chimiques	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
AIR PRODUCTS & CHEMICALS INC	1,00	100,00%	100,00%	100,00%

INGEVITY CORP	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
INNOSPEC INC	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
LINDE PLC	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
LYONDELLBASELL INDU-CL A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
ORION SA	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
QUAKER CHEMICAL CORPORATION	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SHERWIN-WILLIAMS CO/THE	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
TRINSEO PLC	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
WESTLAKE CORP	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
HUNTSMAN CORP	0,99	99,62%	99,69%	99,65%
CF INDUSTRIES HOLDINGS INC	0,98	99,15%	100,00%	99,57%
MINERALS TECHNOLOGIES INC	0,96	98,68%	99,56%	99,12%
INTL FLAVORS & FRAGRANCES	0,96	98,62%	98,62%	98,62%
MATERION CORP	0,96	98,43%	100,00%	99,21%
DUPONT DE NEMOURS INC	0,95	98,33%	98,35%	98,34%
AVERY DENNISON CORP	0,95	98,29%	98,38%	98,33%
DOW INC	0,94	98,16%	98,16%	98,16%
STEPAN CO	0,93	97,82%	97,82%	97,82%
ELEMENT SOLUTIONS INC	0,91	96,29%	99,66%	97,97%
ASHLAND INC	0,91	96,71%	97,51%	97,11%
CORTEVA INC	0,91	96,87%	96,89%	96,88%
SENSIENT TECHNOLOGIES CORP	0,90	96,56%	98,08%	97,32%
KOPPERS HOLDINGS INC	0,88	94,64%	98,15%	96,39%

ECOLAB INC	0,85	95,18%	95,19%	95,18%
FMC CORP	0,85	95,11%	95,12%	95,11%
AXALTA COATING SYSTEMS LTD	0,83	92,20%	99,69%	95,95%
AVIENT CORP	0,83	93,68%	94,79%	94,23%
TRONOX HOLDINGS PLC	0,76	88,08%	96,99%	92,54%
CELANESE CORP	0,70	89,63%	90,58%	90,10%
OLIN CORP	0,62	79,34%	99,46%	89,40%
CHEMOURS CO/THE	0,60	86,52%	87,38%	86,95%
ALBEMARLE CORP	0,60	86,58%	86,62%	86,60%
LIVENT CORP	0,59	85,96%	87,47%	86,71%
PPG INDUSTRIES INC	0,58	86,13%	86,13%	86,13%
EASTMAN CHEMICAL CO	0,58	75,13%	100,00%	87,56%
CABOT CORP	0,54	84,41%	85,37%	84,89%
RAYONIER ADVANCED MATERIALS	0,33	74,00%	79,21%	76,60%

Tableau 18: Classement des entreprises chimiques européennes – modèle 1

Entreprises chimiques	Pays	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
BASF SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
CINKARNA CELJE	**Slovénie**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
HOLLAND COLOURS NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
IMCD NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
INDUSTRIE DE NORA SPA	**Italie**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
OCI NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
ORAPI	**France**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SGL CARBON SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%

TESSENDERLO GROUP	**Belgique**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
AMG CRITICAL MATERIALS N.V.	**Pays-Bas**	1,00	99,71%	100,00%	99,86%
BRENNTAG SE	**Allemagne**	0,99	99,62%	99,98%	99,80%
ZOTEFOAMS PLC	**Royaume-Uni**	0,98	98,94%	100,00%	99,47%
ROBERTET SA	**France**	0,98	98,74%	99,93%	99,34%
UMICORE	**Belgique**	0,94	95,91%	96,22%	96,06%
JOHNSON MATTHEY PLC	**Royaume-Uni**	0,94	95,53%	97,89%	96,71%
AKZO NOBEL N.V.	**Pays-Bas**	0,91	93,00%	98,38%	95,69%
FUCHS SE	**Allemagne**	0,91	93,44%	99,85%	96,65%
THRACE PLASTICS HOLDING AND	**Grèce**	0,91	93,37%	100,00%	96,69%
TREATT PLC	**Royaume-Uni**	0,91	91,78%	100,00%	95,89%
UZIN UTZ SE	**Allemagne**	0,88	90,30%	99,35%	94,82%
CHR HANSEN HOLDING A/S	**Danemark**	0,85	89,51%	92,21%	90,86%
VICTREX PLC	**Royaume-Uni**	0,82	80,85%	98,52%	89,68%
K+S AG-REG	**Allemagne**	0,81	80,77%	92,36%	86,56%
KAP AG	**Allemagne**	0,74	74,40%	98,00%	86,20%
CIECH SA	**Pologne**	0,73	74,22%	99,24%	86,73%
GRUPA AZOTY SA	**Italie**	0,73	78,78%	89,99%	84,39%
AIR LIQUIDE SA	**France**	0,69	69,96%	100,00%	84,98%
ELEMENTIS PLC	**Royaume-Uni**	0,67	71,68%	90,71%	81,20%
PLASTIVALOIRE	**France**	0,65	70,62%	85,41%	78,01%

SOLVAY SA	**Belgique**	0,64	74,00%	81,00%	77,50%
NOVOZYMES A/S-B SHARES	**Danemark**	0,60	70,36%	79,07%	74,72%
LENZING AG	**Autriche**	0,59	67,57%	81,65%	74,61%
SOL SPA	**Italie**	0,59	70,13%	75,92%	73,03%
MORGAN ADVANCED MATERIALS PL	**Royaume-Uni**	0,58	62,53%	82,63%	72,58%
ARKEMA	**France**	0,57	70,13%	74,28%	72,20%
COVESTRO AG	**Allemagne**	0,56	70,47%	72,21%	71,34%
CRODA INTERNATIONAL PLC	**Royaume-Uni**	0,55	69,82%	73,45%	71,63%
WACKER CHEMIE AG	**Allemagne**	0,55	68,06%	76,02%	72,04%
MERSEN	**France**	0,54	67,17%	71,32%	69,24%
LANXESS AG	**Allemagne**	0,52	62,19%	76,41%	69,30%
SYMRISE AG	**Allemagne**	0,42	60,44%	63,77%	62,11%
SYNTHOMER PLC	**Royaume-Uni**	0,39	56,78%	62,79%	59,79%
KEMIRA OYJ	**Finlande**	0,29	51,29%	56,02%	53,65%
EVONIK INDUSTRIES AG	**Allemagne**	0,28	52,19%	54,00%	53,09%

4.3.1.2.2 **Classement des entreprises chimiques : Modèle 2**

Pour le deuxième modèle, on utilise la même démarche de classement. Les entreprises chinoises démontrent une efficience ESG globalement satisfaisante mais entachée par des performances très médiocres pour certaines entités. En effet, 7 sur les 24 entreprises sont tout à fait efficientes tandis 5 autres ont une efficience en dessous de 75%. Le groupe DONGYUE GROUP qui était tout à fait efficient dans le premier modèle se retrouve dernier du classement avec une efficience très médiocre de 6,53%. A l'inverse, des entreprises comme GANFENG LITHIUM GROUP CO qui était dernier du classement dans le premier modèle avec une efficience de 78% se

retrouve parmi les meilleurs du classement avec une efficience ESG de 100%. Par ailleurs, des entreprises chinoises sont efficientes pour les deux modèles : HENGYI PETROCHEMICAL CO, JL MAG RARE-EARTH CO LTD, SINOPEC SHANGHAI PETROCHE et XIAMEN TUNGSTEN CO LTD en sont des illustrations. Ces entreprises possèdent la capacité de maximiser leur performance financière tout en limitant leurs impacts ESG et celle de minimiser leurs impacts ESG en assurant une bonne performance financière. Pour l'échantillon américain, 10 entreprises sur les 38 comprises dans l'échantillon sont efficientes, tandis que 14 autres ont une efficience ESG inférieure à 75%. On remarque que le changement est substantiellement moins radical que pour l'échantillon américain en ce sens que la plupart des entreprises ont des efficiences ESG plus ou moins similaires pour les deux modèles : LINDE PLC et QUAKER CHEMICAL CORPORATION demeurent efficientes nonobstant le modèle utilisé. Enfin pour l'échantillon européen, on remarque que seulement 8 entreprises sur les 44 sont efficientes sur toute la période. Le changement de statut d'efficience des entreprises européennes, pour les deux modèles, semble moins systématique relativement à leurs pairs chinois. En général, les entreprises gardent plus ou moins le même statut d'efficience. En effet, si l'on considère la première moitié du classement pour les deux modèles, on observe généralement les mêmes entreprises avec souvent des niveaux d'efficience similaires. Néanmoins, pour certaines d'entre-elles, l'efficience change radicalement. Par exemple, le groupe AMG CRITICAL MATERIALS N.V. est presque tout à fait efficient avec un score compris entre 99,71% et 100% si on considère le premier modèle. Pour le second modèle, il représente la moins bonne performance de tout l'échantillon européen avec un score d'efficience compris entre 4,94% et 5,03%. A l'inverse, le groupe EVONIK INDUSTRIES AG est inefficient dans le premier modèle. En revanche dans le deuxième modèle, il est tout à fait efficient et fait partie du benchmark. Les tableaux 13, 14 et 15 résument les résultats du classement pour le deuxième modèle, respectivement pour nos trois échantillons.

Tableau 19: Classement des entreprises chimiques chinoises - modèle 2

Entreprises chimiques	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
HENGYI PETROCHEMICAL CO -A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
JL MAG RARE-EARTH CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SINOPEC SHANGHAI PETROCHE-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%

WANHUA CHEMICAL GROUP CO -A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
XIAMEN TUNGSTEN CO LTD-A	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
LB GROUP CO LTD-A	1,00	99,99%	100,00%	100,00%
SKSHU PAINT CO LTD-A	1,00	99,80%	100,00%	99,90%
GUANGZHOU TINCI MATERIALS -A	0,98	97,72%	100,00%	98,86%
ZANGGE MINING CO LTD-A	0,98	97,49%	99,65%	98,57%
HENGLI PETROCHEMICAL CO L-A	0,96	95,90%	100,00%	97,95%
KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A	0,86	81,75%	100,00%	90,87%
YUNNAN ENERGY NEW MATERIAL-A	0,83	82,74%	85,10%	83,92%
CNGR ADVANCED MATERIAL CO -A	0,82	82,35%	82,93%	82,64%
ZHEJIANG JUHUA CO-A	0,80	68,59%	98,62%	83,60%
CATHAY BIOTECH INC-A	0,77	67,40%	83,54%	75,47%
TIANQI LITHIUM CORP-A	0,73	66,92%	86,03%	76,48%
YUNNAN YUNTIANHUA CO-A	0,67	53,31%	99,51%	76,41%
SINOCHEM INTL CORP-A	0,59	36,00%	93,02%	64,51%
NINGBO SHANSHAN CO LTD-A	0,54	18,03%	100,00%	59,02%
CHINA RISUN GROUP LTD	0,41	5,20%	71,98%	38,59%
BLUESTAR ADISSEO CO-A	0,38	23,72%	51,57%	37,64%
DONGYUE GROUP	0,04	5,14%	7,93%	6,53%

Tableau 20: Classement des entreprises chimiques européennes

Entreprises chimiques	Pays	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
AKZO NOBEL N.V.	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
BASF SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%

BRENNTAG SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
CHR HANSEN HOLDING A/S	**Danemark**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
EVONIK INDUSTRIES AG	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
HOLLAND COLOURS NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
IMCD NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
ORAPI	**France**	1,00	100,00%	100,00%	100,00%
SYMRISE AG	**Allemagne**	0,98	98,09%	98,11%	98,10%
ZOTEFOAMS PLC	**Royaume-Uni**	0,98	97,80%	100,00%	98,90%
TREATT PLC	**Royaume-Uni**	0,97	96,79%	100,00%	98,39%
ROBERTET SA	**France**	0,96	96,54%	96,70%	96,62%
K+S AG-REG	**Allemagne**	0,94	93,48%	100,00%	96,74%
UMICORE	**Belgique**	0,93	92,65%	94,94%	93,79%
ARKEMA	**France**	0,91	91,75%	91,76%	91,76%
PLASTIVALOIRE	**France**	0,90	87,89%	99,23%	93,56%
GRUPA AZOTY SA	**Pologne**	0,87	87,63%	89,10%	88,37%
JOHNSON MATTHEY PLC	**Royaume-Uni**	0,85	83,09%	94,93%	89,01%
WACKER CHEMIE AG	**Allemagne**	0,85	85,60%	85,83%	85,72%
UZIN UTZ SE	**Allemagne**	0,85	74,99%	98,07%	86,53%
INDUSTRIE DE NORA SPA	**Italie**	0,84	81,20%	99,03%	90,11%
LENZING AG	**Autriche**	0,82	82,59%	83,00%	82,80%

CINKARNA CELJE	**Slovénie**	0,78	65,45%	97,46%	81,45%
THRACE PLASTICS HOLDING AND	**Grèce**	0,75	74,90%	79,54%	77,22%
AIR LIQUIDE SA	**France**	0,75	66,86%	100,00%	83,43%
SOL SPA	**Italie**	0,73	68,36%	89,04%	78,70%
SOLVAY SA	**Belgique**	0,71	70,27%	80,13%	75,20%
MERSEN	**France**	0,66	54,50%	91,99%	73,24%
FUCHS SE	**Allemagne**	0,66	58,42%	83,90%	71,16%
LANXESS AG	**Allemagne**	0,62	58,58%	72,02%	65,30%
OCI NV	**Pays-Bas**	0,57	33,83%	90,78%	62,30%
COVESTRO AG	**Allemagne**	0,55	55,30%	58,79%	57,04%
KAP AG	**Allemagne**	0,52	18,52%	92,75%	55,63%
MORGAN ADVANCED MATERIALS PL	**Royaume-Uni**	0,51	25,17%	81,03%	53,10%
VICTREX PLC	**Royaume-Uni**	0,48	25,20%	72,88%	49,04%
NOVOZYMES A/S-B SHARES	**Danemark**	0,42	34,43%	50,61%	42,52%
TESSENDERLO GROUP	**Belgique**	0,31	6,07%	46,55%	26,31%
CRODA INTERNATIONAL PLC	**Royaume-Uni**	0,26	26,07%	28,49%	27,28%
SGL CARBON SE	**Allemagne**	0,14	12,07%	17,79%	14,93%
CIECH SA	**Pologne**	0,13	14,52%	15,83%	15,17%
KEMIRA OYJ	**Finlande**	0,07	4,34%	11,56%	7,95%
SYNTHOMER PLC	**Royaume-Uni**	0,07	9,63%	10,20%	9,92%
ELEMENTIS PLC	**Royaume-Uni**	0,06	8,31%	9,08%	8,70%

AMG CRITICAL MATERIALS N.V.	**Pays-Bas**	0,02	4,94%	5,03%	4,99%

Tableau 21: Classement des entreprises chimiques américaines

Entreprises chimiques	Indice	Eff_min	Eff_max	Eff_moy
AVERY DENNISON CORP	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
AVIENT CORP	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
CORTEVA INC	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
DUPONT DE NEMOURS INC	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
ECOLAB INC	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
LINDE PLC	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
MINERALS TECHNOLOGIES INC	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
QUAKER CHEMICAL CORPORATION	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
SENSIENT TECHNOLOGIES CORP	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
SHERWIN-WILLIAMS CO/THE	1,000	100,00%	100,00%	100,00%
ELEMENT SOLUTIONS INC	0,994	99,37%	100,00%	99,68%
FMC CORP	0,993	99,29%	99,59%	99,44%
INGEVITY CORP	0,992	99,26%	99,52%	99,39%
MATERION CORP	0,988	98,77%	99,99%	99,38%
DOW INC	0,966	96,71%	96,71%	96,71%
AIR PRODUCTS & CHEMICALS INC	0,963	96,36%	97,91%	97,14%
ASHLAND INC	0,952	95,34%	95,53%	95,44%
INTL FLAVORS & FRAGRANCES	0,938	93,93%	93,93%	93,93%
LIVENT CORP	0,934	93,13%	97,29%	95,21%

LYONDELLBASELL INDU-CL A	0,879	88,20%	88,20%	88,20%
PPG INDUSTRIES INC	0,864	86,80%	86,80%	86,80%
AXALTA COATING SYSTEMS LTD	0,854	82,74%	97,15%	89,95%
TRINSEO PLC	0,851	82,59%	95,68%	89,14%
INNOSPEC INC	0,836	81,32%	95,70%	88,51%
RAYONIER ADVANCED MATERIALS	0,753	69,78%	79,52%	74,65%
ALBEMARLE CORP	0,672	67,73%	68,49%	68,11%
CF INDUSTRIES HOLDINGS INC	0,504	27,50%	69,72%	48,61%
EASTMAN CHEMICAL CO	0,490	11,10%	88,29%	49,69%
STEPAN CO	0,483	47,03%	52,24%	49,64%
OLIN CORP	0,472	10,67%	82,72%	46,69%
WESTLAKE CORP	0,348	36,32%	36,61%	36,46%
KOPPERS HOLDINGS INC	0,322	24,96%	38,53%	31,75%
CELANESE CORP	0,287	30,49%	30,65%	30,57%
HUNTSMAN CORP	0,236	25,13%	25,72%	25,42%
ORION SA	0,109	13,00%	13,24%	13,12%
TRONOX HOLDINGS PLC	0,107	6,01%	14,10%	10,06%
CHEMOURS CO/THE	0,043	6,26%	6,86%	6,56%
CABOT CORP	0,003	2,79%	2,89%	2,84%

A partir des scores d'efficience calculés pour les deux modèles et le benchmarking proposé, il apparait essentiel d'élaborer une analyse globale et synthétique de l'ensemble de ces résultats. Des enseignements pourront ainsi être tirés en vue de l'analyse des liens existants entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise.

4.3.2 **Analyse des résultats de l'efficience ESG : discussions et enseignements**

Nos résultats nous permettent d'adopter une approche comparative basée sur les disparités entre les trois échantillons qui révèlent le contexte et l'environnement des trois zones géographiques. Ils permettent aussi d'envisager les différences entre les deux modèles pour lesquels les attentes des deux types d'investisseurs sont différentes.

4.3.2.1 Analyse comparative entre les trois échantillons

Les résultats mettent en évidence des disparités entre les trois zones géographiques : elles sont observées tant sur le niveau moyen d'efficience ESG que sur la composition de la frontière d'efficience ESG.

4.3.2.1.1 **Disparités du niveau d'efficience ESG moyenne des trois échantillons**

Comme nous l'avons déjà évoqué plus haut, nos estimations sont faites à travers plusieurs fenêtres d'analyse. Toutefois, il n'y a que la grande période d'analyse qui nous intéresse réellement pour identifier les tendances globales. En effet, les résultats ont montré qu'il existe des disparités notoires d'une année à l'autre et aussi d'une fenêtre d'analyse à l'autre, mais l'objectif de cette présente étude n'est pas d'élucider les différents facteurs déterminants de l'efficience ESG ni les causes de ces différences. En revanche, l'objectif de cette étude est de calculer l'efficience ESG des entreprises et de déterminer ces liens avec la valeur de l'entreprise afin de mieux observer le comportement des différents types d'investisseurs. Notre analyse est alors purement basée sur l'analyse de moyenne.

Les résultats montrent en moyenne une efficience ESG supérieure pour les entreprises chinoises par rapport à leurs pairs américains et européens et ce, pour les deux modèles. En effet, pour le premier modèle, l'efficience ESG des entreprises chinoises varient entre 93,44% et 98,42%, ce qui témoigne d'une très bonne performance. Les entreprises américaines viennent en seconde position avec une efficience ESG moyenne très proche de celle des entreprises chinoises qui évolue entre 94,21% et 96,44%. Les entreprises européennes enregistrent la plus petite performance avec une moyenne d'efficience ESG qui fluctue entre 82,14% et 89,06%. Pour le deuxième modèle, le même ordre de classement est encore observé avec une efficience ESG des entreprises chinoises estimée entre 73,13% et 89,56% contre 70,33% et 77,73% pour les entreprises américaines et 64,68% et 77,64% pour les entreprises européennes.

Ces résultats stipulent que les entreprises chimiques chinoises seraient plus aptes à accroitre leur performance financière sans pour autant augmenter leurs impacts ESG. Elles seraient également plus aptes à amoindrir leurs impacts ESG tout en garantissant un certain niveau de performance financière. Une autre interprétation tiendrait à ce que les entreprises chimiques chinoises seraient plus susceptibles de capter l'intérêt des investisseurs conventionnels et des investisseurs socialement responsables. Ces conclusions pourraient sembler surprenantes : les entreprises chinoises n'étant pas forcément réputées pour avoir une conformité ESG exemplaire, alors que leurs pairs européens et américains évoluent dans des environnements beaucoup plus stricts en termes de réglementation.

La première explication tient à la taille de nos échantillons pour les entreprises. Pour rappel, l'estimation DEA est basée sur une analyse relative de performance au sein d'un ensemble d'entités en évaluation. Par conséquent, plus leur nombre augmente, plus le pouvoir discriminatoire de l'estimateur augmente et plus les résultats sont fiables. Par conséquent, la différence de taille des échantillons pourrait être responsable des disparités observées pour nos trois échantillons. Même avec une taille d'échantillon plus réduite, l'efficience ESG des entreprises chinoises est très proche de celle des entreprises américaines pour les deux modèles : elle n'est d'ailleurs pas très éloignée de celle des entreprises européennes lorsque l'on considère que le deuxième modèle. Il reste alors très compliqué d'établir une comparaison pertinente entre ces trois échantillons du fait de leur différence de taille.

Ces résultats pourraient également refléter la véritable réalité de la performance ESG de ces entreprises, qui serait la conséquence de leur disposition en termes d'inputs et d'outputs. Toutefois, il demeure très compliqué de jauger avec certitude la contribution de chaque input et output à la formation des scores d'efficience ESG. En effet, à la différence de l'analyse de régression qui alloue une pondération commune à chaque variable pour l'ensemble des individus étudiés, la méthode DEA alloue une pondération à chaque variable (inputs et outputs) est différente d'une entité à une autre. Par conséquent, une variation du score d'efficience pour une entité donnée serait très difficile à expliquer étant donné qu'elle ne dépend pas seulement de sa disposition d'inputs et d'outputs mais aussi de celle de ses pairs. Néanmoins, il existe des techniques post-estimation DEA plus avancées pour essayer d'expliquer les déterminants de la formation de l'efficience. L'estimation DEA donne aussi la possibilité de définir des valeurs cibles pour des inputs et outputs et d'essayer d'en ajuster d'autres afin d'améliorer l'efficience ESG. On pourrait encore, dans une perspective d'amélioration de l'efficience, conduire une deuxième étape d'estimation DEA basée sur l'optimisation des écarts (Slack) pour mieux

identifier des axes de progrès. Toutefois, l'objectif de notre étude n'est pas d'identifier les facteurs déterminants de l'efficience ou des pistes potentielles d'amélioration. Par conséquent, nous nous abstenons de conduire de telles analyses post-estimation. Dans cette logique, il est impossible d'affirmer quelles variables agissent de façon pertinente sur la détermination du score d'efficience ESG et pourquoi les entreprises chinoises jouissent d'une meilleure performance que leurs pairs américains ou européens.

Enfin, une troisième explication pourrait être en relation avec le climat de régulation en vigueur dans les trois zones géographiques. Le fait que l'échantillon chinois soit caractérisé par une meilleure efficience ESG pour les deux modèles pourrait aussi être expliqué par un manque de connexion entre les dimensions ESG et financière. Ce manque de relation pourrait être la résultante d'une carence de régulation et de règlementation par rapport à la norme ESG, ou encore d'un manque de prise de conscience de la cette dimension par toutes les autres parties prenantes. Comme nous l'avons déjà évoqué dans le premier chapitre, la législation chinoise est moins stricte en matière de conformité ESG. A l'inverse, le climat de régulation européenne et américaine impose aux entreprises chimiques des attentes de conformité ESG plus fortes : on reconnaitra une prise de conscience supérieure quant à la dimension ESG notamment exacerbée par le rôle des médias. Par conséquent, la performance financière serait nettement plus sensible à cette dimension ESG : ceci pourrait alors expliquer ces disparités de performances observées.

Il est ainsi très difficile de statuer sur les différences d'efficience ESG notées à travers nos trois échantillons. Toutefois, l'analyse de la frontière d'efficience pourrait aussi aider à mieux comprendre les particularités de nos trois échantillons.

Les résultats soulignent des disparités notoires : elles sont observées tant sur la frontière d'efficience ESG que sur le statut de l'efficience ESG globale.

4.3.2.1.2 **Les disparités dans la frontière d'efficience ESG des différents échantillons**

L'observation de la frontière d'efficience ESG de nos trois échantillons confirme globalement les tendances soulignées lors de l'analyse de l'efficience moyenne. En effet, les résultats montrent que la frontière d'efficience ESG est plus élargie pour les échantillons chinois et américain pour le premier modèle. En effet, 10 entreprises sont tout à fait efficientes sur toute la période d'analyse 2020-2022 si l'on considère les échantillons chinois et américain. Par ailleurs l'échantillon chinois présente le plus grand pourcentage d'efficience ESG étant donné que l'échantillon est plus réduit. Les explications sont multiples. L'échantillon européen

présente ainsi le plus faible nombre d'entreprises efficientes (9) de même que le plus petit pourcentage d'efficience ESG. En d'autres termes, il est plus difficile dans le contexte européen d'améliorer sa performance financière sans pour autant occasionner plus de risques et d'impacts de type ESG. En revanche, pour le deuxième modèle, les tendances sont inversées dans le sens où les entreprises américaines suivies des entreprises européennes disposent des meilleures pratiques en matière de réduction d'impacts et de risques ESG, tout en gardant le même niveau de performance financière. En effet, 10 sur 38 entreprises chimiques américaines sont efficientes (soit un pourcentage de 26,3%) contre 8 des 44 entreprises chimiques européennes (soit 18,2%). En effet, pour l'échantillon chinois, seulement 6 des 23 entreprises sont efficientes (soit un pourcentage de 26,1%) sur toute la période d'analyse. Toutefois, le pourcentage d'efficience ESG selon le deuxième modèle est légèrement en faveur des entreprises américaines suivies des entreprises chinoises. L'échantillon européen dispose alors du plus faible pourcentage d'efficience ESG pour le deuxième modèle bien que sa taille soit nettement plus grande, relativement aux autres échantillons. Par ailleurs, on voit que le nombre d'entreprises efficientes reste quasi constant pour les échantillons américain et européen alors qu'il chute substantiellement pour l'échantillon chinois. Ces observations témoignent de la difficulté des entreprises chinoises à assurer une efficience ESG selon les deux perspectives.

Par ailleurs, un autre constat concerne la frontière d'efficience ESG commune aux deux modèles. En effet, on remarque qu'il y existe des entreprises efficientes sur toute la période d'analyse et à travers les deux perspectives d'investissements. Ces dernières sont alors susceptibles d'attirer aussi bien des investisseurs conventionnels que des investisseurs socialement responsables. Autrement dit, ces entreprises ont une stratégie ESG adéquate qui repose sur une performance financière saine. Elle leur permet alors d'améliorer davantage la performance financière tout en évitant de générer des impacts ESG supplémentaires mais aussi de réduire ces impacts tout en maintenant le même niveau de performance financière. Les échantillons chinois et européens disposent chacun de 4 entreprises capables d'évoluer dans ce registre contre 3 pour l'échantillon américain (Tableau 16).

Par ailleurs le changement de rang des entreprises, d'un modèle à l'autre, peut révéler des enseignements sur l'efficience ESG pour les trois zones géographiques. En effet, il témoigne de la difficulté d'une entreprise à satisfaire les deux types d'investisseurs. On constate que la variation du rang des entreprises est nettement plus prononcée au niveau des entreprises chinoises. Le classement change substantiellement dans le deuxième modèle par rapport au premier. En revanche, pour les autres échantillons, on note moins de changements radicaux,

notamment pour l'échantillon européen. La politique des entreprises chinoises serait plus axée sur la stratégie de maximisation du profit et donc sur la satisfaction des investisseurs conventionnels. A l'inverse, les entreprises américaines et européennes démontreraient une politique nettement plus inclusive en montrant une capacité identique à satisfaire les deux types d'investisseurs. Ce point sera discuté, plus en profondeur, dans la partie suivante lorsqu'il sera question d'analyser les disparités d'un modèle par rapport à l'autre.

4.3.2.2 **Analyse comparative entre les deux modèles : discussions et enseignements**

Notre analyse comparative envisage les disparités des estimations pour les deux modèles d'efficience ESG. Ces disparités sont non seulement observables pour les scores d'efficience ESG, mais aussi pour le classement des entreprises par rapport aux deux modèles d'efficience ESG.

4.3.2.2.1 **Disparités d'efficience ESG à travers les deux modèles**

Pour les trois échantillons, les résultats montrent une efficience ESG substantiellement supérieure pour le premier modèle relativement au deuxième. En effet, concernant l'échantillon chinois, l'efficience ESG qui évolue entre 93,44% et 98,42% pour le premier modèle a considérablement baissé pour le deuxième modèle pour se situer entre 73,13% et 89,56%. Pour l'échantillon américain, une baisse drastique de l'efficience ESG a aussi été observée avec un score d'efficience ESG qui évolue entre 94,21% et 96,44% pour le premier modèle contre 70,33% et 77,73% pour le deuxième. En revanche, les entreprises européennes ont elles aussi enregistré une baisse significative de leur efficience ESG dans le deuxième modèle, même si cette baisse semble relativement moins importante. Leur score d'efficience ESG en moyenne évolue entre 82,14% et 89,06% pour le premier modèle contre 64,68% et 77,64% pour le deuxième. De plus, la frontière d'efficience ESG est plus élargie dans le premier modèle que dans le deuxième. Le nombre d'entreprises chinoises efficientes a considérablement baissé de 10 à 6 par rapport au premier modèle. Celui de l'échantillon européen a légèrement varié en passant de 9 à 8, alors qu'il reste constant pour l'échantillon américain.

Le tableau suivant témoigne de l'ampleur de la frontière d'efficience pour les trois échantillons.

Tableau 16 : Nombre d'entreprises efficientes pour chaque modèle et chaque échantillon

Tableau 22: Nombre d'entreprises efficientes pour chaque modèle et chaque échantillon

Echantillons	Entreprises efficientes		
	Modèle 1	**Modèle 2**	**Modèle 1 & 2**
Chine	10	6	4
USA	10	10	3
Europe	9	8	4

Ces résultats signifient qu'il est nettement plus facile pour les entreprises chimiques d'être performante dans le premier modèle que dans le deuxième. Autrement dit, les entreprises chimiques qu'elles soient américaines, chinoises ou européennes, démontrent une capacité nettement plus élevée à satisfaire les attentes des investisseurs conventionnels que les investisseurs socialement responsables. Cette conclusion n'est pas surprenante en soi dans le sens où le rôle naturel d'une entreprise est de maximiser sa performance financière, et de se placer in fine dans la perspective du premier modèle. Les entreprises chimiques, du fait de la nature de leurs activités, évoluent dans un environnement contraignant dès qu'il s'agit d'une mise en conformité ESG. De ce fait, il est normal que ces dernières soient moins efficaces dans une perspective de minimisation des impacts ESG. Par conséquent, elles seraient plus enclines à s'aligner aux attentes des investisseurs conventionnels.

Les entreprises chimiques chinoises éprouveraient une plus grande difficulté à être efficace dans les deux perspectives si on en juge de la baisse significative de leur performance par rapport au premier modèle. Cela signifierait que les entreprises chinoises ne disposent pas de la même capacité de satisfaction des investisseurs conventionnels. A l'inverse, les entreprises européennes démontreraient une meilleure capacité à allier les deux perspectives. Autrement dit, elles seraient plus susceptibles de satisfaire les attentes des investisseurs conventionnels que celles des investisseurs socialement responsables. Ces résultats viennent confirmer le statut consacré à la dimension ESG qui est plus prégnant aux Etats unis et en Europe. En présence d'une législation plus stricte et d'exigences plus contraignantes, il est clair que ces entreprises développent plus de capacités à s'inscrire dans une logique de minimisation des impacts et des risques ESG. De plus, avec un niveau de démocratie, de libertés et de prise de conscience plus élevé, on pourrait penser qu'il existe un nombre plus grand d'investisseurs socialement

responsables. Les entreprises américaines et européennes seront alors plus incitées à adopter une politique qui les réconcilie aux exigences de cette catégorie particulière d'investisseurs.

Enfin, il est intéressant de constater la présence d'entreprises efficientes sur toute la période, pour les deux modèles. En d'autres termes, elles ont autant la capacité de maximiser leur performance financière sans augmenter leurs impacts ESG que la capacité de minimiser leurs impacts ESG sans réduire leur performance financière. De telles entreprises excellent dans les deux dimensions, leur permettant alors d'être attractives pour les deux catégories d'investisseurs. Par conséquent, elles constitueraient le benchmark pour les deux modèles d'investissement.

4.3.2.2.2 **Disparités sur le classement des entreprises à travers les deux modèles**

Sur le plan du classement, un certain nombre de disparités est également à noter. En effet, si pour chaque échantillon, nous établissons la comparaison entre les classements pour les deux modèles, on constate plusieurs changements. Les résultats viennent encore une fois confirmer la tendance selon laquelle les entreprises chinoises présentent des performances plus volatiles d'un modèle à l'autre. En effet, on peut facilement observer que le classement des entreprises chinoises est bouleversé si l'on bascule d'un modèle à l'autre. Ceci témoigne de la difficulté qu'elles ont à satisfaire de la même manière les deux types d'investisseurs. Elles éprouvent beaucoup plus de difficultés à satisfaire les investisseurs socialement responsables. A l'inverse, l'industrie chimique européenne a nettement plus de facilités que ses pairs à satisfaire, en même temps, les exigences des deux catégories d'investisseurs. Ceci se matérialise par leur classement qui semble relativement moins modifié lorsque l'on bascule d'un modèle à un autre. On constate que ces entreprises gardent plus ou moins les mêmes aptitudes à faire face aux exigences des investisseurs en ayant une politique plus inclusive, basée sur la quête de profit et le respect des normes ESG. Les tableaux 17, 18 et 19 mettent en relief ces changements en termes de classements.

Tableau 23: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon chinois

Entreprises chimiques	**Modèle 1**			**Modèle 2**		
	Eff_min	**Eff_max**	**Ind_1**	**Eff_min**	**Eff_max**	**Ind_2**
CATHAY BIOTECH INC-A	100,00%	100,00%	1,00	67,40%	83,54%	0,77

CNGR ADVANCED MATERIAL CO -A	100,00%	100,00%	1,00	82,35%	82,93%	0,82
HENGYI PETROCHEMICAL CO -A	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%	1,00
JL MAG RARE-EARTH CO LTD-A	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%	1,00
SINOPEC SHANGHAI PETROCHE-A	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%	1,00
SKSHU PAINT CO LTD-A	100,00%	100,00%	1,00	99,80%	100,00%	1,00
TIANQI LITHIUM CORP-A	100,00%	100,00%	1,00	66,92%	86,03%	0,73
XIAMEN TUNGSTEN CO LTD-A	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%	1,00
ZANGGE MINING CO LTD-A	100,00%	100,00%	1,00	97,49%	99,65%	0,98
DONGYUE GROUP	100,00%	100,00%	1,00	5,14%	7,93%	0,04
YUNNAN ENERGY NEW MATERIAL-A	99,90%	100,00%	1,00	82,74%	85,10%	0,83
HENGLI PETROCHEMICAL CO L-A	99,18%	100,00%	0,98	95,90%	100,00%	0,96
SINOCHEM INTL CORP-A	98,71%	99,84%	0,97	36,00%	93,02%	0,59
GUANGZHOU TINCI MATERIALS -A	98,00%	100,00%	0,95	97,72%	100,00%	0,98
BLUESTAR ADISSEO CO-A	96,84%	99,95%	0,93	23,72%	51,57%	0,38
WANHUA CHEMICAL GROUP CO -A	95,40%	99,61%	0,91	100,00%	100,00%	1,00
CHINA RISUN GROUP LTD	94,43%	99,76%	0,89	5,20%	71,98%	0,41
YUNNAN YUNTIANHUA CO-A	95,14%	100,00%	0,89	53,31%	99,51%	0,67
ZHEJIANG JUHUA CO-A	86,11%	98,80%	0,74	68,59%	98,62%	0,80
KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A	83,85%	98,62%	0,73	81,75%	100,00%	0,86
LB GROUP CO LTD-A	62,53%	97,81%	0,49	99,99%	100,00%	1,00
NINGBO SHANSHAN CO LTD-A	61,48%	90,85%	0,43	18,03%	100,00%	0,54

GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A	77,59%	78,40%	0,40	100,00%	100,00%	1,00
Moy	**93,44%**	**98,42%**	**0,88**	**73,13%**	**89,56%**	**0,80**
Min	**61,48%**	**78,40%**	**0,40**	**5,14%**	**7,93%**	**0,04**
Max	**100,00%**	**100,00%**	**1,00**	**100,00%**	**100,00%**	**1,00**

Tableau 24: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon européen

Entreprises chimiques		**Modèle 1**			**Modèle 2**		
	Pays	**Ind_1**	**Eff_min**	**Eff_max**	**Ind_2**	**Eff_min**	**Eff_max**
BASF SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
HOLLAND COLOURS NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
IMCD NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
ORAPI	**France**	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
INDUSTRIE DE NORA SPA	**Italie**	1,00	100,00%	100,00%	0,84	81,20%	99,03%
CINKARNA CELJE	**Slovénie**	1,00	100,00%	100,00%	0,78	65,45%	97,46%
OCI NV	**Pays-Bas**	1,00	100,00%	100,00%	0,57	33,83%	90,78%
TESSENDERLO GROUP	**Belgique**	1,00	100,00%	100,00%	0,31	6,07%	46,55%
SGL CARBON SE	**Allemagne**	1,00	100,00%	100,00%	0,14	12,07%	17,79%
AMG CRITICAL MATERIALS N.V.	**Pays-Bas**	1,00	99,71%	100,00%	0,02	4,94%	5,03%
BRENNTAG SE	**Allemagne**	0,99	99,62%	99,98%	1,00	100,00%	100,00%
ZOTEFOAMS PLC	**Royaume-Uni**	0,98	98,94%	100,00%	0,98	97,80%	100,00%
ROBERTET SA	**France**	0,98	98,74%	99,93%	0,96	96,54%	96,70%
UMICORE	**Belgique**	0,94	95,91%	96,22%	0,93	92,65%	94,94%

JOHNSON MATTHEY PLC	**Royaume-Uni**	0,94	95,53%	97,89%	0,85	83,09%	94,93%
AKZO NOBEL N.V.	**Pays-Bas**	0,91	93,00%	98,38%	1,00	100,00%	100,00%
FUCHS SE	**Allemagne**	0,91	93,44%	99,85%	0,66	58,42%	83,90%
THRACE PLASTICS HOLDING AND	**Grèce**	0,91	93,37%	100,00%	0,75	74,90%	79,54%
TREATT PLC	**Royaume-Uni**	0,91	91,78%	100,00%	0,97	96,79%	100,00%
UZIN UTZ SE	**Allemagne**	0,88	90,30%	99,35%	0,85	74,99%	98,07%
CHR HANSEN HOLDING A/S	**Danemark**	0,85	89,51%	92,21%	1,00	100,00%	100,00%
VICTREX PLC	**Royaume-Uni**	0,82	80,85%	98,52%	0,48	25,20%	72,88%
K+S AG-REG	**Allemagne**	0,81	80,77%	92,36%	0,94	93,48%	100,00%
KAP AG	**Allemagne**	0,74	74,40%	98,00%	0,52	18,52%	92,75%
CIECH SA	**Pologne**	0,73	74,22%	99,24%	0,13	14,52%	15,83%
GRUPA AZOTY SA	**Pologne**	0,73	78,78%	89,99%	0,87	87,63%	89,10%
AIR LIQUIDE SA	**France**	0,69	69,96%	100,00%	0,75	66,86%	100,00%
ELEMENTIS PLC	**Royaume-Uni**	0,67	71,68%	90,71%	0,06	8,31%	9,08%
PLASTIVALOIRE	**France**	0,65	70,62%	85,41%	0,90	87,89%	99,23%
SOLVAY SA	**Belgique**	0,64	74,00%	81,00%	0,71	70,27%	80,13%
NOVOZYMES A/S-B SHARES	**Danemark**	0,60	70,36%	79,07%	0,42	34,43%	50,61%
LENZING AG	**Autriche**	0,59	67,57%	81,65%	0,82	82,59%	83,00%
SOL SPA	**Italie**	0,59	70,13%	75,92%	0,73	68,36%	89,04%

MORGAN ADVANCED MATERIALS PL	**Royaume-Uni**	0,58	62,53%	82,63%	0,51	25,17%	81,03%
ARKEMA	**France**	0,57	70,13%	74,28%	0,91	91,75%	91,76%
COVESTRO AG	**Allemagne**	0,56	70,47%	72,21%	0,55	55,30%	58,79%
CRODA INTERNATIONAL PLC	**Royaume-Uni**	0,55	69,82%	73,45%	0,26	26,07%	28,49%
WACKER CHEMIE AG	**Allemagne**	0,55	68,06%	76,02%	0,85	85,60%	85,83%
MERSEN	**France**	0,54	67,17%	71,32%	0,66	54,50%	91,99%
LANXESS AG	**Allemagne**	0,52	62,19%	76,41%	0,62	58,58%	72,02%
SYMRISE AG	**Allemagne**	0,42	60,44%	63,77%	0,98	98,09%	98,11%
SYNTHOMER PLC	**Royaume-Uni**	0,39	56,78%	62,79%	0,07	9,63%	10,20%
KEMIRA OYJ	**Finlande**	0,29	51,29%	56,02%	0,07	4,34%	11,56%
EVONIK INDUSTRIES AG	**Allemagne**	0,28	52,19%	54,00%	1,00	100,00%	100,00%
Moy		**0,77**	**82,14%**	**89,06%**	**0,69**	**64,68%**	**77,64%**
Min		**0,28**	**51,29%**	**54,00%**	**0,02**	**4,34%**	**5,03%**
Max		**1,00**	**100,00%**	**100,00%**	**1,00**	**100,00%**	**100,00%**

Tableau 25: Comparaison du classement des deux modèles – échantillon américain

	Modèle 1			**Modèle 2**		
Entreprises chimiques	**Ind_1**	**Eff_min**	**Eff_max**	**Ind_2**	**Eff_min**	**Eff_max**
AIR PRODUCTS & CHEMICALS INC	1,00	100,00%	100,00%	0,96	96,36%	97,91%
INGEVITY CORP	1,00	100,00%	100,00%	0,99	99,26%	99,52%
INNOSPEC INC	1,00	100,00%	100,00%	0,84	81,32%	95,70%
LINDE PLC	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%

LYONDELLBASELL INDU-CL A	1,00	100,00%	100,00%	0,88	88,20%	88,20%
ORION SA	1,00	100,00%	100,00%	0,11	13,00%	13,24%
QUAKER CHEMICAL CORPORATION	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
SHERWIN-WILLIAMS CO/THE	1,00	100,00%	100,00%	1,00	100,00%	100,00%
TRINSEO PLC	1,00	100,00%	100,00%	0,85	82,59%	95,68%
WESTLAKE CORP	1,00	100,00%	100,00%	0,35	36,32%	36,61%
HUNTSMAN CORP	0,99	99,62%	99,69%	0,24	25,13%	25,72%
CF INDUSTRIES HOLDINGS INC	0,98	99,15%	100,00%	0,50	27,50%	69,72%
MINERALS TECHNOLOGIES INC	0,96	98,68%	99,56%	1,00	100,00%	100,00%
INTL FLAVORS & FRAGRANCES	0,96	98,62%	98,62%	0,94	93,93%	93,93%
MATERION CORP	0,96	98,43%	100,00%	0,99	98,77%	99,99%
DUPONT DE NEMOURS INC	0,95	98,33%	98,35%	1,00	100,00%	100,00%
AVERY DENNISON CORP	0,95	98,29%	98,38%	1,00	100,00%	100,00%
DOW INC	0,94	98,16%	98,16%	0,97	96,71%	96,71%
STEPAN CO	0,93	97,82%	97,82%	0,48	47,03%	52,24%
ELEMENT SOLUTIONS INC	0,91	96,29%	99,66%	0,99	99,37%	100,00%
ASHLAND INC	0,91	96,71%	97,51%	0,95	95,34%	95,53%
CORTEVA INC	0,91	96,87%	96,89%	1,00	100,00%	100,00%
SENSIENT TECHNOLOGIES CORP	0,90	96,56%	98,08%	1,00	100,00%	100,00%
KOPPERS HOLDINGS INC	0,88	94,64%	98,15%	0,32	24,96%	38,53%

ECOLAB INC	0,85	95,18%	95,19%	1,00	100,00%	100,00%
FMC CORP	0,85	95,11%	95,12%	0,99	99,29%	99,59%
AXALTA COATING SYSTEMS LTD	0,83	92,20%	99,69%	0,85	82,74%	97,15%
AVIENT CORP	0,83	93,68%	94,79%	1,00	100,00%	100,00%
TRONOX HOLDINGS PLC	0,76	88,08%	96,99%	0,11	6,01%	14,10%
CELANESE CORP	0,70	89,63%	90,58%	0,29	30,49%	30,65%
OLIN CORP	0,62	79,34%	99,46%	0,47	10,67%	82,72%
CHEMOURS CO/THE	0,60	86,52%	87,38%	0,04	6,26%	6,86%
ALBEMARLE CORP	0,60	86,58%	86,62%	0,67	67,73%	68,49%
LIVENT CORP	0,59	85,96%	87,47%	0,93	93,13%	97,29%
PPG INDUSTRIES INC	0,58	86,13%	86,13%	0,86	86,80%	86,80%
EASTMAN CHEMICAL CO	0,58	75,13%	100,00%	0,49	11,10%	88,29%
CABOT CORP	0,54	84,41%	85,37%	0,00	2,79%	2,89%
RAYONIER ADVANCED MATERIALS	0,33	74,00%	79,21%	0,75	69,78%	79,52%
Moy	**0,85**	**94,21%**	**96,44%**	**0,73**	**70,33%**	**77,73%**
Min	**0,33**	**74,00%**	**79,21%**	**0,00**	**2,79%**	**2,89%**
Max	**1,00**	**100,00%**	**100,00%**	**1,00**	**100,00%**	**100,00%**

Les résultats révèlent, en moyenne, que les entreprises chinoises affichent une efficience ESG plus élevée que leurs homologues américaines et européennes. Les entreprises européennes apparaissent comme les moins efficientes selon nos estimations. Plusieurs facteurs peuvent expliquer ces écarts. Néanmoins, une comparaison directe entre les trois échantillons sur la base des scores d'efficience obtenus reste délicate, dans la mesure où ces derniers sont fortement influencés par la taille de l'échantillon, marquée par d'importantes disparités. En effet, étant donné que la méthode DEA est elle-même tributaire de la dimension de l'échantillon évalué, il serait peu pertinent de conduire une comparaison stricte des scores d'efficience ESG entre les

groupes. En revanche, l'analyse des évolutions observées à l'intérieur de chaque échantillon, d'un modèle à l'autre, constitue une piste d'interprétation plus pertinente et pourrait, plus loin, servir de base pour une analyse comparative entre les échantillons.

Les résultats peuvent être interprétés comme le reflet de l'environnement réglementaire en matière d'ESG, qui détermine le degré de corrélation entre les dimensions financière et extra-financière. En effet, l'Europe et les États-Unis se distinguent par un cadre de régulation plus strict et plus contraignant pour l'industrie chimique, comparativement à la Chine. Il n'est donc pas surprenant que les entreprises chinoises affichent, toutes proportions gardées, une efficience ESG plus élevée. Cette lecture est renforcée par les résultats du second modèle d'efficience ESG, qui révèle pour l'échantillon européen des variations nettement plus faibles par rapport au premier modèle. Cela suggère que les entreprises européennes sont davantage en mesure d'adopter des stratégies cohérentes avec les deux approches d'évaluation, répondant ainsi de façon relativement homogène aux attentes des investisseurs conventionnels comme à celles des investisseurs socialement responsables. À l'inverse, les entreprises chinoises rencontrent plus de difficultés à satisfaire simultanément ces deux profils d'investisseurs, comme en témoignent les écarts importants observés entre le premier et le second modèle. Ces résultats révèlent alors que la connexion entre les performances financière et ESG est nettement plus forte dans les pays développés (Etats Unis et Europe) que dans les pays en développement (Chine) et confortent les conclusions de Ali et al. (2020), Dhaliwal, et al. (2014), Choi et Luo (2020). De plus, les résultats montrent aussi que les entreprises européennes sont plus performantes que les entreprises américaines quant à leur capacité à satisfaire une gamme plus large d'investisseurs. Ce constat converge également vers les conclusions de Guenster et al. (2010) qui ont rappelé que les résultats les plus cohérents sur la corrélation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise avaient été obtenus à partir d'études faites sur des marchés hors des États-Unis, au Royaume-Uni (Thomas,2001) ou en Europe (Ziegler et al.,2002).

Nous devons toutefois conduire des analyses post-estimations à l'aide d'outils empiriques, permettant d'établir une comparaison plus pertinente et adéquate des résultats obtenus sur nos trois échantillons. Ils permettront d'identifier les pistes d'amélioration de l'efficience pour préconiser de meilleures stratégies d'intégration de la norme ESG chez les décideurs. Cependant, nous nous sommes abstenus de conduire de telles analyses empiriques pour ne pas nous écarter de l'objectif principal de notre étude, axée autour de l'étude des liens entre la performance ESG, la valeur de l'entreprise et le comportement des investisseurs.

4.4 **Conclusion**

Ce chapitre nous a permis d'exposer la méthodologie utilisée pour déterminer l'efficience ESG des entreprises chimiques chinoises, américaines et européennes. La méthode DEA a été choisie comme moyen d'estimation du fait de son caractère multidimensionnel permettant d'intégrer plus facilement les performances ESG et financière. L'indisponibilité des données nous a contraint à adopter des versions adéquates à la réalité de nos échantillons. Le manque d'informations a engendré une perte de la moitié de nos données originelles avec la présence d'un nombre important de valeurs manquantes. Pour contourner ces problèmes, nous avons opté pour la DEA floue dans sa version de Kao et Liu (2000). Nous avons également retenu une analyse par fenêtre qui a souvent été mobilisée dans la littérature pour améliorer la taille de l'échantillon.

Dans la seconde partie de ce chapitre, les résultats ont permis de mettre en évidence des différences notables d'efficience ESG entre les entreprises chinoises, américaines et européennes. Ils montrent une supériorité relative des entreprises chinoises en termes d'efficience ESG, tandis que les entreprises européennes apparaissent globalement moins efficientes. Toutefois, ces écarts doivent être interprétés avec prudence, dans la mesure où la méthode DEA demeure sensible à la taille et aux caractéristiques des échantillons. L'analyse suggère que les disparités observées découlent en grande partie de l'environnement institutionnel et réglementaire dans lequel évoluent les entreprises. Ainsi, la rigueur des normes en Europe et aux États-Unis semble renforcer la cohérence entre performance financière et performance ESG, contrairement à la Chine où cette corrélation apparaît plus faible.

Les résultats notent également qu'il est beaucoup plus facile pour les entreprises chimiques de satisfaire les exigences des investisseurs conventionnels qui restent foncièrement attachés à la maximisation de leur gain financier, contrairement aux investisseurs socialement responsables pour lesquels la minimisation des impacts ESG est une condition non négociable. Sur ce plan, les entreprises européennes, suivies des entreprises américaines, se distinguent davantage par une meilleure capacité à satisfaire une diversité d'investisseurs. Pour la Chine, le retard de la prise de conscience pour les problématiques ESG font que les entreprises ont nettement plus de difficultés à satisfaire les investisseurs socialement responsables.

Ces résultats soulignent aussi la nécessité, dans le cadre de recherches futures, d'approfondir l'étude des déterminants de l'efficience ESG à travers des analyses post-estimation. Cet approfondissement permettrait de mieux appréhender la relation entre la dimension ESG et la

performance financière interne de l'entreprise. Ces investigations offriraient également la possibilité d'identifier les variables clés participant à la formation des scores d'efficience et d'apporter des éléments plus solides pour éclairer le sens de la causalité entre ces deux dimensions. Enfin, une plus forte disponibilité des données pourrait engendrer une meilleure spécification du modèle et pourrait mieux cerner les liens entre la conformité ESG et la performance financière.

Chapitre IV : Résultats de l'analyse de régression et discussions

5 Résultats de l’analyse de régression et discussions

5.1 Introduction

La relation empirique entre les indicateurs de performance ESG et la valeur de l'entreprise est une relation très complexe qui a fait l'objet de nombreuses études ces dernières décennies. Toutefois, malgré ce grand intérêt il demeure difficile de trancher définitivement sur cette problématique. Les conclusions sont mitigées et, parfois, très ambiguës. D'ailleurs, cette inconsistance et cette ambiguïté des résultats sont arrivées à un tel point qu'elles ont elles-mêmes fait l'objet d'études afin d'en identifier les facteurs déterminants. Par ailleurs, cette relation est souvent étudiée sans pour autant établir de distinction entre les investisseurs. Ce fait étrange et récurrent tend à polluer les effets de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise. En effet, cette dernière est une variable qui reflète la perception et la dynamique des investisseurs. Toutefois, ces derniers ne constituent pas un groupe homogène. Ils ont des comportements, des préférences et des profils différents, notamment quand il s'agit de l'appréhension et de l'intégration des facteurs ESG dans le processus de prise de décision.

Notre démarche s'appuie sur les avantages et limites des études qui ont précédé la nôtre, dans le but d'avoir une meilleure représentation des interactions entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. À la suite du calcul de l'efficience ESG qui reflète les comportements et sensibilités des différentes catégories d'investisseurs, il s'agit à présent de procéder à une série d'analyses de régression afin de prédire et de tester la pertinence de nos indicateurs de performance ESG sur l'évolution de la valeur d'entreprise. Pour ce faire, nous avons mobilisé deux variables proxy, à savoir le coût du capital et le Q de Tobin, sur lesquelles, nous allons tour à tour tester nos indicateurs. Parallèlement, nous testerons également, dans les mêmes modèles de régression, la pertinence d’un autre indicateur de performance ESG fréquemment mobilisé dans la littérature, à savoir le score ESG de Bloomberg. L’objectif est de comparer son pouvoir explicatif à celui de nos propres indicateurs d’efficience ESG. À cette fin, une série d’estimations sera réalisée à l’aide de trois estimateurs distincts, afin d’évaluer la robustesse des résultats obtenus.

Ainsi, nous allons, dans le cadre de la première section, expliciter la méthodologie adoptée ainsi que les caractéristiques de nos données. Il s’agira alors d’exposer les étapes de spécification de nos modèles de régression et de discuter des procédés économétriques utilisés. Les éléments de statistiques descriptives seront présentés afin d’analyser des spécificités et des tendances

remarquables. Enfin, la seconde section sera consacrée à l'analyse des résultats d'estimation. Il s'agira aussi d'identifier les principales limites de notre étude et de dégager les pistes majeures d'amélioration dans le cadre de potentiels futurs travaux de recherche.

5.2 Méthodologie

Il est question ici de structurer nos modèles de régressions en explicitant leur spécification. Un panorama de la littérature existante nous permettra d'identifier les différentes variables pertinentes dans l'explication de nos différents modèles. Dans une seconde partie, il sera important de procéder à l'analyse de nos données en exposant des éléments de statistiques descriptives pour les commenter. Nous allons ainsi nous atteler à discuter et à identifier le choix de notre procédé empirique, notamment la sélection des principaux estimateurs susceptibles de nous donner des estimations fiables et robustes.

5.2.1 Relation entre l'efficience ESG et la valeur de l'entreprise : la spécification du modèle

Nous allons, dans cette partie, procéder à la spécification de nos modèles de régression. Le choix des variables dépendantes sera explicité, ainsi que leur pertinence à approcher la variable cible : la valeur de l'entreprise. Ensuite, nous allons nous atteler à choisir les variables explicatives à l'aide de la littérature existante.

5.2.1.1 Variable dépendante des modèles de régression : la valeur de l'entreprise

Dans le cadre de cette étude, les modèles de régression élaborés ont pour objectif d'expliquer la valeur de l'entreprise, qui constitue notre variable dépendante. La valeur de l'entreprise est une notion souvent utilisée en sciences de gestion pour caractériser la capacité d'une entreprise à générer de la richesse durable pour ses actionnaires et pour l'ensemble de ses parties prenantes. En effet, elle correspond à la richesse globale de l'entreprise, exprimée en termes financiers, et reflète en partie les anticipations du marché quant à sa capacité à générer des flux de trésorerie futurs et à créer de la valeur pour les actionnaires. Elle reflète donc, dans une certaine mesure, la perception agrégée du marché concernant la solidité financière, la compétitivité et le potentiel de croissance de l'entreprise. Toutefois, cette dernière est une mesure complexe à établir dans la pratique.

5.2.1.1.1 **La variable du Q de Tobin**

En raison de cette difficulté de mesure, la valeur de l'entreprise est généralement approchée par des variables proxy dans les analyses empiriques, notamment dans les modèles de régression. Parmi ces variables, le Q de Tobin s'impose comme l'un des indicateurs les plus utilisés. C'est une variable qui, dans un cadre théorique originel, est développée pour évaluer la relation entre la valeur de marché et la valeur de remplacement des actifs d'une entreprise. Elle permet de sonder les anticipations et la confiance des investisseurs quant aux perspectives futures de l'entreprise. De nombreuses recherches empiriques y ont eu recours pour estimer la valeur de l'entreprise (Yermack, 1996 ; Konar et Cohen, 2001 ; King et Lenox, 2002 ; Coles et al., 2008 ; Guenster et al., 2011, Servaes, H., & Tamayo, A. 2013, entre autres).

Bien que le ratio de Tobin ait été créé dans le domaine des sciences économiques et plus précisément dans la théorie de l'investissement par l'économiste James Tobin, son usage dans le domaine de la finance et du contrôle de gestion s'est largement développé. Ce ratio compare la valeur boursière totale d'une entreprise au coût de remplacement de ses actifs, indiquant ainsi sa valorisation par rapport à ses actifs physiques. Sa formule de calcul est la suivante :

Q = Valeur de marche´ des actifs de l'entreprise / coût de remplacement des actifs

Toutefois, étant donné que le coût de remplacement des actifs est très difficile à estimer, la formule peut être simplifiée :

Q = (Valeur de marche´ des actions + Valeur comptable de la dette) / Valeur comptable des actifs

Le Q de Tobin est devenu un indicateur privilégié du fait de son habilité à mesurer la capacité d'une entreprise à créer de la valeur au-delà de ses actifs physiques. Elle reflète ainsi la confiance des investisseurs dans ses perspectives futures.

Cependant, le Q de Tobin fait souvent l'objet de grand nombre de critiques, surtout pour ses limites dans la détermination des effets de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise, marquées souvent par une ambiguïté dans les résultats. On va, tout de même, retenir la Q de Tobin comme variable proxy de la valeur de l'entreprise dans notre analyse de régression. Le système de décision qui encadre cet indicateur est le suivant :

- Si Q > 1 : L'entreprise est valorisée par le marché au-dessus du coût de ses actifs. Autrement dit, elle crée de la valeur et dispose d'opportunités de croissance. Ceci est

encourageant pour les investissements, car chaque nouvel actif rapporte plus qu'il ne coûte.

- Si Q < 1 : Le marché valorise l'entreprise en dessous de ses actifs. Ceci stipule l'existence d'une destruction de valeur ou d'une inefficacité et décourage l'investissement.

On remarque ainsi que le Q de Tobin est un indicateur très pertinent dans la mesure de la perception du marché et de ses principaux acteurs notamment les investisseurs. Toutefois, il n'est pas sans limites. Beaucoup de critiques, d'ailleurs, pointent du doigt son insuffisance à fournir des résultats consistants quand il s'agit d'étudier la relation entre les performances ESG et financière.

D'abord, dans la formulation du Q de Tobin, on peut déceler quelques anomalies qui peuvent occasionner quelques biais dans les résultats. En effet, on voit que sa formule de détermination confronte la valeur de marché à la valeur comptable. Par contre, la valeur de marché est assujettie à une panoplie de facteurs exogènes tels que la spéculation, l'alimentation de bulles financières et les autres effets de court terme. Ces facteurs ont alors souvent tendance à masquer les effets de certaines dépenses, notamment celles liées aux facteurs ESG. Sur ce plan, le biais émane de la mesure du Q de Tobin. Par ailleurs, il se pose un autre biais qui est d'ordre temporel. Le ratio de Tobin est très sensible et réactif aux informations financières et aux anticipations boursières de court terme, tandis que la dimension ESG est une source d'amélioration de la performance de long terme, dans le sens où elle améliore la réputation de l'entreprise, réduit son profil risque et son coût du financement. Cette divergence d'horizon peut contribuer à masquer ou sous-estimer les effets de la dimension ESG. Toutefois, malgré ces limites, le Q de Tobin reste un indicateur très utilisé pour approcher la valeur de l'entreprise.

Par ailleurs, d'autres études utilisent le cours de l'action, la capitalisation boursière ou encore le rendement des actifs comme variables proxy de la valeur de l'entreprise, notamment pour les sociétés cotées. D'ailleurs, Edeling et al. (2020), sur la base d'un sondage, ont souligné que les chercheurs préfèrent prendre le rendement des actifs comme proxy à la valeur de l'entreprise plutôt que le ratio de Tobin. Toutefois, ces indicateurs sont caractérisés par une forte volatilité du fait qu'ils sont hautement sensibles aux facteurs exogènes (conditions macroéconomiques, politiques monétaires, chocs géopolitiques, comportements spéculatifs, etc.), ce qui peut brouiller davantage la relation et conduire à une mauvaise interprétation des effets de la performance ESG. Cette limite est d'autant plus marquée dans notre cas que la période d'analyse (2020-2022) coïncide en partie avec la crise du COVID-19, caractérisée par une

instabilité exceptionnelle sur les marchés financiers. Dans ce contexte, les fluctuations observées auraient davantage reflété des facteurs externes liés à la conjoncture mondiale que la performance intrinsèque des entreprises. Dès lors, il apparaît peu pertinent de retenir ces variables. Néanmoins, une autre variable de marché sera retenue comme proxy de la valeur de marché pour apporter davantage de robustesse dans les résultats de nos estimations.

5.2.1.1.2 **La variable du coût du capital**

Le coût du capital représente le taux de rendement minimal exigé par les investisseurs (actionnaires et créanciers) pour financer une entreprise. Autrement dit, c'est le prix à payer par l'entreprise pour accéder aux ressources financières nécessaires à ses investissements. Il reflète le risque perçu de l'entreprise, les conditions de financement sur le marché ainsi que la structure du capital, à savoir proportion de dettes et de fonds propres. Le coût de ces derniers constitue les deux composantes du coût du capital.

Le coût des capitaux propres correspond au rendement exigé par les actionnaires. Il est souvent estimé via le CAPM (Capital Asset Pricing Model) :

$$k_e = R_f + \beta(R_m - R_f)$$

Avec R_f = taux sans risque, $R_m - R_f$ = prime de risque du marché, β = risque systématique de l'entreprise.

Quant au coût de la dette, c'est le taux d'intérêt effectif payé par l'entreprise sur ses emprunts.

Pour déterminer le coût de financement, on calcule le coût moyen pondéré du capital plus connu sous le nom de WACC (Weighted Average Cost of Capital). Sa formule de calcul est la suivante :

$$WACC = [(E/(E+D) * ke] + [(D/(E+D) * kd * (1-T))$$

Avec E = valeur des fonds propres, D = valeur de la dette, ke = coût des capitaux propres, kd = coût de la dette. T = Taux d'imposition des sociétés : il s'agit du taux auquel les bénéfices de l'entreprise sont imposés. Ce taux constitue un facteur déterminant dans le calcul du WACC (coût moyen pondéré du capital), car il influence directement le coût de la dette après impôt.

Le coût du capital est une variable très intéressante en contrôle de gestion et en finance. Toutefois, nous nous intéressons, dans cette étude, à son rôle de taux d'actualisation pour les

flux de trésorerie dans la valorisation des entreprises, puisque c'est cette facette qui met en évidence sa relation avec la valeur de l'entreprise. En effet, la valeur de l'entreprise est exprimée en fonction des flux de trésorerie actualisés. Sa formule s'écrit ainsi de la façon suivante :

$$\textit{Valeur de l'entreprise} = \textit{Somme [flux futurs de trésoreries} / (1 + WACC)^t]$$

On voit qu'elle est alors définie comme la somme des valeurs actuelles des flux de trésorerie disponibles (FCF) attendus, actualisés au coût moyen pondéré du capital (WACC). Cette formule est intéressante dans le fait qu'elle met en évidence le rôle important du coût du capital et des flux de trésorerie dans la fluctuation de la valeur de l'entreprise. On peut facilement constater que les flux futurs de trésorerie entretiennent une relation positive avec la valeur de l'entreprise, alors que le coût entretient une relation négative avec cette dernière.

C'est cette formule qui justifie notre choix pour le coût du capital comme proxy de la valeur de l'entreprise. Cette variable est plus disponible relativement aux flux de trésorerie futurs et elle a un lien statistique direct avec la valeur de l'entreprise. Par ailleurs, le coût du capital a un autre avantage lié à son rôle de médiateur, largement documenté dans la littérature, entre la valeur de l'entreprise et la performance ESG. En effet, pour Dhaliwal et al. 2011, El Ghoul et al. 2011 et Ardia et al., 2023, la performance ESG tend à réduire le risque perçu et les coûts de financement. De plus, les entreprises mettant en œuvre des politiques ESG bénéficient d'un effet incitatif de la part de la communauté des investisseurs, gagnant ainsi une plus grande confiance du marché, ce qui se traduit généralement par une hausse de leurs cours boursiers à travers la réduction du risque supportée par les investisseurs et donc du coût du capital. Par conséquent, si on souhaite tester les effets de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise, le coût du capital peut servir de bon proxy pour cette dernière.

En résumé, dans le cadre de notre étude empirique, nous utiliserons ces deux variables proxy : le Q de Tobin et le coût du capital pour expliquer la valeur de l'entreprise.

5.2.1.2 Variables explicatives et fondements théoriques des modèles de régression

S'agissant des variables explicatives, deux catégories peuvent être distinguées : les variables d'intérêt et les variables de contrôle. Concernant les premières, l'étude se concentre sur l'impact de la performance ESG sur la valeur de l'entreprise. Plus précisément, il s'agit de tester le pouvoir explicatif de l'indicateur d'efficience ESG, précédemment élaboré, dans la détermination de la valeur de l'entreprise. À cette fin, deux indicateurs distincts d'efficience

ESG (Eff_1 & Eff_2), construits selon les deux perspectives retenues, seront introduits séparément dans nos modèles de régression afin d'en évaluer la pertinence. Dans une logique comparative, une autre mesure de la performance ESG, à savoir le score ESG de Bloomberg (ESG_SCORE), sera également mobilisée et testée en parallèle dans nos deux modèles. Cette démarche permettra d'établir une comparaison objective du pouvoir explicatif respectif de ces différents indicateurs de performance dans l'évaluation de la valeur de l'entreprise. Les deux modèles de régression établis auront ainsi en commun l'intégration de ces trois variables explicatives.

Par ailleurs, pour éviter des biais d'omission et renforcer la validité des estimations, l'analyse intègre également des variables de contrôle, généralement utilisées dans la littérature. Par ailleurs, elles seront définies pour chaque modèle de régression.

5.2.1.2.1 **Modèle 1 : Régression du coût du capital**

Pour le modèle de régression du coût du capital, on peut identifier des variables telles que le risque de marché, le ratio d'endettement (D/E), le ratio valeur de marché sur valeur comptable (Book-to-market ratio B/M) et la taille de l'entreprise qui reviennent souvent dans la littérature (Dhaliwal et al., 2014 ; Kim et al., 2015 ; Plumlee et al., 2015 etc.).

Le risque de marché ou encore le Beta de marché évalue la volatilité d'un actif financier par rapport au marché dans sa globalité. En effet, il mesure la sensibilité du rendement d'une action par rapport aux rendements du marché global. Il entretient naturellement une relation positive avec le WACC qui stipule que plus il est élevé, plus le coût du capital exigé par les investisseurs augmente. Le ratio d'endettement (D/E) est un ratio financier qui mesure la part du financement par la dette par rapport aux fonds propres d'une entreprise. Il est calculé comme le ratio entre le total des dettes et le total des capitaux propres. Il témoigne du levier financier d'une entreprise. Théoriquement, un ratio d'endettement élevé augmente le risque de défaut d'une entreprise et augmente à son tour le coût de la dette et des capitaux propres. Par conséquent, un ratio d'endettement élevé augmente le coût du capital. Ces deux variables entretiennent ainsi une relation positive. Pour ce qui est du ratio marché/valeur comptable (B/M), cet indicateur permet d'apprécier si le prix d'une action est justifié par la valeur intrinsèque des actifs de l'entreprise. Un ratio faible renvoie au fait que l'entreprise concernée est sous-évaluée par rapport au marché, et il serait opportun pour les investisseurs d'acquérir ses actions puisque l'appréciation de sa valeur est très envisageable. En revanche, un ratio fort révèle que l'entreprise est surévaluée par rapport au marché. En d'autres termes, le marché valorise l'entreprise plus que la valeur

comptable de ses actifs. Une anticipation d'une forte croissance ou rentabilité pourrait motiver l'intérêt de certains investisseurs. Toutefois, le risque de dépréciation de valeur ou de bulles spéculatives paraît plus grand. Cet indicateur permet de sonder le risque par rapport au marché. Par conséquent, il est pensé évoluer positivement par rapport au coût du capital. Enfin, la taille de l'entreprise est approchée dans cette étude par la variable proxy " total des actifs". Théoriquement, elle est positivement liée à la variable coût du capital, étant donné que les entreprises de grande taille bénéficient généralement d'un accès à un financement à moindre coût.

Par ailleurs, on postule que la performance ESG contribue à accroître la rentabilité et la valeur de l'entreprise et donc à réduire son coût du capital. Par conséquent, on espère une relation statiquement négative entre les trois indicateurs de performance ESG mobilisés dans cette étude et la variable dépendante qui est ici le coût du capital.

Les variables explicatives sont résumées dans le tableau suivant.

Tableau 26: Statistiques descriptives des variables du modèle de régression du coût du capital

Variables	**Mesuré par**	**Signe**
Coût du capital	WACC	
Eff_1	Efficience ESG calculée sous la perspective des investisseurs conventionnels	Négative
Eff_2	Efficience ESG calculée sous la perspective des investisseurs socialement responsables	Négative
ESG_SCORE	Score ESG de Bloomberg	Négative
Risque de marché	Beta	Positive
Ratio d'endettement (D/E)	Total dettes sur total capitaux propres	Positive
Ratio valeur de marché sur valeur comptable (M/B)	Ratio entre la capitalisation boursière sur les actifs nets	Positive/négative
Taille	Total des actifs	Positive

5.2.1.2.2 **Modèle 2 : Régression du Q de Tobin**

Pour notre deuxième modèle de régression qui vise à expliquer la variable dépendante Q de Tobin, on procédera de manière identique. Nous nous baserons sur la littérature existante pour identifier les variables de contrôle. Les variables de rentabilité, le ratio d'endettement, la taille de l'entreprise, les dépenses en recherche et développement (R&D) ainsi que le revenu des ventes sont utilisées de façon récurrente dans l'analyse de régression du Q de Tobin. Ces variables ont été identifiées dans les modèles de régression de Konar et Cohen (2001), Guenster et al., 2011, Cahan et al. (2015), K.-H. Lee et al., 2015, etc.

La relation théorique entre les variables de rentabilité telle que le ROA et le Q de Tobin est pressentie être positive. En effet, une entreprise avec un ROA élevé est plus profitable. Elle utilise bien ses actifs et inspire confiance aux investisseurs. Cela devrait accroître sa valeur de marché et donc son Q de Tobin. Un signe positif a été documenté dans les études de Coles et al. (2008), Cahan et al. (2015), etc. La variable ratio d'endettement a été définie plus haut dans le premier modèle de régression. Sa relation statistique avec le Q pourrait être ambivalente. En effet, cette relation est souvent complexe et indirecte. Elle est souvent supposée être négative (K.-H. Lee et al., 2015, Cahan et al., 2016, etc.). Toutefois, Cardao-Pito (2022) souligne que la relation entre le Q de Tobin et le ratio d'endettement peut être vraiment ambiguë dans le sens où " pour un Q > 1, un niveau d'endettement plus faible tend à impliquer un Q plus élevé, tandis que l'inverse s'applique dans le cas, plus rare, d'un Q < 1". Par conséquent, pour le signe de la relation statistique entre ces deux variables, on prévoit un signe positif ou négatif, avec la probabilité d'avoir un signe négatif plus grand. Pour le revenu des ventes, nous retiendrons dans notre modèle la variable croissance du chiffre d'affaires (Croiss). Cette variable a été utilisée dans le modèle de régression du Q de Tobin de Konar et Cohen (2001). Elle mesure ici la variation des revenus des ventes d'une année à l'autre. Par ailleurs, cette variable devrait entretenir une relation positive avec le ratio de Tobin (Schmalensee, 1989 et Hirsch, 1991). La variable R&D témoigne des efforts engagés par l'entreprise en rapport avec les dépenses en recherche et développement. Dowell et al. (2000), King et Lenox (2002) ainsi que Konar et Cohen (2001) ont mobilisé cette variable dans leur modèle de régression. Ils ont aussi mis en évidence une relation positive entre la valeur de l'entreprise et les dépenses en recherche et développement. Enfin, pour la variable taille de l'entreprise, on prévoit aussi une relation positive avec la valeur de l'entreprise. En effet, les entreprises de grande taille ont souvent tendance à avoir les plus grands ratios de Tobin puisque disposant d'une meilleure valorisation boursière.

En ce qui concerne nos variables d'intérêt, à savoir nos deux scores d'efficience ESG calculés dans le précédent chapitre et le score ESG de Bloomberg, le fondement théorique de la relation entre elles et le Q de Tobin laisse présager un lien statistique positif. En effet, on postule l'hypothèse que la performance ESG et la valeur de l'entreprise entretiennent une relation positive. Une amélioration de la performance ESG permet à l'entreprise de mieux bâtir une meilleure image et réputation, d'accentuer sa légitimité auprès de la société et des bailleurs (banques et investisseurs) et, in fine, d'améliorer sa valorisation. Par ailleurs, la dimension ESG constitue aussi un creuset d'opportunités, surtout dans le contexte des entreprises chimiques qui peuvent réduire leur dépendance aux ressources polluantes et aux procédés de production nuisibles pour l'environnement (énergivore, générateur de déchets dangereux, de rejets nocifs etc.) et la société (amélioration des conditions de sécurité et santé dans le lieu de travail, prévention contre les accidents chimiques etc.). La performance ESG permet aussi, entre autres, d'accroître les parts de marché avec la découverte de nouveaux débouchés. Ceci est d'autant plus vrai dans le contexte de l'industrie chimique, pour lequel la rentabilité de ses entreprises repose souvent sur la disposition de brevets qui permettent aux détenteurs de jouir d'une posture de monopôle. Par conséquent, la performance ESG, par le biais des dépenses en recherche et développement, peut contribuer massivement à l'essor des entreprises chimiques.

Toutefois, même s'il est vrai que la majeure partie de la littérature sur la relation empirique entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise penche plus vers une relation de nature positive, il en demeure que les conclusions restent globalement ambiguës. En effet, comme nous l’avons déjà évoqué plusieurs fois dans cette étude, il existe une inconsistance notoire dans les résultats de cette relation empirique étant donné qu'en plus d'un lien statistique positif, des liens d'ordre négatif ou encore non existants ont aussi été documentés. Néanmoins, dans notre étude, nous retiendrons l'hypothèse d'une relation positive et statistiquement significative.

Le tableau suivant résume la sélection des variables ainsi que le fondement théorique de la relation qui les lie avec le Q de Tobin.

Tableau 27: Statistiques descriptives des variables du modèle de régression du Q de Tobin

Variables	Mesuré par	Signe
Q de Tobin		
Eff_1	Efficience ESG calculée sous la perspective des investisseurs conventionnels	Positif
Eff_2	Efficience ESG calculée sous la perspective des investisseurs socialement responsables	Positif
ESG_SCORE	Score ESG de Bloomberg	Positif
Rentabilité	ROA	Positif
Ratio d'endettement (D/E)	Total dettes sur total capitaux propres	Positif/Négatif
Croissance du chiffre d'affaires	Variation du chiffre d'affaires par rapport à l'année précédente	Positif
Dépenses en recherche et développement	Dépenses encourues en R&D	Positif
Taille	Total des actifs (TA)	Positif

Étant donné que nos deux modèles de régression ont été spécifiés et que les fondements théoriques ont été discutés, il s'agit maintenant de procéder à l'analyse des données de régression. En effet, nous allons analyser nos bases de données et discuter des éléments de statistiques descriptives. Mais avant cela, nous allons discuter des caractéristiques de nos données ainsi que des techniques quantitatives que nous allons adopter.

5.2.2 **Données et techniques quantitatives**

Dans le cadre de notre analyse de régression, nous avons mobilisé trois échantillons composés respectivement d'entreprises chimiques chinoises, européennes et américaines. Pour les données financières, Bloomberg reste notre principale source. Comme pour la première phase empirique, l'étude s'étend sur la période 2020-2022. Par conséquent, on se retrouve en face

d'une étude sur données de panel. Nous allons ainsi exposer le choix sur la méthodologie, notamment les outils de techniques quantitatives adoptés. Ensuite, nous allons analyser les données en dégageant les éléments de statistiques descriptives afin de déceler des tendances majeures.

5.2.2.1 **Techniques quantitatives**

Une bonne analyse de régression passe d'abord par le choix judicieux des techniques quantitatives à utiliser. Mais avant de passer à cette étape, il est important de définir la modélisation en données de panel et de l'adapter à nos modèles de régression.

5.2.2.1.1 **La modélisation de données panel**

La modélisation en données de panel occupe une place essentielle dans la recherche empirique en économie et en finance, du fait de sa capacité à permettre d'analyser simultanément la dimension temporelle et la dimension individuelle d'un phénomène. En effet, elle permet ainsi d'observer, en concomitance, les variations au sein des individus étudiés et celles observées par rapport au temps de l'étude. De ce fait, elle offre une meilleure prise en compte de l'hétérogénéité non observée au sein de l'échantillon et une plus grande robustesse des résultats. En plus de fournir une analyse dynamique, elle permet aussi d'accroître le nombre d'observations et assure de meilleures estimations. En outre, elle permet de contrôler l'influence de variables omises, ce qui est aussi une source d'hétérogénéité non observable. Elle permet alors de tenir compte de l'omission de caractéristiques individuelles ainsi que de l'omission de variables explicatives communes à tous les individus mais variant dans le temps.

Le modèle en données panel de base peut être formulé comme suit :

$$y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + u_i + \epsilon_{it}$$

Où :

- y_{it} est la variable dépendante de l'individu i à la période t,
- X_{it} est la matrice des variables explicatives,
- u_i représente l'effet individuel spécifique et inobservable,
- ϵ_{it} est le terme d'erreur idiosyncratique.

Cette formulation intègre explicitement l'idée que chaque individu possède des caractéristiques spécifiques, observables ou non, qui influencent sa performance. Par conséquent, une des problématiques cruciales en ce qui concerne le traitement économétrique des données de panel repose principalement sur la manière dont on appréhende la composante des effets individuels (u_i). Deux grandes approches dominent la littérature : le modèle à effets fixes et le modèle à effets aléatoires. Toutefois, pour estimer, les modèles en données panel, il existe de nos jours une panoplie de méthodes économétriques intéressantes et pertinentes.

Pour toutes ces raisons évoquées, nous avons choisi de recourir à cette modélisation en données de panel afin de mieux observer dans le temps la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. L'approche dynamique que propose la modélisation en données est tout à fait pertinente pour notre étude empirique. En effet, l'horizon temporel apparaît souvent dans la littérature comme étant un facteur essentiel quand il s'agit d'étudier la relation entre les performances financières et ESG. Les effets de la dimension ESG sur la performance financière sont difficilement observables dans le court terme, notamment les effets positifs. Le caractère onéreux de la mise en place d'une stratégie ou d'une politique basée sur la norme ESG pèse souvent sur le bilan financier et tend à détériorer la rentabilité à court terme. En revanche, les fruits de ces efforts sont souvent observés dans le moyen et le long terme. Ainsi, une étude statique ne permet pas de visualiser tous ces interactions et tend même à biaiser les conclusions. Par ailleurs, la pertinence et l'efficacité de la mise en place d'une politique ESG sont souvent liées spécifiquement et intrinsèquement à chaque entreprise. Autrement dit, une telle politique ESG pourrait bien s'avérer être efficace pour une entité et, au contraire, s'avérer être non pertinente pour une autre du fait des spécificités de chacune. La modélisation en données de panel permet de mieux contrôler ces effets pour des résultats plus précis et fiables.

Pour le modèle 1, nous pouvons écrire :

$$WACC_{it} = \beta_0 + \beta_1 Eff_{it} + \beta_2 Beta_{it} + \beta_3 D/E_{it} + \beta_4 TA_{it} + \beta_5 M/B_{it} + u_i + \varepsilon_{it}$$

Dans notre modèle de régression, le coût moyen pondéré des capitaux propres dépend des variables explicatives (l'efficience ESG ou le score ESG de Bloomberg, le risque du marché, le ratio d'endettement, la taille de l'entreprise et aussi le ratio valeur de marché sur la valeur comptable) qui dépendent toutes du temps et des individus, mais aussi du terme d'erreur ε_{it} et du terme u_i qui représente l'effet spécifique et propre à chaque entreprise, mais constant dans le temps.

Pour le modèle 2, nous pouvons écrire :

$$Q = \alpha_0 + \alpha_1 Eff_{it} + \alpha_2 Tail_{it} + \alpha_3 D/E_{it} + \alpha_4 ROA_{it} + \alpha_5 Croiss_{it} + R\&D_{it} + u_i + \varepsilon_{it}$$

Le Q de Tobin dépend de la matrice des variables explicatives (composée des variables identifiant l'efficience ESG ou le score ESG de Bloomberg, la taille de l'entreprise, le ratio d'endettement, la rentabilité, la croissance du revenu issu des ventes, des dépenses en recherche et développement et aussi le ratio valeur de marché sur la valeur comptable), du terme d'erreur εit et aussi de l'effet individuel u_i.

5.2.2.1.2 **Méthodes d'estimation**

Les méthodes économétriques pour le traitement des analyses de régression ne sont pas toujours tout à fait précises et ne donnent pas toujours des résultats d'estimation fiables. Par conséquent, pour s'assurer de la robustesse des résultats ainsi que de leur fiabilité, il est important de recourir à une batterie d'estimations avec des estimateurs différents. Pour le traitement des modèles en données de panel, il existe aujourd'hui une panoplie d'estimateurs dans la littérature. Parmi les plus utilisés, on peut retenir l'estimateur à effets fixes et l'estimateur à effets aléatoires. Chacun d'eux a son propre importance et pertinence dans la résolution des modèles de régression.

Les effets fixes jouent un rôle fondamental en analyse statistique, car ils permettent de tenir en compte les variables ou facteurs spécifiques qui demeurent constants. Ils servent ainsi à capturer les caractéristiques propres aux individus étudiés et à contrôler leur influence sur la variable dépendante. En effet, l'idée de base de l'estimateur à effets fixes est que les individus possèdent des caractéristiques individuelles qui peuvent ou non influencer les variables dépendantes et/ou explicatives. Par exemple, les pratiques en rapport avec la politique ESG d'une entreprise peuvent particulièrement influencer son efficience ESG ou encore sa valeur actionnariale. Toutefois, ces facteurs sont souvent indisponibles ou difficiles à déterminer. Étant donné que les caractéristiques individuelles ne sont pas aléatoires et peuvent influencer les variables explicatives ou dépendantes, il est nécessaire alors de les contrôler. De cette manière, l'effet des variables explicatives peut être isolé et ne sera pas biaisé par ces caractéristiques fixes. Par conséquent, l'estimateur à effets fixes permet ainsi de neutraliser le terme de l'effet individuel u_i.

Le principe du modèle à effets aléatoires repose sur l'idée que, contrairement au modèle à effets fixes, la variation entre les entités est supposée aléatoire et non corrélée avec les variables explicatives incluses dans le modèle. Comme le souligne Greene (2008, p.183) : « … la

distinction essentielle entre les effets fixes et les effets aléatoires réside dans le fait que l'effet individuel inobservé incorpore ou non des éléments corrélés avec les variables explicatives du modèle, et non dans le caractère stochastique de ces effets. » Ainsi, si on a des raisons de penser que les différences entre individus influencent la variable dépendante mais ne sont pas corrélées aux prédicteurs, alors le modèle à effets aléatoires est approprié. L'estimateur à effets aléatoires suppose que le terme d'erreur propre à chaque entité n'est pas corrélé avec les variables explicatives, ce qui permet d'intégrer des variables invariantes dans le temps comme variables explicatives. Dans ce cadre, il est nécessaire de spécifier les caractéristiques individuelles susceptibles d'influencer les variables prédictives. Le problème réside toutefois dans le fait que certaines de ces variables peuvent ne pas être observables ou disponibles, ce qui conduit à un biais d'omission de variables dans le modèle.

Le fait de de trancher entre les estimateurs à effets fixes et à effets variables a toujours été un choix délicat en techniques quantitatives. En effet, il convient d'utiliser le modèle à effets fixes s'il y a vraiment de bonnes raisons de penser que les caractéristiques individuelles de chaque individu influencent les variables explicatives. En revanche, le modèle à effets aléatoires est préférable lorsque l'on suppose que les caractéristiques individuelles n'ont pas d'effet sur les variables explicatives, autrement dit lorsqu'elles sont supposées non corrélées avec ces dernières. Toutefois, en analyse économétrique, une posture plus prudente et fiable consiste à conduire les estimations à travers ces deux estimateurs et, par la suite, effectuer un test statistique qui permet de trancher objectivement entre les résultats issus des deux estimations. Le test le plus utilisé pour trancher entre l'estimateur à effets fixes et celui à effets variables est le test de Hausman. Ce dernier teste si les caractéristiques individuelles sont corrélées avec les variables explicatives. L'hypothèse nulle stipule qu'il n'existe pas de corrélation, ce qui correspond à la validité du modèle à effets aléatoires. La règle de décision est que si la P.value est supérieure à 0,05, alors on rejette l'hypothèse nulle, c'est-à-dire que l'estimateur à effets aléatoires est plus convenable.

Dans le cadre de notre étude, nous pensons que le modèle à effets fixes conviendrait mieux pour notre analyse de régression, du fait que les spécificités des entreprises vont sans doute avoir des effets notoires sur les variables explicatives. Par ailleurs, la manière de conduire la stratégie ESG, propre à chaque entreprise, va forcément influencer la performance ESG (soit nos indicateurs d'efficience ESG calculés, soit le score ESG de Bloomberg). S'il est vrai que les pays de l'Union Européenne ont les mêmes organes de régulation, la mise en œuvre de la politique règlementaire est souvent laissée à la discrétion de chaque État Membre. Par

conséquent, la différence d'application de la politique ESG au sein des pays pourrait avoir une répercussion sur la performance ESG des entreprises. Ces raisons pourraient nous motiver à choisir l'estimateur à effets fixes dans nos analyses de régressions. Toutefois, nous allons aussi adopter une approche prudente en ayant recours aux deux estimateurs et en utilisant, par la suite, le test de Hausman pour trancher entre les deux.

Par ailleurs, comme nous l'avons déjà souligné, notre objectif de tester le pouvoir explicatif de notre indicateur d'efficience ESG sur la valeur de l'entreprise est adossé à une exigence de robustesse des résultats. C'est dans cette logique que l'on veut recourir à un troisième estimateur afin d'aboutir à des résultats solides, nous permettant de tirer des conclusions pertinentes et fiables. Ainsi, nous mobiliserons, dans le cadre de notre analyse de régression, l'estimateur du Pooled OLS ou encore la méthode des Moindres Carrés Ordinaires groupés. Ce dernier est l'équivalent de la méthode des Moindres Carrés Ordinaires (MCO) pour les modèles en données de panel. Il constitue alors la forme la plus simple d'estimation en données de panel. Cet estimateur a pour particularité d'appliquer une régression MCO classique à l'ensemble des observations, sans distinguer la dimension temporelle et la dimension individuelle. En d'autres termes, il traite toutes les observations comme indépendantes, en ignorant la structure de panel des données ainsi que les effets spécifiques aux individus ou aux périodes.

5.2.2.2 **Données**

Dans cette partie, nous allons analyser les données de nos modèles de régression afin de déceler les tendances globales et corriger les anomalies si besoin. Nous allons alors successivement exposer les statistiques descriptives des données des deux modèles de régression.

5.2.2.2.1 **Statistiques descriptives – Modèle 1**

Les statistiques descriptives des variables du modèle de régression du coût du capital sont mises en évidence dans les tableaux suivants correspondant aux trois échantillons.

Tableau 28: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon US

	Moy	Max	Min	Ecart-type
WACC	8,322	15,017	4,047	1,429
BETA	1,034	1,826	0,559	0,259
Dettes / Capitaux (D/E)	124,452	571,639	3,446	107,925
Total actifs (TA)	15022,681	88229,000	936,800	18599,145
Valeur marché/Comptable (M/B)	3,718	37,734	0,447	4,252
ESG_SCORE	4,657	7,350	1,900	1,085
Eff_1	0,852	1,000	0,004	0,221
Eff_2	0,732	1,000	0,000	0,342

Tableau 29: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon Chine

	Moy	Max	Min	Ecart-type
WACC	11,201	18,515	3,397	3,129
BETA	1,028	1,406	0,534	0,195
Dettes / Capitaux (D/E)	91,338	406,072	0,000	89,767
Total actifs (TA)	7420,369	34997,025	539,339	7770,214
Valeur marché/Comptable (M/B)	5,097	26,964	0,985	5,272
ESG_SCORE	3,104	4,950	1,550	0,712
Eff_1	0,883	1,000	0,028	0,214
Eff_2	0,798	1,000	0,019	0,276

Tableau 30: Statistiques descriptives pour la régression du coût du capital - Echantillon Europe

	Moy	Max	Min	Ecart-type
WACC	7,919	17,441	0,499	2,666
BETA	0,936	1,877	0,380	0,283
Dettes / Capitaux (D/E)	65,536	535,213	0,027	58,776
Total actifs (TA)	8554,912	99494,284	69,339	16280,53
Valeur marché/Comptable (M/B)	2,358	14,198	0,320	1,934
ESG_SCORE	4,037	6,000	1,270	1,159
Eff_1	0,766	1,000	0,036	0,251
Eff_2	0,692	1,000	0,001	0,326

On constate ainsi que les entreprises chimiques européennes disposent en moyenne du coût du capital le plus bas (7,919%) relativement à leurs pairs américains (8,322%) et chinois (11,201%). Il en est de même pour le risque de marché qui est nettement plus faible chez les entreprises européennes (0,936) que les entreprises chinoises (1, 028) et les entreprises américaines (1,034). Par ailleurs, la structure financière des entreprises européennes est moins dépendante de la dette relativement à leurs pairs. En effet, le ratio d'endettement des entreprises chimiques européennes est beaucoup moins élevé (65,536) contre 91,338 et 124,452 pour les entreprises chimiques chinoises et américaines. Les entreprises chimiques européennes ont alors plus recours aux marchés financiers pour régler leurs besoins en financement. En revanche, les entreprises américaines sont de taille beaucoup plus importante si on considère le total des actifs comme variable proxy. En moyenne, le total de leurs actifs s'élève à 15022,681 contre environ la moitié pour les entreprises européennes et chinoises. En ce qui concerne le ratio valeur de marché sur valeur comptable, les entreprises chimiques chinoises sont devant avec 5,097 contre 3,718 et 2,358 respectivement pour les entreprises chimiques américaines et européennes. Ce fait stipule, qu'en moyenne, les actions des entreprises européennes augmentent un peu plus la valeur intrinsèque de leurs actifs, alors qu'en revanche, les entreprises chimiques chinoises, en moyenne, sont plus surévaluées par rapport au marché. On peut aussi

dire qu'ici, les entreprises chimiques chinoises disposent des actions de croissance alors que leurs pairs européens disposent des actions de valeur. On constate alors que l'optimisme et la confiance des investisseurs sur le secteur chimique se démarquent davantage sur le marché boursier chinois.

Toutefois, il reste à analyser les tendances globales du score ESG de Bloomberg. On constate qu'en moyenne celui-ci est légèrement plus élevé pour les entreprises chimiques américaines (4,657) que leurs pairs européens (4,037). Ce score est moins élevé pour les entreprises chimiques chinoises (3,104). Ces statistiques ne constituent pas du tout une surprise, mais plutôt une suite logique. En effet, le score de Bloomberg se base sur son analyse subjective de la matérialité financière. Par conséquent, les entreprises qui exercent dans les pays ou zones géographiques où la régulation et la conformité par rapport à la norme ESG sont beaucoup plus strictes et contraignantes : la prise de conscience de cette problématique, la démocratie, l'activisme et la liberté des médias y sont plus exacerbés. De facto, les répercussions de la dimension ESG sur la performance financière sont plus prononcées. Il est alors logique que les entreprises américaines et européennes en moyenne dépassent leurs pairs chinois, étant donné qu'ils disposent des conditions plus drastiques en matière de régulations et d'exigences quant aux facteurs ESG.

Nous pouvons aussi analyser la volatilité de nos variables en observant la dispersion de leurs données (variance). On observe facilement qu'il existe une dispersion sur les variables WACC et Beta pour les trois échantillons. Ceci montre que pour chaque échantillon considéré, les entreprises ont plus ou moins les mêmes valeurs. Cette dispersion des données de la variable WACC est encore moins importante avec l'échantillon américain (1,429) contre 2,66 et 3,129 respectivement pour les échantillons européen et chinois. L'accès au financement pour les entreprises chimiques est ainsi plus homogène aux États-Unis et en Europe. En revanche, le risque de ces entreprises par rapport au marché est légèrement plus homogène en Chine. Pour ce qui est de la taille des entreprises, une hétérogénéité est observée pour les trois échantillons. Cette dernière est nettement plus prononcée chez les entreprises américaines et européennes, avec la présence de fortes valeurs. Pour le ratio entre la valeur de marché et la valeur comptable, l'échantillon européen dispose d'une faible variance pour cette variable (1,934), suivi de l'échantillon américain (4,252). L'échantillon chinois est plus volatil sur cette variable avec un écart-type de 5,272. Cette homogénéité observée sur cette variable pour l'échantillon européen montre que la confiance et l'optimisme des investisseurs envers le secteur chimique sont plus contenus, tandis qu'ils semblent exacerbés chez leurs pairs chinoises. Pour nos trois variables

d'intérêts, la dispersion des trois scores est relativement faible pour les trois échantillons. Par ailleurs, on peut remarquer que nos scores d'efficience ESG sont moins volatils que le score ESG de Bloomberg. Ceci peut être expliqué par le fait que nos scores sont des valeurs relatives. En revanche, ceci pourrait contribuer à réduire la dispersion de leurs données.

5.2.2.2.2 **Statistiques descriptives – Modèle 2**

Les statistiques descriptives des variables du modèle de régression du Q de Tobin sont mises en évidence dans les tableaux suivants pour les trois échantillons considérés.

Tableau 31: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon USA

	Moy	**Max**	**Min**	**Ecart-type**
Q de Tobin	1,813	5,332	0,816	0,761
Total Actif (TA)	15022,681	88229,000	936,800	18599,145
Dettes / Capitaux (D/E)	124,452	571,639	3,446	107,925
ROA	5,924	26,051	-11,111	5,881
Croissance du CA (SALES_GROWTH)	12,997	129,258	-33,349	26,335
R&D	165,252	1216,000	0,000	256,364
Eff_1	0,852	1,000	0,004	0,221
Eff_2	0,732	1,000	0,000	0,342
ESG_SCORE	4,657	7,350	1,900	1,085

Tableau 32: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon Chine

	Moy	**Max**	**Min**	**Ecart-type**
Q de Tobin	2,698	9,850	0,996	2,099
Total Actif (TA)	7420,369	34997,025	539,339	7770,214
Dettes / Capitaux (D/E)	91,338	406,072	0,000	89,767

RETURN_ON_ASSET	8,130	46,804	-6,464	9,064
Croissance du CA (SALES_GROWTH)	46,228	428,687	-33,078	70,717
R&D	103,183	508,591	0,809	101,373
Eff_1	0,883	1,000	0,028	0,214
Eff_2	0,798	1,000	0,019	0,276
ESG_SCORE	3,104	4,950	1,550	0,712

Tableau 33: Statistiques descriptives pour la régression du Q de Tobin - Echantillon Europe

	Moy	**Max**	**Min**	**Ecart-type**
Q de Tobin	1,703	6,533	0,676	1,047
TA	8554,912	99494,284	69,339	16280,528
Dettes / Capitaux (D/E)	65,536	535,213	0,027	58,776
RETURN_ON_ASSET	6,158	34,843	-18,070	6,439
Croissance du CA (SALES_GROWTH)	11,567	81,880	-41,228	18,958
R&D	156,122	2621,011	0,000	403,429
Eff_1	0,766	1,000	0,036	0,251
Eff_2	0,692	1,000	0,001	0,326
ESG_SCORE	4,037	6,000	1,270	1,159

Pour le Q de Tobin, on constate que les entreprises chinoises disposent en moyenne de plus grands Q de Tobin relativement à leurs pairs américains et européens. Ce fait stipule que les entreprises chimiques chinoises sont plus valorisées au-dessus du coût de leurs actifs. Cette statistique corrobore l'analyse sur la variable du ratio entre la valeur de marché et la valeur comptable, dans le sens où elle stipule que ces entreprises créent de la valeur et disposent de

bonnes opportunités de croissance. Ceci reflète le climat d'optimisme et de confiance que nourrissent les investisseurs chinois envers le secteur chimique. De plus, la dispersion des données de la variable du ratio de Tobin est plus forte pour l'échantillon chinois comparé aux autres échantillons. Cela veut dire que la perception du marché par rapport aux entreprises chimiques chinoises est relativement plus hétérogène. Étant donné que l'on a déjà discuté les variables « total des actifs » et « ratio d'endettement », on s'en tient aux mêmes analyses pour ce modèle de régression. En ce qui concerne la variable de rentabilité de (ROA), on constate aussi que les entreprises chimiques chinoises jouissent d'une meilleure rentabilité par rapport à leurs pairs européens et américains. En effet, les entreprises chinoises ont une rentabilité par rapport aux actifs totaux (ROA) moyenne de 8,13% contre 6,158% et 5,924% respectivement pour les entreprises européennes et américaines. Les entreprises chimiques chinoises ont ainsi une meilleure capacité à rentabiliser leurs actifs. Ce fait peut être le fait d'une forte rentabilité, dopée soit par un coût de la main d'œuvre relativement plus bas ou encore des processus de production moins couteux donc moins respectueux de la norme ESG. Par ailleurs, cela peut aussi être dû au recours d'équipements de production à bas coût mais peu efficaces par rapport à la norme ESG, la réglementation étant plus laxiste en Chine. On peut aussi remarquer que la distribution de la rentabilité est nettement plus dispersée en Chine qu'ailleurs. Ceci reflète une hétérogénéité de la rentabilité plus prononcée en Chine. Ces tendances sont confirmées par l'analyse de la variable de la croissance du chiffre d'affaires. En effet, cette dernière décèle en moyenne une augmentation de presque la moitié des ventes (46,2%) d'une année à l'autre, ce qui est beaucoup plus élevé relativement à leurs pairs américains (13%) et européens (11,5%). Ceci témoigne de l'importance des parts de marché de l'industrie chimique chinoise. L'environnement de réglementation par rapport à la norme ESG étant plus strict et contraignant aux Etats Unis et en Europe pourrait contribuer à stresser les volumes de produits vendus. Parallèlement, on constate aussi que la croissance du chiffre d’affaires est beaucoup plus hétérogène en Chine qu’ailleurs. En d'autres termes, la répartition des parts de marché est beaucoup plus équilibrée aux États-Unis et en Europe. En ce qui concerne la variable des dépenses en recherche et développement, on peut facilement comprendre que les pays de l'Occident soient plus engagés. On voit qu'en moyenne, les entreprises chimiques américaines et européennes dépensent respectivement 165 et 156 millions de dollars contre seulement 103 pour leurs pairs chinois. Ceci témoigne de la volonté supérieure des Occidentaux à moderniser davantage leur processus de production ainsi que leurs produits, et surtout à les mettre au point à l'aune des nouvelles exigences en matière de norme ESG.

Enfin, pour nos trois variables d'intérêts, leur analyse a déjà été discutée lors de l'analyse des statistiques descriptives des variables du premier modèle. Étant donné que ce sont les mêmes variables avec les mêmes données, nous allons nous en tenir à l'analyse précédente.

En résumé, cette partie nous a permis d'analyser nos données de régression afin de déceler les tendances globales. Par ailleurs, on peut observer une dispersion des données autour de la moyenne assez raisonnable sur l'ensemble des variables de nos deux modèles, pour les trois échantillons. Ceci est bon signe puisque cela laisse présager l'absence d'un nombre significatif de valeurs aberrantes. D'un point de vue plus global, cette section nous a permis d'exposer la méthodologie ainsi que les outils économétriques à utiliser. Elle constitue ainsi une bonne transition pour la seconde section dans laquelle nous exposerons et analyserons les résultats des estimations.

5.3 **Résultats et discussions**

Comme nous l'avons déjà évoqué, nous avons deux modèles à estimer avec trois variables d'intérêts à tester successivement de façon isolée. Par ailleurs, nous avons trois estimateurs à utiliser, à savoir l'estimateur à effets fixes, l'estimateur à effets aléatoires et l'estimateur Pooled OLS. Par conséquent, nous aurons alors au total dix-huit résultats d'estimations pour chaque échantillon donné. Ce grand nombre d'estimations nous recommande d'adopter une approche méthodique. Ainsi, nous allons, dans une première partie, exposer les résultats des estimations des deux modèles avec successivement nos trois variables d'intérêts. Enfin, nous allons clore ce chapitre par une analyse en profondeur des résultats. Elle sera aussi l'opportunité d'identifier les principales limites de notre étude et de dégager les perspectives majeures.

5.3.1 **Résultats de l'analyse de régression**

Dans cette première section, nous allons procéder à l'exposé des résultats sous forme de tableaux et à leurs interprétations. Nous allons présenter les résultats du premier modèle, à savoir la régression du coût du capital. Enfin, le second modèle sera traité dans un second temps avec la même démarche.

5.3.1.1 **Résultats modèle de régression du coût du capital**

Étant donné que nous avons un nombre élevé de résultats d'estimations à présenter, nous allons séparer les résultats d'estimations du modèle de régression du coût du capital, issus de

l'explication par nos scores d'efficience ESG et ceux obtenus avec le score ESG de Bloomberg comme variable explicative.

5.3.1.1.1 **Résultats des estimations avec l'indicateur d'efficience ESG**

Les résultats des estimations du modèle de régression du coût du capital avec nos deux scores d'efficience ESG (Eff_1 et Eff_2) pour les trois estimateurs mobilisés sont regroupés dans les tableaux suivants correspondant aux trois échantillons. Pour davantage de clarté, il convient d'adopter la notation suivante :

- Modèle avec Eff_1 : la régression avec les scores d'efficience ESG calculés selon la perspective des investisseurs conventionnels comme variable explicative
- Modèle avec Eff_2 : la régression avec les scores d'efficience ESG calculés selon la perspective des investisseurs socialement responsables comme variable explicative.
- Modèle avec ESG_SCORE, la régression avec les scores ESG de Bloomberg comme variable explicative.

Tableau 34: Résultats de la régression du coût du capital (Eff_1 & Eff_2)- Echantillon US

	Modèle avec Eff_1			**Modèle avec Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	-1.58 (0.08843)	-5.37e-01(0.3711)	-3.98e-01(0.492)	-	-	-
Eff_2	-	-	-	1.1359 (0.366)	-2.47e-01(0.543)	-2.73e-01 (0.473)
Beta	-	6.1e-01 (0.3464)	5.68e-01 (0.343)	-	6.65e-01 (0.299)	6.32e-01 (0.292)
D/E	-6.16e-03 (0.03117)	-4.7e-03(0.0048)	-4.5e-03 (0.006)	-5.895e-03 (0.0416)	-4.78e-03(0.005)	-4.69e-03 (0.005)
M/B	1.7e-01 (0.01890)	1.1e-01(0.0034)	1.00e-01 (0.0043)	1.689e-01 (0.0227)	1.078e-01 (0.0038)	1.048e-01 (0.004)
Total Actif	1.74e-05 (0.60514)	-9.4e-07(0.9013)	-1.3e-06 (0.852)	1.343e-05 (0.695)	-6.133e-07(0.94)	-6.39e-07 (0.928)

R^2	2,5883%	12,056%	10,243%	11,848%	11,371%	10,284%

Les résultats du modèle de régression du coût du capital montrent que les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) ne sont pas globalement statistiquement significatifs pour l'échantillon américain. Pour le modèle avec Eff_1, seul l'estimateur à effets fixes met en évidence une significativité du score d'efficience ESG, ce qui stipule que le score d'efficience ESG, Eff_1 et le coût du capital entretiennent une relation négative et statistiquement significative. En revanche, les deux autres estimateurs soulignent une relation négative mais statistiquement non significative. On peut aussi avoir un regard sur le test de Hausman effectué pour trancher entre les estimateurs à effets fixes et à effets aléatoires (avec une p-value de 0.4613). La p-value étant supérieure à 0,05, on peut alors confirmer que l'estimateur à effets aléatoires est plus fiable. Par ailleurs, on peut aussi noter la constance du signe négatif du coefficient de la variable Eff_1 qui reste fidèle au fondement théorique. Pour le deuxième modèle, celui avec Eff_2, les mêmes résultats sont aussi observés, c'est-à-dire que cette variable n'a statistiquement pas de pouvoir explicatif sur le coût du capital (même si le signe du coefficient reste globalement négatif et fidèle au fondement théorique).

Pour le reste, le modèle de régression du coût du capital s'avère être mal spécifié, avec des coefficients de détermination très faibles pour les trois estimateurs. On peut aussi relever quelques irrégularités, comme par exemple la variable Beta qui ne dispose pas de pouvoir prédictif sur le coût du capital, alors que ces deux variables sont censées avoir un lien statistique significatif. Ces faits constituent des raisons valables d'amélioration du modèle afin de parvenir à une meilleure spécification et à de meilleurs résultats.

Les résultats des estimations pour l'échantillon européen ont produit les résultats regroupés dans le tableau suivant.

Tableau 35: Résultats de la régression du coût du capital (avec Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Europe

	Modèle avec Eff_1			**Modèle Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	-3.232 (0.007)	-1.12 (0.262)	9.7e-01 (0.33)	-	-	-
Eff_2	-	-	-	-0.49 (0.78)	-2.14 (0.03)	-2.5044 (0.003)
Beta	-	1.9819 (0.133)	1.99 (0.028)	-	1.4 (0.26)	1.14 (0.189)
D/E	-0.012 (0.001)	-1.3e-02 (0.003)	-9.2e-03 (0.029)	-0.016 (0.005)	-1.4e-02 (0.001)	-1.11e-02 (0.0058)
M/B	0.177 (0.53)	1.4e-01 (0.5)	1.34e-01 (0.44)	0.224 (0.47)	1.64e-01 (0.40)	1.21e-01 (0.462)
Total Actif	0.0003 (0.142)	-1.1e-05 (0.561)	-1.63e-05 (0.22)	0.0002 (0.191)	-6.1e-07 (0.974)	9.28e-07 (0.944)
R^2	31,9%	14,67%	11,32%	20,81%	17,72%	20,4%

Pour le cas de l'Europe, les résultats révèlent que la relation entre les deux scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) et le coût du capital entretiennent globalement une relation négative et statistiquement significative. En d'autres termes, plus ces scores augmentent, moins le coût du capital se renchérit. Pour les estimations avec le score Eff_1, l'estimateur à effets fixes affiche un coefficient négatif et statistiquement significatif pour le score d'efficience ESG, tandis que l'estimateur à effets aléatoires renvoie à un lien statistiquement non significatif. Toutefois, le test de Hausman qui affiche une p-value = 0.002683, inférieure à 0,05 permet de trancher en faveur du modèle à effets fixes. Par ailleurs, l'estimateur Pooled OLS affiche une non significativité de Eff_1. Pour ce qui concerne les estimations du coût du capital avec le score d'efficience Eff_2, la p-value = 0.4351 du test de Hausman nous permet de trancher cette fois-ci en faveur de l'estimateur à effets aléatoires. Les résultats montrent que ce dernier, de même que l'estimateur du Pooled OLS, mettent tous les deux en évidence une relation statistiquement significative et négative entre le score d'efficience ESG et le coût du capital.

On peut ainsi retenir de façon globale que dans la dynamique des entreprises chimiques européennes, les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) sont négativement corrélés au coût du capital. Par ailleurs, les résultats montrent aussi que cette corrélation est encore plus forte et robuste avec le score d'efficience Eff_2, à savoir celui calculé dans une logique de minimisation des impacts de type ESG.

En outre, on constate qu'à la différence des résultats de l'échantillon américain, la spécification du modèle semble s'améliorer. En effet, on retrouve des coefficients de détermination nettement plus importants que pour le premier échantillon, mais ils demeurent toujours faibles. Toutefois, il faut aussi rappeler que nos modèles de régression sont faits sur des données panel et pour ces derniers, un coefficient de détermination faible ne veut pas forcément signifier que le modèle n'est pas bon. Il semble, quand même, important d'améliorer le modèle, et plus particulièrement sa spécification afin de garantir de meilleurs résultats.

Enfin, les résultats sont regroupés dans le tableau suivant pour l'échantillon chinois.

Tableau 36: Résultats de la régression du coût du capital (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Chine

	Modèle avec Eff_1			**Modèle avec Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	-1.18 (0.596)	-1.3837 (0.389)	-2.6237 (0.0718)	-	-	-
Eff_2	-	-	-	-3.971 (0.0885)	6.03e-01 (0.692)	1.4783 (0.2818)
Beta	-	2.79 (0.265)	9.73e-01 (0.631)	-	3.2453 (0.2236)	1.5252 (0.4661)
D/E	-0.019 (0.000)	-1.9e-02 (0.0000)	-1.74e-02 (0,0000)	-0.0192 (0.0001)	-1.8e-02 (0,0000)	-1.68e-02 (0.0002)
M/B	0.101 (0.344)	1.9e-01 (0.017)	3.1e-01 (0.0001)	0.0881 (0.392)	1.61e-01 (0.053)	2.583e-01 (0.0027)
Total Actif	0.0003 (0.035)	8.68e-05 (0.155)	7.1e-05 (0.145)	0.0004 (0.0178)	7.95e-05 (0.237)	4.52e-05 (0.3881)
R^2	37,48%	34,72%	45,14%	42,18%	33,24%	43%

Les estimations de la régression du coût du capital pour l'échantillon chinois révèlent, pour tous les deux modèles, des résultats ambigus et similaires à ceux de l'échantillon américain. En effet, si l'on considère le modèle avec Eff_1, seul l'estimateur Pooled OLS met en relief une relation statistiquement significative entre Eff_1 et le coût du capital. Il est alors très difficile de tirer globalement une conclusion sur une relation statistique existante entre ces deux grandeurs pour cet échantillon. En revanche, on peut quand même noter que le fondement théorique de cette relation a été prouvé, à savoir le lien négatif qui existerait entre la performance ESG et le coût du capital. Quant au modèle avec l'efficience Eff_2, c'est une surprenante relation globalement positive mais non significative qui a été mise en valeur. En effet, mis à part l'estimateur à effets fixes, les deux autres estimateurs ont mis en évidence un coefficient positif et non significatif de la variable Eff_2. Le signe positif de ce coefficient stipule que dans la dynamique des entreprises chimiques chinoises, l'amélioration du score d'efficience Eff_2, c'est-à-dire l'amélioration de la politique basée sur la minimisation des impacts ESG, ne conduirait pas à réduire le coût du capital mais plutôt à le renchérir. Autrement dit, la perspective des investisseurs socialement responsables ne contribuerait pas à l'essor des entreprises chimiques chinoises puisque qu'elle leur rendrait difficile l'accès au financement avec un renchérissement du coût du capital.

De plus, le modèle ne semble pas à priori souffrir d'un problème de spécification, étant donné que le coefficient de détermination est relativement plus élevé pour cet échantillon. Toutefois, à l'instar des résultats pour les autres échantillons, on constate aussi certaines anomalies, comme par exemple le risque de marche (Béta), qui ne dispose d'aucun pouvoir prédictif sur le coût du capital.

À la suite des résultats de l'analyse de régression du coût du capital avec les efficiences ESG comme prédicteurs, il est important de procéder à une comparaison du pouvoir explicatif de nos variables d'intérêts en utilisant un autre indicateur de performance ESG. Nous allons ainsi, dans la partie suivante, estimer le coût du capital avec le score ESG de Bloomberg comme variable explicative.

5.3.1.1.2 **Résultats des estimations avec le score ESG de Bloomberg**

Dans cette partie, il s'agit de présenter les résultats des estimations de la régression du coût du capital avec l'indicateur de performance ESG de Bloomberg comme variable explicative. Ils sont regroupés dans les trois tableaux suivants correspondant à nos trois échantillons.

Tableau 37: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon US

	Modèle ESG_SCORE		
	EF	EA	Pooled OLS
ESG_SCORE	-1.1550e-01 (0.77611)	2.7634e-01 (0.027836)	2.83e-01 (0.022492)
Beta	-	7.1086e-01 (0.234913)	7.0153e-01 (0.230665)
D/E	-5.8681e-03 (0.04498)	-4.8885e-03 (0.002077)	-4.8692e-03 (0.002432)
M/B	1.6223e-01 (0.02843)	9.8793e-02 (0.003644)	9.7555e-02 (0.004213)
Total actif	1.6349e-05 (0.63538)	-9.1656e-06 (0.230459)	-9.3992e-06 (0.207206)
R^2	10,785%	14,392%	14,541%

Tableau 38: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Europe

	Modèle ESG_SCORE		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**
ESG_SCORE	2.09 (0.002)	5.0965e-01 (0.168694)	9.0046e-03 (0.97466)
Beta	-	1.9560 (0.159293)	1.8586 (0.04016)
D/E	-0.01687518 (0.001320)	-1.2278e-02 (0.004098)	-8.4025e-03 (0.04638)
M/B	0.52072661 (0.075239)	1.3907e-01 (0.504163)	1.3254e-01 (0.45935)
Total actif	0.00025230 (0.152703)	-1.6411e-05 (0.425969)	-1.4138e-05 (0.28589)

R^2	35,75%	15,76%	10,12%

Tableau 39: Résultats de la régression du coût du capital avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Chine

	Modèle ESG_SCORE		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**
ESG_SCORE	0.8976	1.3188	1.1222
	(0.18)	(0.0033)	(0.01296)
Beta		1.8358	2.7933e-01
		(0.4604)	(0.889)
D/E	-0.0156	-1.5427e-02	-1.6202e-02
	(0.0028)	(0.0000)	(0.00013)
M/B	0.1213	2.0039e-01	2.9698e-01
	(0.2525)	(0.009)	(0.0001)
Total actif	0.00023649	6.9528e-05	6.7651e-05
	(0.1843)	(0.2412)	(0.153)
R^2	40,24%	42,28%	48,01%

Les résultats des estimations pour l'échantillon américain soulignent une significativité globale du score ESG de Bloomberg. En effet, on constate que pour l'estimateur à effets aléatoires et celui du Pooled OLS, cette variable présente un coefficient statistiquement significatif qui stipule qu'elle a un pouvoir explicatif sur la formation du coût du capital. En revanche, cette variable n'est pas significative dans l'estimation par la méthode des effets fixes. Le test de Hausman révèle, tout de même, que l'estimateur des effets aléatoires est préféré dans ce cas précis avec une p-value de 0.6755. Par ailleurs, une chose surprenante vient du fait que le coefficient du score ESG de Bloomberg affiche un signe positif qui renvoie à une corrélation statistique positive entre elle et le coût du capital. En d'autres termes, mieux les entreprises chimiques américaines sont notées par rapport à la norme ESG Bloomberg, plus il leur est difficile d'accéder à un financement à bas coût. Ce résultat est surprenant dans la mesure où il trahit le fondement théorique de cette relation. En effet, les entreprises qui enregistrent des scores de performance ESG élevés sont réputées pour avoir plus accès à un coût du capital

moins élevé. Toutefois, les résultats de l'estimation par la méthode à effets fixes mettent en évidence une relation négative mais statistiquement non significative. Du point de vue global, les résultats de la régression du coût du capital sur le score ESG de Bloomberg présentent ainsi une ambiguïté et une inconsistance significatives. De plus, comme pour les premiers modèles présentés plus haut, notamment pour le cas de l'échantillon américain, la spécification du modèle laisse à désirer du fait de la présence de coefficients de détermination très faibles.

Pour le cas de l'échantillon européen, les résultats montrent que le score ESG de Bloomberg entretient globalement une relation positive avec le coût du capital. En effet, les résultats obtenus à travers les trois estimateurs mettent en évidence un coefficient positif du score ESG. Toutefois, seul l'estimateur à effets fixes a fourni une preuve de significativité statistique de cette variable dans l'explication du coût du capital. Par ailleurs, le test de Hausman qui a donné une p-value de 0.003238 nous permet de choisir les résultats de l'estimateur à effets fixes au détriment de ceux de l'estimateur à effets variables. On voit encore, une fois de plus, que ces résultats vont à l'encontre du fondement théorique, dans le sens où l'amélioration des standards ESG est censée diminuer le coût du capital. Ceci est surtout plus avéré dans le contexte de l'industrie chimique européenne marqué par un environnement de régulation strict et contraignant, et une prise de conscience supérieure de cette problématique. Le coefficient de détermination s'est légèrement amélioré pour les estimations de cet échantillon relativement au précédent, mais il demeure toujours globalement très faible.

Enfin, les résultats pour l'échantillon chinois révèlent que notre variable d'intérêt, à savoir le score ESG de Bloomberg, est positivement corrélée au coût du capital. En effet, à l'exception de l'estimateur à effets fixes, tous les autres estimateurs font état d'une significativité du coefficient de la variable du score ESG de Bloomberg. D'ailleurs, les résultats de l'estimateur à effets aléatoires sont préférés à ceux de l'estimateur à effets fixes selon le test de Hausman (p-value = 0.2688). Comme évoqué plus haut, le caractère positif de la relation entre le score ESG et le coût du capital viole le fondement théorique du modèle. Une amélioration de la conformité ESG devrait normalement booster la valeur de l'entreprise par l'entremise, entre autres, de la réduction du coût du capital. Toutefois, comme pour l'Europe et les États-Unis, les résultats des régressions pour l'échantillon chinois en attestent autrement. On peut tout de même noter la présence de coefficients de détermination décents (supérieurs à 40 %), notamment pour des estimations de modèle en données panel.

En résumé, les résultats des estimations de la régression du coût du capital sur la variable d'intérêt, en l'occurrence le score de performance ESG de Bloomberg, aboutissent à une relation

statistique globalement positive et significative pour les trois échantillons. Ces résultats sont dépourvus de sens, surtout si l'on sait que le score ESG de Bloomberg se construit sur la base du calcul de matérialité financière afin de déterminer la performance agrégée des entreprises en matière de critères ESG. Dans cette logique, une amélioration de ce score devrait normalement être synonyme de réduction du coût du capital, à travers notamment l'amélioration de l'image et la réputation de l'entreprise, ainsi que la légitimité auprès des investisseurs et de la société du point de vue général. Ces résultats viennent confirmer les conclusions de nombreuses études sur l'inconsistance et l'ambiguïté qui existent sur la relation entre la performance ESG et les variables de marché, notamment la valeur de l'entreprise. Plusieurs explications peuvent être adressées à l'encontre de ces résultats. Toutefois, elles seront traitées dans la seconde partie de cette section qui est dédiée aux discussions des résultats.

5.3.1.2 **Résultats modèle de régression du Q de Tobin**

Nous allons présenter d'abord les résultats pour les estimations avec les scores d'efficience ESG. Dans un second temps, nous allons exposer les résultats des estimations du modèle avec le score ESG de Bloomberg.

5.3.1.2.1 **Résultats de la régression du Q de Tobin avec l'indicateur d'efficience ESG**

Les résultats des estimations du Q de Tobin avec les prédicteurs Eff_1 et Eff_2 sont présentés pour nos trois échantillons.

Pour l'échantillon américain, le tableau suivant récapitule les résultats pour les trois estimateurs mobilisés.

Tableau 40: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon US

	Modèle avec Eff_1			**Modèle avec Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	1.01e-01 (0.643)	6.98e-02 (0.730)	-1.69e-03 (0.9958)	-	-	-
Eff_2	-	-	-	-5.23e-01	7.74e-02	6.7e-01

				(0.13851)	(0.754)	(0.0020)
D/E	-2.17e-03	-1.82e-03	-8.31e-04	-2.33e-03	-1.69e-03	1.006e-04
	(0.109)	(0.056)	(0.34119)	(0.0809)	(0.081)	(0.9074)
ROA	-1.73e-02	-1.12e-02	-6.41e-03	-1.77e-02	-1.01e-02	-1.50e-04
	(0.0656)	(0.1673)	(0.63758)	(0.054)	(0.218)	(0.9906)
Croiss	8.05e-04	-2.226e-05	5.21e-04	1.53e-03	-1.42e-04	3.43e-04
	(0.6729)	(0.989)	(0.8597)	(0.4298)	(0.9325)	(0.9020)
R&D	5.093e-04	-4.599e-04	-6.50e-04	2.17e-04	-5.04e-04	-7.54e-04
	(0.785)	(0.386)	(0.055)	(0.906)	(0.3193)	(0.0200)
Total Actif	-2.14e-05	-2.65e-06	4.49e-06	-1.94e-05	-1.75e-06	2.95e-06
	(0.12799)	(0.6776)	(0.3281)	(0.1575)	(0.7757)	(0.4918)
R^2	13,41%	8,06%	4,75%	16,5%	7,8%	14,45%

Pour le modèle avec l'efficience Eff_1 comme variable explicative, on constate que cette dernière n'est pas statistiquement significative. Les p.value (supérieures à 0,1) obtenues pour tous les trois estimateurs ne nous permettent pas de conclure sur un quelconque pouvoir explicatif de l'efficience ESG sur le Q de Tobin. On peut tout de même noter que le signe de cette relation est globalement positif. Ceci reste fidèle au fondement théorique des liens statistiques entre ces deux variables. Par ailleurs, selon la valeur trop faible du coefficient de détermination, on peut penser que le modèle est mal spécifié. Ajouté à cela, on peut aussi déceler certaines anomalies, comme par exemple, la rentabilité (ROA) qui est caractérisée ici par un coefficient négatif pour tous les trois estimateurs. En réalité, la rentabilité entretient théoriquement une relation statistique positive avec le Q de Tobin. Ces résultats présagent une mauvaise spécification du modèle et l'absence de fiabilité des résultats. Quant au modèle de régression avec l'efficience ESG Eff_2, les résultats sont un peu plus mitigés. Les estimateurs à effets fixes et à effets aléatoires ont tous les deux affiché des coefficients non significatifs. En revanche, l'estimateur Pooled OLS a fourni un coefficient positif et statistiquement significatif. Cela veut dire que si l'efficience ESG calculée selon la perspective de minimisation des impacts

ESG augmente, le Q de Tobin des entreprises chimiques américaines augmente également. Ce modèle semble être mieux spécifié que le précédent, mais les coefficients de détermination des trois estimateurs demeurent très faibles.

Les résultats des estimations du Q de Tobin pour l'échantillon européen sont à leur tour regroupés dans le tableau suivant.

Tableau 41: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG (Eff_1 & Eff_2) - Echantillon Europe

	Modèle avec Eff_1			**Modèle avec Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	-6.77e-01	-6.43e-01	-6.40e-01	-	-	-
	(0.0653)	(0.0528)	(0.1129)			
Eff_2	-	-	-	2.54e-01	1.84e-01	7.26e-02
				(0.5820)	(0.5820)	(0.8203)
D/E	1.9e-03	1.78e-03	1.87e-03	1.67e-03	1.59e-03	1.49e-03
	(0.202)	(0.2057)	(0.2972)	(0.2772)	(0.2666)	(0.4175)
ROA	1.16e-02	1.97e-02	7.23e-02	4.62e-03	1.36e-02	6.55e-02
	(0.2587)	(0.05396)	(5.476e-05)	(0.6453)	(0.1725)	(0.0002)
Croiss	-1.77e-03	-2.56e-03	-9.48e-03	-1.51e-03	-2.35e-03	-9.47e-03
	(0.5235)	(0.3503)	(0.07502)	(0.5960)	(0.4009)	(0.0791)
R&D	.173e-04	6.23e-04	7.57e-04	1.58e-04	5.92e-04	7.32e-04
	(0.8093)	(0.3467)	(0.129)	(0.9106	(0.3801)	(0.14753)
Total Actif	1.12e-06	-1.64e-05	-1.719e-05	6.91e-06	-1.71e-05	-1.79e-05
	(0.9835)	(0.2996)	(0.1435)	(0.9030)	(0.2828)	(0.13621)
R^2	9,12%	6,94%	19,43%	4%	3,8%	17,30%

Pour le modèle avec la variable Eff_1 comme prédicteur, les résultats montrent que cette dernière dispose d'un pouvoir explicatif sur le Q de Tobin pour l'échantillon européen. En effet, les estimateurs à effets fixes et à effets variables ont tous deux fourni une preuve de significativité statistique de cette variable. Toutefois, le coefficient de la variable Eff_1 est caractérisé par un signe négatif qui stipule que l'amélioration du performance ESG tend à réduire le Q de Tobin des entreprises chimiques européennes. Ce résultat n'était pas attendu puisque qu'il dévoie le fondement théorique de la relation entre ces deux variables. Ajouté à cela, la faible valeur des coefficients de détermination pourrait laisser penser que le modèle est mal spécifié. En revanche, pour ce qui est du deuxième modèle, les résultats ont montré que la variable d'intérêt Eff_2 n'est pas statistiquement significative pour tous les trois estimateurs. Toutefois, on peut quand même noter que le signe du coefficient est positif pour les trois estimateurs et le fondement théorique a été bien confirmé ici. Autrement dit, une bonne politique de minimisation des impacts ESG tendrait à améliorer le Q de Tobin des entreprises chimiques européennes.

Les résultats des estimations du Q de Tobin pour l'échantillon chinois sont regroupés dans le tableau suivant.

Tableau 42: Régression du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG - Echantillon Chine

	Modèle avec Eff_1			**Modèle avec Eff_2**		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**	**EF**	**EA**	**Pooled OLS**
Eff_1	-0.539 (0.777)	-4.14e-01 (0.7551)	1.8e-01 (0.885)	-	-	-
Eff_2	-	-	-	-0.113 (0.9537)	1.55 (0.19817)	2.19 (0.0492)
D/E	-0.002 (0.53)	-2.11e-03 (0.56583)	-9.32e-04 (0.80364)	-0.003 (0.5347)	-2.15e-03 (0.55403)	-1.08e-03 (0.76498)
ROA	-0.08 (0.048)	-4.66e-02 (0.21206)	1.45e-02 (0.74304)	-0.081 (0.0477)	-4.12e-02 (0.2721)	1.47e-02 (0.72864)

Croiss	-0.0003	6.25e-03	4.69e-03	0.009	5.03e-03	3.44e-03
	(0.1979)	(0.18996)	(0.39816)	(0.0967)	(0.29544)	(0.52106)
R&D	0.0095	-6.01e-03	-4.22e-03	-0.003	-5.33e-03	-3.75e-03
	(0.0925)	(0.1371)	(0.21523)	(0.71699)	(0.17305)	(0.25269)
Total Actif	-0.0003	-5.41e-05	-5.22e-05	-0.0003	-6.83e-05	-6.81e-05
	(0.1979)	(0.38041)	(0.29524)	(0.21264)	(0.25322)	(0.16327)
R^2	31,36%	18%	19,57%	31,19%	19,84%	25,36%

Pour l'échantillon chinois, la variable Eff_1 n'a aucun lien statistique significatif avec le Q de Tobin. Tous les trois estimateurs attestent de la non pertinence de cette variable dans l'explication de la dynamique du Q de Tobin pour les entreprises chimiques chinoises. On peut aussi relever que le signe du coefficient de la variable Eff_1 est globalement négatif, même s'il n'est pas significatif. Cela signifie que dans la dynamique des entreprises chimiques chinoises, ce score d'efficience ESG et le ratio de Tobin entretiennent une corrélation négative. Le résultat contraire était attendu pour ces estimations. On peut aussi relever la présence de coefficients de détermination très faibles mais qui se sont nettement améliorés pour cet échantillon relativement aux autres. Enfin, pour le modèle avec la variable Eff_2 comme variable explicative, les estimateurs à effets fixes et à effets aléatoires ont mis en évidence une relation statistique inexistante entre cette variable et le Q de Tobin. En effet, les p.value supérieures à 0,05 obtenues pour ces deux estimateurs nous permettent de conclure sur une non significativité de cette variable. Toutefois, le troisième estimateur (Pooled OLS) souligne une relation statistiquement significative et positive entre la variable Eff_2 et le Q de Tobin. Autrement dit, selon cet estimateur, l'amélioration du score d'efficience ESG calculé à travers la perspective de minimisation des facteurs ESG contribue à améliorer le Q de Tobin des entreprises chimiques chinoises. Ainsi, on constate que les résultats de ces estimations s'avèrent être ambigus dans le sens où il est difficile de trancher de façon définitive sur la nature de cette relation. Par ailleurs, le manque de qualité de la spécification du modèle semble moins se poser pour cet échantillon puisque le coefficient de détermination est nettement plus grand.

5.3.1.2.2 **Résultats de la régression avec le score ESG de Bloomberg**

Les résultats des estimations du Q de Tobin avec le score ESG de Tobin sont regroupés dans les trois tableaux suivants.

Tableau 43: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon US

	Modèle ESG_SCORE		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**
ESG_SCORE	-7.47e-02	1.29e-01	2.66e-01
	(0.5341)	(0.1160)	(0.0003)
D/E	-2.23e-03	-1.85e-03	-1.538e-03
	(0.0998)	(0.0474)	(0.06355)
ROA	-1.58e-02	-1.37e-02	-1.95e-02
	(0.0930)	(0.1039)	(0.13306)
Croiss	8.85e-04	-1.798e-05	1.61e-03
	(0.6432)	(0.99130)	(0.56005)
R&D	6.61e-04	-6.94e-04	-1.02e-03
	(0.7266)	(0.1751)	(0.0024)
Total actif	-2.15e-05	-3.27e-06	-8.28e-07
	(0.1242)	(0.59389)	(0.85163)
R^2	13,68%	10,06%	17,56%

Tableau 44: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon Europe

	Modèle avec ESG_SCORE		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**
ESG_SCORE	-3.95e-01	4.21e-02	1.96e-01
	(0.0445)	(0.69215)	(0.02505)
D/E	1.77e-03	1.52e-03	1.34e-03
	(0.23140)	(0.2929)	(0.442879)
ROA	1.06e-02	1.43e-02	6.60e-02
	(0.2892)	(0.16103)	(0.000110)
Croiss	8.49e-04	-2.63e-03	-1.10e-02
	(0.77505)	(0.37092)	(0.03819)
R&D	3.78e-04	6.43e-04	7.48e-04
	(0.7727)	(0.32998)	(0.1289)
Total actif	-9.53e-06	-1.81e-05	-2.08e-05
	(0.8607)	(0.25454)	(0.07518)
R^2	10,15%	3,66%	21,53%

Tableau 45: Régression du Q de Tobin avec les scores ESG de Bloomberg - Echantillon Chine

	Modèle ESG_SCORE		
	EF	**EA**	**Pooled OLS**
ESG_SCORE	-0.500	-3.39e-01	-1.41e-01
	(0.3971)	(0.424389)	(0.7442)
D/E	-0.0036	-2.28e-03	-8.62e-04
	(0.4265)	(0.53091)	(0.81800)
ROA	-0.0790	-4.70e-02	1.39e-02
	(0.0527)	(0.20227)	(0.75112)
Croiss	0.0101	7.29e-03	5.39e-03
	(0.07356)	(0.13576)	(0.3582)
R&D	-0.0002	-5.22e-03	-4.05e-03
	(0.98040)	(0.21722)	(0.24036)
Total actif	-0.0003	-6.35e-05	-5.5e-05
	(0.19668)	(0.31369)	(0.27866)
R^2	32,78%	19,17%	19,70%

Pour l'échantillon américain, on constate que les estimateurs à effets fixes et à effets variables n'ont pas documenté une significativité de la variable du score ESG de Bloomberg. En effet, ces deux estimateurs présentent des p.value supérieures à 0,05 pour le test de significativité de Student, stipulant ainsi que le score ESG de Bloomberg n'a aucun pouvoir explicatif sur le Q de Tobin. En revanche, l'estimateur Pooled OLS fait état d'une significativité de cette variable. Par conséquent, ce score de performance ESG entretient un lien statistique positif avec le Q de Tobin. Autrement dit, mieux la performance ESG de l'entreprise est notée par Bloomberg, et plus le Q de Tobin des entreprises chimiques américaines augmente. Par ailleurs, le coefficient de détermination demeure très faible. Pour l'échantillon européen, on a deux estimateurs qui prouvent l'existence d'une relation statistique significative entre le score ESG de Bloomberg et

le Q de Tobin. Il s'agit de l'estimateur à effets fixes et de l'estimateur Pooled OLS. Toutefois, les résultats restent très mitigés. En effet, la première stipule que le score ESG de Bloomberg entretient une relation négative avec le Q de Tobin, tandis que le deuxième estimateur conclut sur une relation positive. Il est alors très difficile de trancher pour l'échantillon européen du fait de l'ambigüité des résultats. De plus, le coefficient de détermination demeure très faible pour cet échantillon. Enfin, pour l'échantillon chinois, aucun estimateur n'a fourni une preuve de l'existence d'une relation statistique significative entre le score ESG de Bloomberg et le Q de Tobin de ces entreprises chimiques. En effet, tous les trois estimateurs ont fourni des p.values du test de significativité partielle de Student supérieures à 0,05 pour le coefficient du score ESG de Bloomberg. Par conséquent, ce dernier n'est pas un bon prédicteur pour le Q de Tobin. De plus, on peut aussi noter une légère amélioration de la valeur du coefficient de détermination des trois estimateurs, quoiqu'elle demeure très faible.

En résumé, les résultats des estimations du ratio de Tobin sont caractérisés par une inconsistance. En effet, une relation positive, négative ou non existante ont toutes été documentées et prouvées, rendant ainsi très difficile de trancher de façon certaine. Les causes sont multiples et nous allons prendre temps de les identifier dans la partie suivante. Par ailleurs, la batterie d'estimations que nous avons effectuée avec différents estimateurs et à travers les trois échantillons mobilisés nous a fourni une panoplie de résultats qu'il convient de disséquer et de discuter en profondeur afin d'identifier les principaux enseignements. Cet exercice nous permettra d'établir une base comparative pour nos variables d'intérêts, représentés par les indicateurs de performance ESG.

5.3.2 Efficience ESG et valeur de l’entreprise : discussions, limites et perspectives

Dans cette partie, il est question de procéder aux discussions des résultats de l’analyse de régression. Nous allons adopter une posture comparative tout au long de cette partie afin de faire ressortir les principales disparités du pouvoir explicatif des deux types de variables de performance ESG. Enfin, dans un second temps, nous allons procéder à une analyse plus globale en essayant de dégager des conclusions généralisables concernant l’impact de la performance ESG la valeur de l’entreprise.

5.3.2.1 **Efficience ESG vs Score ESG de Bloomberg : comparaison du pouvoir explicatif**

À travers nos deux modèles de régression et les trois estimateurs mobilisés, nous allons comparer la pertinence de chacune des variables de performance ESG. Cette approche comparative sera adoptée pour chaque modèle de régression.

5.3.2.1.1 **Modèle de régression du coût du capital**

Le fait de substituer une variable de performance ESG par une autre dans le même modèle nous permet d'établir une base comparative objective sur le pouvoir explicatif de ces dernières. On pourra ainsi déceler les principales disparités au sein des différentes estimations et sonder la pertinence de chacune de ces variables explicatives. Ces disparités sont notoires pour l'analyse de régression du coût du capital.

En effet, on remarque que pour l'échantillon américain, la significativité de la performance ESG dans le modèle de régression du coût du capital est plus forte avec la variable du score ESG de Bloomberg. En effet, deux estimateurs sur trois ont pu mettre en évidence un lien statistique positif entre le score ESG de Bloomberg et le coût du capital. En revanche, seulement un estimateur a pu déterminer l'existence d'une relation statistique significative pour le score d'efficience ESG calculé selon la perspective de maximisation de la performance financière, tandis qu'aucun estimateur n'a pu trouver un lien statistique entre le coût du capital et le score d'efficience ESG calculé selon la perspective de minimisation des impacts de type ESG. Toutefois, le signe de la relation reflète le fondement théorique qui régit ces deux variables dans les modèles avec les scores d'efficience plutôt qu'avec le score ESG de Bloomberg. En effet, le signe du coefficient de la variable d'intérêt est positif, ce qui stipule que la performance ESG contribue à renchérir le coût du capital. En revanche, dans le modèle avec les scores d'efficience ESG comme variable explicative, même si globalement, le coefficient de cette variable n'est pas significatif, il affiche quand même, un signe négatif. Ceci signifie que l'amélioration de la performance ESG contribuerait à la réduction du coût du capital pour les entreprises chimiques. Par ailleurs, le fait de substituer une variable de performance ESG par une autre ne semble pas améliorer la spécification du modèle pour cet échantillon, puisque le coefficient de détermination ne varie pas substantiellement.

Pour l'échantillon européen, le même constat peut être fait. Les trois estimateurs affichent un coefficient positif pour la variable du score ESG de Bloomberg, stipulant une relation positive entre elle et le coût du capital. Cependant, seulement un estimateur fait état d'une significativité

du coefficient. On note alors que les résultats ne sont pas robustes. Si l'on compare avec les résultats des estimations du même modèle mais cette fois-ci avec nos indicateurs d'efficience ESG calculés, on peut voir que pour cet échantillon, les résultats sont plus robustes et fiables, notamment avec le score d'efficience ESG calculé sous la perspective de minimisation des impacts de type ESG. En effet, pour ces derniers, deux estimateurs stipulent que ce score d'efficience ESG entretient une relation négative avec le coût du capital. Autrement dit, l'amélioration de la performance ESG contribue à faciliter l'accès à un financement à moindre coût pour les entreprises chimiques européennes. Ces résultats sont ainsi plus robustes et reflètent mieux la relation qui existe entre ces deux grandeurs. Par contraste, les résultats des estimations avec le score d'efficience ESG calculé sous la perspective de maximisation de la performance financière démontrent une robustesse dans le signe du coefficient de cette variable. Par contre, seulement un estimateur sur trois a pu prouver l'existence d'une relation statistique significative et négative entre la performance ESG et le coût du capital. À la différence de l'échantillon américain, le recours aux scores de performance ESG calculés semble améliorer la qualité de la spécification du modèle, puisque globalement, le coefficient de détermination est plus élevé.

Enfin, pour l'échantillon des entreprises chimiques chinoises, nous pouvons là aussi formuler le même constat. Le coefficient du score ESG de Bloomberg est caractérisé par un signe positif pour les trois estimateurs mobilisés, même si seulement un d'entre eux prouve l'existence d'une relation statistique significative. La théorie qui veut que la performance ESG améliore la réputation et l'image de l'entreprise et, in fine, facilite son accès au financement est encore une fois non respectée. En revanche, l'analyse de régression avec les deux scores d'efficience ESG démontre une consistance dans le signe de leur coefficient qui est globalement négatif. Par conséquent, la performance ESG contribuerait à réduire le coût du capital des entreprises chimiques chinoises. Toutefois, les résultats ne sont pas robustes puisque seulement un estimateur a fourni un test de significativité de Student favorable pour chacun de ces deux variables. Par ailleurs, le modèle d'explication du coût du capital semble être mieux spécifié avec la variable du score ESG de Bloomberg comme variable explicative, si l'on se base sur la valeur du coefficient de détermination qui est légèrement plus élevé ici que dans les modèles avec le recours à nos indicateurs d'efficience ESG.

En résumé, à travers les estimations des trois échantillons, on peut dégager certaines conclusions. Le score de performance ESG de Bloomberg semble globalement démontrer une meilleure significativité dans l’explication de la fluctuation du coût du capital. En effet, sa

pertinence dans l'analyse de régression du coût du capital s'est avérée relativement robuste au regard des résultats des estimations. Toutefois, le signe dévoie totalement le fondement théorique de la relation entre la performance ESG et le coût du capital. Ces deux grandeurs sont censées entretenir une relation négative. En effet, la performance ESG améliore théoriquement le coût du capital par l'entremise de l'amélioration de la réputation, de l'image, de la légitimité et de la crédibilité d'une entreprise au regard des investisseurs et de toute la société en général. De plus, le coût du capital ayant à son tour une corrélation négative avec la valeur de l'entreprise, ceci revient à dire que le score de performance ESG de Bloomberg entretient une relation négative avec la valeur de l'entreprise. Par conséquent, l'amélioration de la note ESG attribuée par Bloomberg tend à réduire la valeur de l'entreprise. Cette conclusion est dépourvue de sens et va à l'encontre de la majeure partie des conclusions d'études sur ce point. De plus, elle contribue à l'ambiguïté des conclusions sur cette relation. En revanche, nos deux indicateurs d'efficience ESG ne dérogent pas au fondement théorique qui régit ces deux grandeurs, puisque les résultats montrent avec robustesse un lien statistique négatif entre ces deux grandeurs. Par ailleurs, nous pouvons aussi dire par induction que l'amélioration de nos scores d'efficience ESG contribue à améliorer la valeur de l'entreprise. Nous pouvons alors conclure que nos indicateurs d'efficience ESG sont plus pertinents pour l'explication du coût du capital.

5.3.2.1.2 **Modèle de régression du Q de Tobin**

Les résultats de l'analyse de régressions du Q de Tobin présentent aussi des écarts dans le pouvoir explicatif de nos variables d'intérêt.

Pour l'échantillon américain, les résultats des estimations ne sont pas robustes et sont caractérisés globalement par une ambiguïté substantielle. En effet, seulement un estimateur sur trois a mis en évidence une significativité du coefficient du score ESG de Bloomberg. D'après cet estimateur, cette variable entretient une relation positive avec le Q de Tobin. Ainsi, l'amélioration du score ESG de Bloomberg contribue à améliorer le Q de Tobin des entreprises chimiques américaines. Le même manque de robustesse est observé pour les résultats des estimations du Q de Tobin avec les scores d'efficience ESG que nous avons calculés. En effet, la significativité du score d'efficience ESG calculé selon la perspective de minimisation des impacts ESG (Eff_2) a été prouvée par l'un des trois estimateurs mobilisés. Par contre, les deux autres ne permettent pas de montrer une relation entre la performance ESG et le Q de Tobin. Quant au score d'efficience ESG calculé selon la perspective de maximisation de la performance financière (Eff_1), aucun des trois estimateurs n'a pu démontrer une relation statistique

significative avec le Q de Tobin. On peut dire alors que le score ESG de Bloomberg et le score d'efficience ESG, Eff_2, disposent quasiment du même pouvoir explicatif sur le Q de Tobin.

Pour l'échantillon européen, les résultats des estimations du modèle d'explication du Q de Tobin sont ambigus. Pour le score ESG de Bloomberg, il y a deux estimateurs qui ont mis en évidence la significativité du coefficient. Toutefois, les conclusions sont mitigées dans le sens où l'un des estimateurs a documenté une relation positive tandis que l'autre a souligné une relation négative. Le signe négatif du coefficient est quand même surprenant puisque l'on attendait le contraire. En effet, l'amélioration de la performance ESG est censée améliorer aussi la valeur de l'entreprise approchée par le Q de Tobin. En revanche, avec les indicateurs d'efficience ESG, les estimations de l'analyse de régression du Q de Tobin donnent des résultats robustes quant au signe de leur coefficient. En effet, pour la variable Eff_1, deux estimateurs ont mis en évidence la significativité de son coefficient et ont souligné sa relation négative avec Q de Tobin. En d'autres termes, plus ce score augmente, plus le Q de Tobin des entreprises chimiques européennes diminue. Quant à la variable Eff_2, aucun estimateur n'a détecté de relation statistiquement significative entre ces deux variables. Toutefois, le signe positif du coefficient reste constant à travers les trois échantillons. Ainsi, on peut dire que la variable Eff_1 semble être plus pertinente que le score ESG de Bloomberg dans l'explication du Q de Tobin du fait de la robustesse des résultats.

S’agissant du dernier échantillon, à savoir celui des entreprises chimiques chinoises, il ne semble pas pertinent de comparer le pouvoir explicatif de nos variables de performance ESG sur le Q de Tobin. En effet, un seul estimateur a pu prouver une relation statistique positive et significative entre la variable Eff_2 et le Q de Tobin. On voit alors que ces résultats ne sont pas fiables puisqu'ils souffrent de robustesse. En revanche, pour les autres variables de performance ESG, aucun lien statistique significatif n'a été prouvé à travers les trois estimateurs mobilisés.

Ainsi, il semble nettement plus difficile de comparer le pouvoir explicatif des variables de performance ESG dans le modèle d'explication du Q de Tobin plutôt que dans le modèle d'explication du coût du capital. Toutefois, on peut tout de même noter que nos scores d'efficience ESG semblent apporter un peu plus de robustesse dans les résultats d'estimation. De plus, l'ambiguïté des résultats est plus forte pour le score ESG de Bloomberg. En effet, les indicateurs d'efficience ESG peuvent souffrir globalement d’un manque de significativité statistique dans l'explication du Q de Tobin, mais ils assurent, quand même, une meilleure constance dans la nature de la relation. Par ailleurs, aucune variable de performance ESG ne semble relever la qualité de spécification du modèle. Ainsi, le faible pouvoir explicatif de ces

variables d'intérêt sur le Q de Tobin fait qu'il est très difficile d'établir une base comparative substantielle et pertinente.

A partir de nos résultats d'estimations et de notre base comparative, nous pouvons tenter d'identifier les relations entre nos variables d'intérêts et la valeur de l'entreprise. Ces observations nous permettront ainsi d'identifier les mécanismes d'intégration des dimensions financière et ESG dans le processus de prise de décision d'investissement.

5.3.2.2 **Pertinence de l'indicateur d'efficience ESG dans l'explication de la valeur de l'entreprise**

Nous allons nous pencher sur la relation globale entre les variables de performance ESG et la valeur de l'entreprise. Pour rappel, nous avions retenu deux variables proxy pour approcher la valeur de l'entreprise : le coût du capital et le Q de Tobin, Ainsi, après avoir testé nos trois variables d'intérêt sur ces variables proxy, il est maintenant nécessaire de prédire les liens statistiques qu'elles pourraient avoir sur notre variable cible, à savoir la valeur de l'entreprise. De ce fait, on pourra mieux comprendre les mécanismes d'intégration de la dimension ESG qui dictent la prise de décision des investisseurs. Enfin, nous pourrons identifier les limites de notre étude empirique et dégager les principales perspectives en vue de futurs travaux de recherche.

5.3.2.2.1 **Analyse globale de la relation entre l'efficience ESG et la valeur de l'entreprise**

Il s'agit à présent de prédire le pouvoir explicatif sur notre variable cible que représente la valeur de l'entreprise. Il s'agit aussi d'identifier les principaux comportements des différents types d'investisseurs par rapport à l'intégration de la dimension ESG dans leur processus de prise de décisions.

Globalement, nos indicateurs d'efficience ESG ont un pouvoir explicatif significatif et non négligeable sur la valeur de l'entreprise. Leur relation négative et statistiquement significative sur le coût nous permet de l'attester. En effet, ce dernier est une composante essentielle de la valeur de l'entreprise avec laquelle il entretient une relation négative. Pour rappel, le coût du capital est le taux qui permet d'actualiser les flux futurs de trésorerie dans le calcul de la valeur de l'entreprise. Par conséquent, les deux grandeurs entretiennent une relation directe et négative qui fait que l'amélioration de l'une entraîne la détérioration de l'autre et vice versa, ceteris paribus. Par ailleurs, le coût du capital dispose aussi d'une grande importance dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Cette importance réside dans sa faculté à

jouer un rôle médiateur (Dhaliwal et al. 2011, El Ghoul et al. 2011 et Ardia et al., 2023 etc.). Par conséquent, la connaissance des impacts des variables de performance ESG sur le coût du capital permet de prédire clairement et de façon pertinente, par une approche inductive, ceux sur la valeur de l'entreprise. Ainsi nous pouvons dire que nos scores d'efficience ESG sont des variables explicatives pertinentes de la valeur de l'entreprise. De plus, nos scores d'efficience ESG entretiendraient une relation positive avec la valeur de l'entreprise. Autrement, plus ce score augmente pour une entreprise, plus sa valeur s'apprécie et vice versa.

Pour les trois échantillons mobilisés, la significativité du coefficient des variables d'efficience ESG a été prouvée à trois reprises. Par conséquent, en termes de significativité, les deux variables se valent. Toutefois, on peut noter certaines disparités dans la sensibilité de chacune d'elle. Pour l'échantillon américain, une augmentation d'une unité de de la variable Eff_1 entraînerait une diminution de 1,58 du coût du capital.

Pour l'échantillon américain, seule la significativité de la variable Eff_1 a été prouvée. Ces résultats montrent que la perspective de maximisation de la performance financière, compte tenu des impacts ESG, est la seule stratégie qui peut avoir des impacts sur le coût du capital et sur la valeur de l'entreprise. En revanche, le fait d'adopter une politique visant à minimiser les impacts ESG, compte tenu d'un niveau de rentabilité donné, ne pourrait contribuer à faire apprécier la valeur des entreprises chimiques américaines. Ainsi, nous pouvons dire que le marché financier américain intègre la dimension ESG de façon connexe à la performance financière plutôt que de façon directe. Ceci pourrait être dû au fait que le marché soit composé par une grande majorité d'investisseurs conventionnels et une portion plus faible d'investisseurs socialement responsables.

Pour l'échantillon européen, les résultats montrent que les deux indicateurs d'efficience ESG sont significatifs dans l'explication de la valeur de l'entreprise. Autrement dit, le fait d'adopter une politique visant à maximiser sa performance financière compte tenu des impacts ESG, et celle visant à réduire les impacts ESG, constituent deux des stratégies pouvant augmenter la valeur de l'entreprise. Par ailleurs, la significativité des impacts de la stratégie visant la réduction des impacts ESG semble être plus sure. Le marché financier européen intègre alors, au même titre, les dimensions financières et ESG. En d'autres termes, il peut intégrer la dimension ESG de façon connexe à la performance financière, mais aussi de façon directe du fait de la présence substantielle d'investisseurs socialement responsables. Enfin, pour l'échantillon chinois, la significativité des deux variables d'efficience ESG a été documentée.

La conclusion que nous pouvons faire à ce titre s'apparente à celle faite pour l'échantillon européen. Toutefois, les résultats sont moins robustes.

Enfin, si l'on considère le Q de Tobin, les résultats ne sont pas généralisables puisqu'ils ne présentent pas assez de significativité statistique. En effet, pour l'échantillon américain, un seul estimateur met en évidence une relation positive entre le score d'efficience ESG calculé selon la perspective de minimisation des impacts ESG et le Q de Tobin. Cette relation stipule que la stratégie d'amélioration de ce score contribue à augmenter la valeur de l'entreprise. Pour l'échantillon européen, nous avons deux estimateurs qui attestent d'une relation statistiquement significative mais négative entre le score d'efficience Eff_1 et le Q de Tobin. Nous pouvons dire alors, que la politique basée sur la maximisation de la performance financière tend à réduire la valeur de l'entreprise. Enfin pour l'échantillon chinois, rien ne prouve la pertinence de l'une ou l'autre variable de performance ESG dans l'explication de la valeur de l'entreprise. Il est alors très difficile voire impossible de pouvoir dégager des généralités sur la pertinence de nos variables d'intérêts dans l'explication de la valeur de l'entreprise. Toutefois, le fait de trouver des résultats ambigus n'est pas un mauvais résultat en soi puisque la littérature a largement développé ce point de divergence. Nous avons de bonnes raisons de penser que notre variable de performance ESG ne reflète pas un biais de mesure. En effet, elle a été construite sur la base des limites des autres indicateurs qui existent dans la littérature. Notre score d'efficience ESG ne semble pas souffrir d'un problème de Stakeholder mismatching puisqu'il cible les intérêts et les comportements d'une partie prenante donnée, à savoir des investisseurs. De plus, notre score d'efficience ESG n'est pas un indicateur de mesure partielle de performance ESG, mais un indicateur global qui entend prendre en compte tous les principaux aspects des facteurs ESG. Sa faculté à concilier les dimensions ESG et financière lui permet de capturer simultanément les effets de la performance ESG sur la performance financière, et vice versa. Par ailleurs, le pouvoir explicatif de nos variables de performance ESG a déjà été testé et s'est avéré significatif. S'agissant de la mesure de la performance financière, le coût du capital comme variable proxy ne semble pas avoir de problèmes particuliers si l'on se base sur la qualité des résultats. Toutefois, c'est avec le Q de Tobin comme variable proxy que les résultats sont discutables.

5.3.2.2.2 **Limites et perspectives de l'étude empirique**

Notre étude empirique connaît un certain nombre de limites qu'il est important de relever. La problématique mérite aussi, dans l'optique de potentielles futures recherches, d'être élargie.

Pour l'analyse de régression, nos modèles souffrent d'un manque de qualité dans la spécification. En effet, les coefficients de détermination sont globalement faibles. Pour résoudre ce problème, il est important de recourir à d'autres variables explicatives plus pertinentes dans l'explication du Q de Tobin ou du coût du capital. Ceci pourrait résoudre les problèmes d'omissions de variables et d'hétéroscédasticité. On pourrait aussi faire appel à d'autres proxy plus pertinents pour approcher la valeur de l'entreprise. En effet, le Q de Tobin ne fait pas l'unanimité pour approcher la valeur de l'entreprise, notamment dans l'étude de la relation entre les performances financière et ESG. Des auteurs comme Edeling et al. (2020), sur la base d'un sondage, ont souligné que les chercheurs préfèrent prendre le rendement des actifs comme proxy de la valeur de l'entreprise plutôt que le ratio de Tobin. Ainsi, la capitalisation boursière de l'entreprise ou encore le prix de l'action sont aussi souvent pris comme proxy. Toutefois, notre crainte de base reposait sur l'idée que ces variables puissent dépendre de facteurs externes. Par conséquent, on pourrait ainsi manquer de capturer la véritable ampleur des impacts de la performance ESG sur la performance financière. Néanmoins le Q de Tobin est lui aussi exposé à un grand nombre de facteurs externes qui peuvent également influencer son évolution et polluer les effets des impacts de la dimension ESG sur la valeur de l'entreprise.

Il pourrait être intéressant de mobiliser d'autres outils économétriques afin de tester la significativité des variables. En effet, même s'il est vrai que nous avons fait l'effort de mobiliser trois estimateurs différents pour notre analyse de régression, le recours à d'autres estimateurs plus sophistiqués demeure souhaitable. En effet, nos variables explicatives sont souvent corrélées entre elles. Afin d'éviter le biais d'endogénéité, il serait plus pertinent de recourir à des variables instrumentales. Par exemple, dans notre modèle d'explication du Q de Tobin, il serait intéressant d'utiliser la variable R&D (dépenses en recherche et développement) comme variable instrumentale pour les scores de performance ESG. En effet, dans le contexte de l'industrie chimique, l'innovation très importante permet aux entreprises de disposer de brevets, en leur octroyant un statut de monopôle sur un produit pour une période donnée. Par ailleurs, cette innovation est souvent tournée vers la durabilité, notamment avec la montée des exigences envers la problématique ESG, dans un contexte de rareté des ressources naturelles. On pourrait ainsi recourir à des estimateurs comme le 2SLS (Two-Stage Least Squares) ou le GMM (Generalized Method of Moments), conçus pour admettre des variables instrumentales.

Nous pouvons aussi songer, dans le cadre de futurs travaux de recherche, à envisager d'autres domaines d'activités. En effet, le secteur de la chimie est très particulier étant donné sa sensibilité par rapport aux facteurs ESG. Les entreprises chimiques, du fait de leurs activités,

consomment facilement beaucoup d'énergie et de ressources naturelles et émettent beaucoup de déchets, notamment des déchets dangereux. C'est également un secteur qui a beaucoup de défis à relever sur le plan de la sécurité et de la santé dans le lieu de travail. Il s'agit d'un biais industriel, bien identifié dans la littérature. Il serait intéressant de développer des études empiriques empirique sur des entreprises d'autres secteurs d'activités pour tester la pertinence de nos scores d'efficience ESG, lesquels pourraient être nettement plus attrayants que le secteur chimique pour des investisseurs socialement responsables.

Par ailleurs, la spécification de notre modèle de détermination des scores d'efficience ESG est limitée par la disponibilité des données, ce qui nous a contraints à nous en tenir aux variables mobilisées. En effet, pour notre deuxième modèle d'efficience ESG, calculé selon la perspective des investisseurs socialement responsables, on peut constater qu'il n'y a que des variables environnementales dans la fonction objectif de minimisation des impacts ESG. Les variables sociétales qui figuraient dans le modèle originel ont été finalement retirées à cause de l'indisponibilité des données. Notre principale source de données dans le cadre de cette étude étant uniquement Bloomberg et les documents de référence des entreprises, il serait intéressant d'avoir accès à d'autres sites ou navigateurs de données afin de mobiliser d'autres variables pertinentes pour nos modèles. Par ailleurs, la contrainte liée à l'indisponibilité des données a contraint la méthodologie pour le calcul des scores d'efficience ESG. Pour illustration, dans la première phase de notre étude empirique, nous avons eu recours à la DEA floue à cause de la présence de valeurs manquantes : nous avons également utilisé la version de la DEA à fenêtre pour pallier la taille réduite de nos bases de données. Une disponibilité suffisante des données nous aurait épargné toutes ces aménagements et nous aurait permis de garantir de meilleurs résultats. Dans le même registre, l'indisponibilité des flux futurs de trésorerie n'a pas permis de capter les effets sur la valeur de l'entreprise.

5.4 **Conclusion**

Ce chapitre nous a permis de tester empiriquement la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise, laquelle a été approchée par deux variables proxy : le coût du capital et le Q de Tobin. Notre analyse de régression s'articule autour de ces deux variables dépendantes prises dans deux modèles distincts. Les variables de performance ESG qui constituent nos variables d'intérêts sont composées des deux scores d'efficience ESG que nous avons calculés dans le précédent chapitre et d'une autre variable alternative, en l'occurrence le score ESG de Bloomberg. Cette démarche est motivée par une posture comparative qui entend tester le pouvoir explicatif de ces deux variables sur la valeur de l'entreprise. Par ailleurs, afin de garantir des résultats fiables et robustes, nous avons mobilisé trois estimateurs distincts, à savoir les estimateurs à effets fixes, à effets aléatoires et Pooled OLS. L'analyse de régression est conduite de façon isolée sur les trois échantillons correspondant aux zones géographiques choisies. Cette démarche permet de mieux contrôler les effets provenant des spécificités propres à chaque zone géographique.

Les résultats de l'analyse de régression sur le coût du capital démontrent globalement la significativité statistique d'une relation négative entre nos deux variables d'efficience ESG et le coût du capital à travers les trois échantillons. Par conséquent, l'amélioration de ces deux scores d'efficience ESG induirait une réduction du coût du capital. Par induction, nous pouvons aussi dire qu'une augmentation de ces scores d'efficience ESG entraînerait une hausse de la valeur de l'entreprise. Par ailleurs, cette relation est nettement plus vive dans le contexte européen où les résultats semblent nettement démontrer plus de significativité et de robustesse. Ceci est sans doute justifié par un climat de régulation plus strict et contraignant combiné à une prise de conscience plus forte des sociétés européennes. En revanche, le score de Bloomberg semble démontrer une pertinence moindre dans l'explication du coût du capital. L'amélioration du score ESG de Bloomberg semble réduire la valeur de l'entreprise, ce qui est dépourvu de sens, compte tenu du fondement théorique de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. S’agissant de l'analyse de régression du Q de Tobin, les résultats obtenus ne nous permettent pas de dégager des conclusions généralisables sur le pouvoir explicatif des deux types d'indicateurs de performance ESG. Cependant, cette ambiguïté a d’ailleurs été souvent notée dans la littérature.

Ainsi, nous pouvons conclure que nos scores d'efficience ESG disposent globalement d'un meilleur pouvoir explicatif sur la valeur de l'entreprise que le score ESG de Bloomberg. Toutefois, si l'on souhaite mieux prédire la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise, il serait intéressant de parfaire la spécification de nos modèles ou encore de recourir à d'autres variables proxy pour approcher la valeur de l'entreprise. On pourrait aussi, définir des échantillons d'entreprises sur un autre secteur d'activités moins sensibles aux facteurs ESG afin de capturer la véritable ampleur de leurs effets sur la valeur de l'entreprise.

6 Conclusion Générale

Cette recherche s'est intéressée à la relation entre les facteurs ESG (Environnementaux, Sociétaux et de Gouvernance) et la valeur de l'entreprise. Notre analyse s'est faite dans le cadre d'une intégration des facteurs déterminants dans cette relation. Cette approche a été recommandée par plusieurs auteurs (Etzion, 2007 ; Orlitzky, Siegel, & Waldman, 2011 ; Delmas, Hoffmann, & Kuss, 2011) qui mettent en évidence l'importance d'intégrer les facteurs déterminants ainsi que les facteurs de contingences dans l'obtention de résultats fiables sur la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Notre postulat initial était que la relation entre ces deux grandeurs n'est pas directe et qu'elle s'effectue par le biais de plusieurs facteurs déterminants.

C'est dans ce contexte que nous avons intégré la sensibilité des investisseurs comme facteur modérateur et la performance financière interne comme facteur médiateur. Ainsi, l'objectif principal était d'examiner si et dans quelle mesure l'attention et l'intérêt des investisseurs pour les enjeux ESG influenceraient la capacité des entreprises à transformer leurs efforts pour la conformité ESG en création de valeur. Elle cherche à savoir comment l'intégration de la sensibilité des investisseurs pourrait améliorer la pertinence et la fiabilité des résultats liant la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Parallèlement, un autre objectif visait à concevoir et calculer un indicateur de performance ESG pouvant intégrer la sensibilité des investisseurs et aussi concilier les variables de performance ESG et les variables de performance financière. Un tel indicateur se base sur les comportements décisionnels de chaque type d'investisseurs. Il s'agit des investisseurs conventionnels et les investisseurs socialement responsables.

Pour ce faire, nous avons adopté une démarche empirique articulée en deux phases. Dans un premier temps, nous avons conceptualisé et calculé notre indicateur d'efficience ESG. Inspiré du concept d'éco-efficience, cet indicateur a été enrichi par l'intégration des dimensions sociales et de gouvernance, souvent absentes des approches traditionnelles et sources de critiques. Pour son élaboration, nous avons mobilisé la méthode DEA, qui offre un cadre multidimensionnel adapté à notre problématique. Toutefois, nous avons rencontré un problème sévère d'indisponibilité des données qui nous a contraint à recourir à des procédés plus sophistiqués, notamment l'intégration de la logique floue afin de pallier la présence de valeurs

manquantes. De même, la taille réduite de nos échantillons a nécessité l'utilisation de la DEA à fenêtre pour améliorer la robustesse de nos résultats. Dans un second temps, après avoir obtenu nos scores d'efficience ESG, nous avons conduit une analyse de régression rigoureuse et approfondie en mobilisant plusieurs outils économétriques pour garantir la fiabilité et la solidité des résultats. En complément, nous avons introduit le score ESG de Bloomberg comme indicateur alternatif de performance ESG, testé dans les mêmes conditions que nos scores. Cette approche comparative nous permet d'évaluer la pertinence relative et le pouvoir explicatif de notre indicateur d'efficience ESG par rapport à un score largement utilisé dans la littérature.

Par ailleurs, faute de disposer directement des données relatives à la valeur de l'entreprise, nous avons retenu deux variables proxy afin de l'approcher : le coût du capital et le Q de Tobin. Le premier a été choisi du fait de son lien direct avec la valeur de l'entreprise puisque son calcul en constitue une composante essentielle. De plus, le coût du capital est souvent évoqué dans la littérature, jouant le rôle médiateur substantiel dans la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise. Le Q de Tobin a été retenu en raison de son utilisation fréquente dans la littérature comme proxy de la valeur de l'entreprise, ce qui en fait un indicateur de référence pour de nombreuses études. Sur cette base, nous avons construit deux modèles de régression autour de ces deux variables. Ces modèles ont ensuite été appliqués aux trois échantillons retenus et estimés à l'aide des trois estimateurs choisis.

6.1 **Les résultats obtenus**

Les résultats relatifs au calcul des scores d'efficience ESG mettent en évidence d'importantes disparités entre les trois zones géographiques étudiées ainsi que dans la capacité des entreprises chimiques à concilier exigences de conformité ESG et performance financière. Globalement, les entreprises chinoises semblent afficher une efficience ESG plus élevée que leurs pairs américains et européens. Toutefois, elles rencontrent davantage de difficultés lorsqu'il s'agit de passer d'une logique de maximisation de la performance financière à une logique de minimisation des impacts ESG. À l'inverse, les entreprises européennes se caractérisent par une efficience ESG relativement plus faible, ce qui traduit leur difficulté à s'aligner pleinement sur les standards ESG requis. Néanmoins, pour un niveau donné de performance, elles démontrent plus d'habilités à dégager des stratégies de réduction des impacts ESG. Ainsi, ces résultats révèlent, au-delà des différences liées à la taille des échantillons et qui peuvent influencer les résultats, que le facteur pays peut influencer substantiellement le calcul du score d'efficience ESG des entreprises. En effet, il est clair qu'il est beaucoup plus facile de concilier objectifs

financiers et considérations ESG dans des contextes institutionnels où la régulation demeure moins contraignante et où la conscientisation citoyenne, la gouvernance démocratique et les libertés publiques restent en dessous des standards les plus élevés. Cela expliquerait en partie pourquoi les entreprises chimiques européennes et américaines présentent une sensibilité plus marquée vis-à-vis des enjeux ESG.

S'agissant de l'analyse de régression, les résultats soulignent une pertinence globale et significative des scores d'efficience ESG dans l'explication de la variable du coût du capital. Ces résultats montrent globalement, pour les trois échantillons une relation négative entre ces deux variables, ce qui suggère qu'une amélioration des scores d'efficience ESG conduit à une réduction du coût du capital. Cette tendance s'avère plus robuste pour l'échantillon européen, où les résultats présentent un degré de significativité plus prononcé. Ainsi, par extension, ceteris paribus, il est possible de conclure que les scores d'efficience ESG exercent un effet positif sur la valeur des entreprises chimiques, dans la mesure où leur amélioration favorise la valorisation boursière. En revanche, l'utilisation du score ESG de Bloomberg aboutit à une relation positive avec le coût du capital, ce qui contredit le fondement théorique. Concrètement, une hausse de ce score tendrait à accroître les difficultés d'accès au financement pour les entreprises chimiques et, par extension, à réduire leur valeur. Ces résultats soulignent donc la supériorité de nos scores d'efficience ESG dans l'explication du coût du capital et de la valeur de l'entreprise : ils indiquent également une meilleure significativité statistique et ils s'inscrivent en cohérence avec le cadre théorique de la relation entre performance ESG et performance financière.

À l'inverse, les régressions menées sur le Q de Tobin ne fournissent pas de résultats concluants. Les scores d'efficience ESG, tout comme le score ESG de Bloomberg, ne présentent aucune significativité globale, et les modèles se caractérisent par de très faibles coefficients de détermination dans les trois échantillons. Ces limites pourraient être liées aux spécificités du Q de Tobin, dont l'utilisation comme proxy de la valeur d'entreprise est souvent critiquée dans la littérature, notamment lorsqu'il s'agit d'analyser les effets de la performance ESG. Ainsi, nos estimations suggèrent l'absence de relation statistiquement établie entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise lorsque cette dernière est approchée par le Q de Tobin.

D'un point de vue général, cette étude met davantage en lumière l'influence des indicateurs de performance ESG sur la performance financière, et plus particulièrement sur la valeur de l'entreprise. Les résultats obtenus suggèrent que les facteurs ESG, ou plus largement les pratiques de responsabilité sociétale des entreprises (RSE), s'apparentent davantage à des

instruments de maîtrise et de réduction du risque qu'à de véritables leviers de création de valeur. En effet, leur relation avec la diminution du risque apparaît plus directe et statistiquement significative que celle observée avec la rentabilité ou les indicateurs de marché dans le court terme.

6.2 **Difficultés rencontrées**

Tout au long de notre étude empirique, nous avons été confrontés à d'importantes difficultés, principalement liées à la disponibilité et à la qualité des données. La collecte d'informations environnementales, sociales et de gouvernance (ESG) s'est révélée particulièrement complexe, aboutissant à des échantillons de taille relativement restreinte. Or, la modélisation DEA repose sur une analyse relative des performances dans laquelle le pouvoir discriminatoire s'accroît avec la taille de l'échantillon. Ainsi, la faible dimension de nos échantillons ne pouvait pas garantir la fiabilité des résultats. Par pallier ce problème, nous étions contraints d'adopter une analyse de la DEA par fenêtre (Charnes, Clark, Cooper, & Golany, 1985). Cette approche permet d'augmenter le nombre d'observations en intégrant la dimension temporelle et en considérant chaque unité de décision (DMU) sur plusieurs périodes. Toutefois, comme le soulignent Chang et Yang (2009), son utilisation demeure relativement rare dans la littérature empirique.

A côté de la contrainte de taille d'échantillon, notre étude a également été marquée par la présence d'un volume important de valeurs manquantes. Après la collecte initiale des données sur le terminal Bloomberg, nous avons procédé à une vérification et à un enrichissement manuel via les rapports annuels et rapports RSE des entreprises, dans le but de minimiser ces manques. Malgré ces efforts, la proportion de données manquantes demeurait significative. Compte tenu de la taille déjà limitée de nos échantillons, il n'était pas envisageable d'éliminer davantage d'observations sans compromettre la validité statistique des résultats. Face à cette situation, nous avons opté pour une approche permettant d'intégrer les valeurs manquantes dans le processus d'analyse DEA à travers la théorie des ensembles flous. Cette démarche s'inspire directement des travaux de Kao et Liu (2000), qui ont développé un modèle DEA basé sur les nombres flous (Fuzzy DEA) afin de traiter les valeurs manquantes.

Par ailleurs, il s'y ajoutait la problématique des outputs indésirables et de la présence de valeurs négatives et nulles dans nos bases de données. En effet, dans la littérature, les variables environnementales telles que les émissions de CO2 et de déchets sont considérées comme des outputs indésirables du fait qu'ils sont issus de la production au même titre que les outputs

désirables. La littérature propose trois principales méthodes de traitement de ces derniers. La première est de les traiter comme des inputs. La deuxième consiste à les traiter comme des outputs avec une formulation particulière du modèle et enfin la troisième méthode consiste à effectuer des transformations sur leurs valeurs pour, in fine, les intégrer comme des outputs normaux dans le modèle. Toutefois, du fait du recours à la DEA floue, seulement une méthode était accessible dans notre cas et il s'agissait de les traiter comme des inputs. Le recours à la DEA floue rendait ainsi très difficile voire impossible les deux autres alternatives. Il en est de même pour le traitement des valeurs négatives et nulles pour lequel notre choix de méthode était aussi limité par le recours à la DEA floue. Globalement, l'indisponibilité des données a été un facteur majeur dans le calcul de nos scores d'efficience ESG.

S'agissant de l'analyse de régression, le problème de disponibilité des données se pose aussi notamment sur le choix des variables proxy de la valeur de l'entreprise. En effet, notre idée initiale reposait sur la sélection du coût du capital et des flux futurs de trésoreries pour approcher la valeur de l'entreprise. Toutefois, les données n'étant pas disponibles pour la deuxième variable, nous avons retenu le Q de Tobin.

6.3 **Implications**

Notre recherche a plusieurs implications.

Sur le plan managérial, le développement du score d'efficience ESG constitue un outil précieux pour évaluer et comparer la performance des entreprises. Ce score permet d'établir un classement pertinent des firmes selon leur efficacité dans la gestion des dimensions environnementale, sociale et de gouvernance en concomitance avec celle de la performance financière. Les dirigeants d'entreprise disposent ainsi d'un levier concret pour identifier leurs axes d'amélioration et aligner leurs pratiques sur les standards ESG les plus performants.

Par ailleurs, nos résultats empiriques mettent en évidence une relation négative entre le coût du capital et l'efficience ESG : autrement dit, les entreprises les plus efficientes sur le plan ESG bénéficient d'un accès au financement plus favorable. Cette observation renforce l'intérêt stratégique de la mise en œuvre de politiques ESG ambitieuses, non seulement pour des raisons éthiques ou de conformité, mais également dans une optique de création de valeur financière.

Du point de vue des investisseurs, notre recherche offre également des apports significatifs. Le score d'efficience ESG élaboré peut être utilisé comme indicateur de performance composite, combinant les dimensions financière et extra-financière. Cet outil permet aux investisseurs de

moduler leurs décisions d'allocation en fonction de leur sensibilité par rapport à la dimension ESG. Le classement obtenu facilite la sélection des entreprises les plus performantes sur le plan global et favorise une meilleure intégration des critères ESG dans les stratégies d'investissement. Par ailleurs, cet indicateur peut également être perçu comme un instrument d'influence des investisseurs sur les entreprises. Ces dernières tenteront d'engager davantage d'efforts sur les facteurs ESG afin d'améliorer leurs scores et leurs rangs afin d'attirer une gamme plus élargie d'investisseurs.

6.4 **Limites et perspectives**

Notre étude présente tout de même un certain nombre de limites, notamment sur le plan empirique. Tout d'abord, l'amélioration de la qualité et de la pertinence des scores d'efficience ESG dans l'explication de la valeur de l'entreprise passe par une révision de la spécification des modèles et de la technique employée. La contrainte principale tient à la disponibilité limitée des données, qui a réduit la variété des variables mobilisées, notamment dans le modèle orienté investisseurs socialement responsables, où seules des variables environnementales ont pu être retenues. L'élargissement des sources de données au-delà de Bloomberg et des rapports d'entreprise permettrait d'intégrer de nouveaux indicateurs, notamment sociaux, et d'accroître ainsi la robustesse et la fiabilité des résultats. De plus, la contrainte liée à l'indisponibilité des données a fortement conditionné la méthodologie adoptée pour le calcul des scores d'efficience ESG. Ainsi, dans la première phase de notre étude empirique, nous avons eu recours à la DEA floue pour traiter la présence de valeurs manquantes, ainsi que l'analyse par fenêtre pour pallier la taille restreinte de nos bases de données. Si ces ajustements méthodologiques ont permis de contourner ces difficultés, ils peuvent néanmoins affecter la précision et la fiabilité des estimations obtenues. Une disponibilité plus étendue et complète des données nous aurait permis de nous affranchir de ces contraintes empiriques et d'assurer des résultats plus robustes.

Par ailleurs, nos modèles de régression souffrent d'une spécification limitée, comme en témoignent les faibles coefficients de détermination. L'introduction de variables explicatives plus pertinentes pourrait améliorer la qualité des estimations en réduisant les problèmes d'omissions de variables et d'hétéroscédasticité. En outre, la question du choix d'une variable proxy pour approcher la valeur de l'entreprise demeure centrale. Comme nous l'avons déjà souligné, le Q de Tobin ne fait pas consensus, notamment lorsqu'il s'agit d'étudier la relation entre la performance financière et la performance ESG (Edeling et al. ;2020). Ainsi le recours

à d'autres variables, telles que la capitalisation boursière ou encore le prix de l'action comme proxy seraient envisageables dans le cadre de futurs travaux de recherches.

Enfin, dans une perspective future, il serait pertinent d'élargir le champ d'analyse à d'autres secteurs que celui de la chimie. Ce dernier se distingue en effet par une forte sensibilité aux enjeux ESG, liée à sa consommation élevée de ressources naturelles, à ses émissions de déchets, notamment dangereux, et par les défis à relever en matière de santé et de sécurité au travail. Ces spécificités peuvent accentuer un biais sectoriel, conduisant à une représentation erronée des effets ESG sur la valeur de l'entreprise. Comme on peut le noter dans la littérature, ce biais sectoriel constitue l'un des facteurs majeurs expliquant la divergence des résultats sur la relation entre performance financière et performance ESG. Étendre l'étude à d'autres secteurs permettrait donc de tester la robustesse et la pertinence des scores d'efficience ESG et pourraient mobiliser, encore davantage, les investisseurs socialement responsables.

Bibliographie

Ali, A., Seiford, L.M., 1990. Translation invariance in data envelopment analysis. Operations Research Letters 9, 403–405.

Ali, A.I., Seiford, L.M., 1990. Translation-invariance in data envelopment analysis. Operat. Res. Lett. 9 (6), 403–405.

Ali, W., Ansari, R. H. & Memon, M. A. B. (2020). Corporate governance and firm financial performance: A meta-analysis study. Journal of Accounting and Finance in Emerging Economies, 6(4), 917 – 940.

Aragón-Correa, J. A., & Sharma, S. (2003). A contingent resource-based view of proactive corporate environmental strategy. Academy of Management Review, 28, 71–88.

Bajic, S. et Yurtoglu, B. (2018), "Which aspects of CSR predict firm market value?", Journal of Capital Markets Studies, Vol. 2 No. 1, pp. 50-69. https://doi.org/10.1108/JCMS-10-2017-0002.

Banker, R.D., Charnes, A., Cooper, W.W., 1984. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. Management Science 30, 1078–1092.

Banno, M., Filippi, E., Trento, S., 2023. Women in top echelon positions and their effect on sustainability: a review, synthesis and future research. J. Manag. Gov. 27, 181–251. https://doi.org/10.1007/s10997-021-09604-7.

Belkaoui, Ahmed 1976 'The impact of the disclosure of the environmental effects of organizational behavior on the market'. Financial Management 5: 26–31.

Bleischwitz, R. 2003. Governance of Eco-Efficiency in Japan: An Institutional Approach. Internationales Asienforum, Vol. 34 (2003), No. 1-2, pp. 107-126

Boone, A.L., Field, L.C., Karpoff, J.M., Raheja, C.G., 2007. The determinants of corporate board size and composition: an empirical analysis. Journal of Financial Economics 85, 66–101.

Briec, W., Cavaignac, L., & Kerstens, K. (2020). Input efficiency measures: A generalized, encompassing formulation. Operations Research, 68(6), 1836–1849.

C. Chang, H. Lin, W. Tsai, W. Wang and C. Huang, 2021. Employee Satisfaction, Corporate Social Responsibility and Financial Performance. Sustainability 2021, 13, 9996. https://doi.org/10.3390/su13189996.

C. G. Chi et D. Gursoy, 2009. Employee satisfaction, customer satisfaction, and financial performance: An empirical examination. International Journal of Hospitality Management Volume 28, Issue 2, June 2009, Pages 245-253.

Cahan, S. F., De Villiers, C., Jeter, D. C., Naiker, V., & Van Staden, C. J. (2016). Are CSR disclosures value relevant? Cross-country evidence. European Accounting Review, 25(3), 579–611. https://doi.org/10.1080/09638180.2015.1064009

Charnes A, C.T. Clark, W.W. Cooper, B. Golany, 1985. A developmental study of data envelopment analysis in measuring the efficiency of maintenance units in the US air forces. In R.G. Thompson and R.M. Thrall, Eds., Annals of Operation Research 2:95-112.

Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E., 1978. Measuring the efficiency of decision making units. European Journal of Operational Research 2, 429–444.

Chang, CY & Yang, HH, 2009. Using DEA window analysis to measure efficiencies of Taiwan's integrated telecommunication firms. Telecommun Pol 2009;33:98–108.

Chen, C.B., Klein, C.M.: A simple approach to ranking a group of aggregated fuzzy utilities. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern. 27, 26–35 (1997).

Cheng, B., Ioannou, I., & Serafeim, G. (2014). Corporate social responsibility and access to finance. Strategic Management Journal, 35(1), 1–23.

Cohen, M. A., Fenn, S. A., & Konar, S. (1997) Environmental and financial performance: Are they related? Working paper, Vanderbilt University,

Coles, J., Daniel, N., & Naveen, L. (2008). Boards: Does one size fit all? Journal of Financial Economics, 87(2), 329–356.

Commission européenne, « La responsabilité sociale des entreprises. Une contribution des entreprises au développement durable » – COM (2002) 347 final, juillet 2002.

Cooper, W.W., Seiford, L.M., Tone, K., 2007. Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software, second ed. Springer Science + Business Media, New York.

Cordeiro, J. J., & Sarkis, J. (1997). Environmental proactivism and firm performance: Evidence from security analyst earnings forecasts. Business Strategy and the Environment, 6, 104–114.

Cormier, D. M. Magnan, Barbara Van Velthoven (2005). Environmental Disclosure Quality in Large German Companies: Economic Incentives, Public Pressures or Institutional Conditions? European Accounting Review, Vol. 14, No. 1, 3–39, 2005.

Delmas, M., Hoffmann, V. H., & Kuss, M. (2011). Under the tip of the iceberg: Absorptive capacity, environmental strategy, and competitive advantage. Business and Society, 50, 116–154.

Dhaliwal, D. S., O. Z. Li, A. Tsang, et Y. G. Yang. 2011. Voluntary Nonfinancial Disclosure and the Cost of Equity Capital : The Initiation of Corporate Social Responsibility Reporting. Accounting Review, 86 (1), 59–100.

Hamilton, S., Jo, H. et Statman, M.1993. 'Doingwell while doing good? The investment performance of socially responsible mutual funds'. Financial Analysts Journal, 49:6, 62–66.

Di Pietra, R., Grambovas, C., Raonic, I., & Riccaboni, A. (2008). The effects of board size and ''busy'' directors on the market value of Italian firms. Journal of Management and Governance, 12, 73–91.

Edeling, A. Srinivasan, S. et Hanssens, D.M. (2020). The marketing–finance interface: A new integrative review of metrics, methods, and findings and an agenda for future research. International Journal of Research in Marketing, Volume 38, Issue 4, December 2021, Pages 857-876

Ehrenfeld JR. 2005. Eco-efficiency: philosophy, theory and tools. Journal of Industrial Ecology 9(4): 6–8. DOI: 10.1162/108819805775248070 Erkko S, Melanen M, Mickwitz P. 2005. Eco-efficiency in the Finnish EMAS reports – a buzz word? Journal of Cleaner Production 13: 799–813.

El Ghoul, S., O. Guedhami, C. C. Y. Kwok, et D. R. Mishra. 2011. Does corporate Social Responsibility Affect the Cost of Capital? Journal of Banking & Finance, 35 (9), 2388–2406.

Emrouznejad A, Anouze AL, Thanassoulis E. A semi-oriented radial measure for measuring the efficiency of decision making units with negative data, using DEA. Eur J Oper Res 2010; 200 : 297–304.

Endrikat J, Guenther E, Hoppe H (2014) Making sense of conflicting empirical findings: a meta-analytic review of the relationship between corporate environmental and financial performance. Eur Manag J 32:735–751.

Etzion, D. (2007). Research on organizations and the natural environment, 1992 present: A review. Journal of Management, 33, 637–664.

Fare, R., Grosskopf, S., 2004. Modelling undesirable factors in efficiency evaluation: comment. European J. Oper. Res. 157, 242–245.

Fare, R., Grosskopf, S., Lovell, C.A.K., Pasurka, C., 1989. Multilateral productivity comparisons when some outputs are undesirable: A nonparametric approach. Rev. Econ. Stat. 71, 90–98.

Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 120(3), 253–290.

Feldman, S., Soyka, P., Ameer, P., 1997. Does improving a firm's environmental management system and environmental performance result in a higher stock price? The Journal of Investing (Winter), 87–97

Fernando, C.S., Sharfman, M.P. et Uysal, V.B. 2009. 'Does it Pay to be Green? Environmental Performance, Ownership, and Stock Market Liquidity'. Working paper. Presented at the Academy of Management Annual Meeting (Best paper proceedings), Chicago.

Frota Neto, J.Quariguasi, Walther, G., Bloemhof, J., van Nunen, J.A.E.E., Spengler, T., 2009. A methodology for assessing eco-efficiency in logistics networks. European Journal of Operational Research 193 (3), 670–682.

Godfrey, P. C., Merrill, C. B., & Hansen, J. M. (2009). The relationship between corporate social responsibility and shareholder value: An empirical test of the risk management hypothesis. Strategic Management Journal, 30(4), 425–445.

Golany, B., Roll, Y., 1989. An application procedure for DEA. Omega 17 (3), 237–250.

Harper, Hershel, 2020. One institutional investor's approach to integrating ESG in the investment process. J. Portfolio Manage. (4).

Hassel, L., Nilsson, H., & Nyquist, S. (2005). The value relevance of environmental performance. European Accounting Review, 14, 41–61.

Hirsch, B. T., 'Union coverage and profitability among US firms', Review of Economics and Statistics, Vol. 73 (1), 1991, pp. 69–77.

Hoffman, A. J., & Bansal, P. (2012). Retrospective, perspective, and prospective: Introduction to the Oxford Handbook on Business and the Natural Environment. In P. Bansal & A. J. Hoffman (Eds.), The Oxford Handbook on Business and the Natural Environment (pp. 3–25). Oxford: University Press.

Hoffrén J. 2010. Development of eco-efficiency in Finnish forest industry: 1997–2007. Progress in Industrial Ecology – an International Journal 7(2): 163–174.

Hou M, Liu H, Fan P, Wei Z (2016) Does CSR practice pay off in East Asian firms? Asia Pac J Manag 33:195–228.

Huppes G, Ishikawa M. 2005. Eco-efficiency and its terminology. Journal of Industrial Ecology 9(4): 43–46. DOI: 10.1162/108819805775247891 Jenkins H, Yakovleva N. 2006. Corporate social responsibility in the mining industry: exploring trends in social and environmental disclosure. Journal of Cleaner Production 14: 271–284.

Husser, J. & Frédérique Evraert-Bardinet (2014). The effect of social and environmental disclosure on companies' market value. Management international 19 (1)

Jensen, M. (1993). The modern industrial revolution, exit, and the failure of internal control systems. Journal of Finance, 48, 831–880.

Kao, C., Liu, S.T.: Data envelopment analysis with missing data: an application to University libraries in Taiwan. J. Oper. Res. Soc. 51(8), 897–905 (2000).

Kim, Y., Li, H., & Li, S. (2014). Corporate social responsibility and stock price crash risk. Journal of Banking & Finance, 43, 1–13.

Kobayashi Y, Kobayashi H, Hongu A, Sanehira K. 2005. A practical method for quantifying eco-efficiency using eco-design support tools. Journal of Industrial Ecology 9(4): 131–144.

Kobayashi Y, Kobayashi H, Hongu A, Sanehira K. 2005. A practical method for quantifying eco-efficiency using eco-design support tools. Journal of Industrial Ecology 9(4): 131–144.

Konar, S., & Cohen, M. A. (2001). Does the market value environmental performance? Review of Economics and Statistics, 83, 281–289.

Kuosmanen T, Kortelainen M. 2005. Measuring eco-efficiency of production with data envelopment analysis. Journal of Industrial Ecology 9(4): 59–72. DOI: 10.1162/108819805775247846

Kuosmanen T. 2005. Measurement and analysis of eco-efficiency: an economist's perspective. Journal of Industrial Ecology 9(4): 15–18. DOI: 10.1162/108819805775248025

Lehni M. 2000. Eco-Efficiency. Creating More Value with Less Impact. World Business Council for Sustainable Development : Conches-Geneva.

Lin, R. et Liu, Y. 2019. Super-efficiency based on the directional distance function in the presence of negative data. Omega 85 (2019) 26–34.

Lipton, M., Lorsch, J., 1992. A modest proposal for improved corporate governance. Business Lawyer 1, 59–77.

Lovell, C.A.K., Pastor, J.T., 1995. Units invariant and translation invariant DEA models. Operations Research Letters 18, 147–151.

Luo, X., & Bhattacharya, C. B. (2009). The debate over doing good: Corporate social performance, strategic marketing levers, and firm-idiosyncratic risk. Journal of Marketing, 73(6), 198–213.

M.C.A, Silva Portela, Thanassoulis E, Simpson G. (2004) Negative data in DEA: a directional distance approach applied to bank branches. J Oper Res Soc 2004;55:21–1111.

Margolis, J. D., Elfenbein, H. A., & Walsh, J. P. (2009). Does it pay to be good... and does it matter? A meta-analysis of the relationship between corporate social and financial performance. SSRN working paper. http://ssrn.com/abstract=1866371.

Morris, S. A. (1997). Environmental pollution and competitive advantage: An exploratory study of U. S. industrial-goods manufacturers. Academy of Management Best Papers Proceedings, 411–415.

Müller K, Sturm A. 2001. Standardized Eco-Efficiency Indicators, Report 1: concept paper. Ellipson: Basel.

N Lovell, C.A.K., Pastor, J.T., Turner, J.A., 1995. Measuring macroeconomic performance in the OECD: A comparison of European and non-European countries. European J. Oper. Res. 87, 507–518.

Nashville. Graves, S. B., & Waddock, S. A. (1999). A look at the financial-social performance nexus when quality of management is held constant. International Journal of Value-Based Management, 12, 87–99.

Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE). 1998. Eco-Efficiency. OECD : Paris.

Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE). Cost-Benefit Analysis and the Environment RECENT DEVELOPMENTS. https://doi.org/10.1787/9789264010055-en

Orlitzky, M., Siegel, D. S., & Waldman, D. A. (2011). Strategic corporate social responsibility and environmental sustainability. Business and Society, 50, 6–27.

Osazuwa, N. P., & Che-Ahmad, A. (2016). The Moderating Effect Of Profitability And Leverage On The Relationship Between EcoEfficiency And Firm Value In Publicly Traded Malaysian Firms. Social Responsibility Journal, 12(2), 295–306.

Park, So Ra, Jang, Jae Young, 2021. The impact of ESG management on investment decision: institutional investors' perceptions of country-specific ESG criteria. International journal of financial Studies. 9 (3), 48. https://doi.org/10.3390/ijfs9030048.

Pastor, J.T., 1996. Translation invariance in data envelopment analysis: A generalization. Annals of Operations Research 66, 93–102.

Pástor, Ľuboš, Stambaugh, Robert F., Taylor, Lucian A., 2021. Sustainable investing in equilibrium. J. Financ. Econ. 142 (2), 550–571. http://dx.doi.org/ 10.1016/j.jfineco.2020.12.011.

Pástor, Ľuboš, Stambaugh, Robert F., Taylor, Lucian A., 2022. Dissecting green returns. J. Financ. Econ. 146 (2), 403–424. http://dx.doi.org/10.1016/j. jfineco.2022.07.007.

Ruf, B. M., Muralidhar, K., Brown, R. M., Janney, J. J., & Paul, K. (2001). An empirical investigation of the relationship between change in corporate social performance and financial performance: A stakeholder theory perspective. Journal of Business Ethics, 32, 143–156.

Russo, M. V., & Fouts, P. A. (1997). A resource-based perspective on corporate environmental performance and profitability. Academy of Management Journal, 40, 534–559.

Scheel, H., 2001. Undesirable outputs in efficiency valuations. European Journal of Operational Research 132, 400–410.

Seiford, L.M., Zhu, J., 2002. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. European J. Oper. Res. 142, 16–20.

Seiford, L.M., Zhu, J., 2002. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. European Journal of Operational Research 142, 16–20.

Seppälä J, Melanen M, Mäenpää I, Koskela S, Tenhunen J, Hiltunen M-R. 2005. How can the eco-efficiency of a region be measured and monitored? Journal of Industrial Ecology 9(4): 117–130.

Servaes, H., & Tamayo, A. (2013). The impact of corporate social responsibility on firm value: The role of customer awareness. Management Science, 59(5), 1045–1061.

Sharp JA, Meng W, Liu W. A modified slacks-based measure model for data envelopment analysis with 'natural' negative outputs and inputs. J Oper Res Soc 2007;58:7–1672.

Sturm A, Müller K, Upasena S. 2004. A Manual for the Preparers and Users of Eco-Efficiency Indicators, Version 1.1, United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD)/ITE/IPC/2003/7. UN : New York.

Tang, L., & Li, H. 2009. Corporate social responsibility communication of Chinese and global corporations in China. Public Relations Review, 35(3): 199–212.

Tone, K., 2001. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. European Journal of Operational Research 130, 498–509.

Tyteca, D., 1996. On the measurement of the environmental performance of firms—A literature review and a productivity efficiency perspective. J. Environ. Manag. 46, 281–308.

Tyteca, D., 1997. Linear programming models for the measurement of environmental performance of firms – Concepts and empirical results. J. Prod. Anal. 8, 183–197.

Ullmann, A. A. (1985). Data in search of a theory: A critical examination of the relationships among social performance, social disclosure, and economic performance of U.S. firms. Academy of Management Review, 10, 540–557.

Waddock, S. A., & Graves, S. B. (1997). The corporate social performance–financial performance link. Strategic Management Journal, 18(4), 303–319.

Wagner, M., & Schaltegger, S. (2004). The effect of environmental strategy choice and environmental performance on competitiveness and economic performance: An empirical study of EU manufacturing. European Journal of Management, 22, 557–572.

Wood,D.J., & Jones, R. E. (1995). Stakeholder mismatching: A theoretical problem in empirical research on corporate social performance. International Journal of Organizational Analysis, 3, 229–267.

Annexes

Annexes 1 : Les entreprises retenues pour les trois échantillons

Tableau 6: Liste des entreprises chinoises retenues

Entreprise	Pays	Capitalisation boursière
WANHUA CHEMICAL GROUP CO -A	China	3,01761E+11
HENGLI PETROCHEMICAL CO L-A	China	1,0615E+11
TIANQI LITHIUM CORP-A	China	91466612736
GANFENG LITHIUM GROUP CO L-A	China	91038269440
YUNNAN ENERGY NEW MATERIAL-A	China	61539741696
GUANGZHOU TINCI MATERIALS -A	China	60802031616
LB GROUP CO LTD-A	China	44254760960
ZHEJIANG JUHUA CO-A	China	43249930240
SKSHU PAINT CO LTD-A	China	40290103296
ZANGGE MINING CO LTD-A	China	37440507904
CNGR ADVANCED MATERIAL CO -A	China	36200800256
NINGBO SHANSHAN CO LTD-A	China	33823762432
HENGYI PETROCHEMICAL CO -A	China	27973873664
SINOPEC SHANGHAI PETROCHE-A	China	26353653760
XIAMEN TUNGSTEN CO LTD-A	China	24993251328
BLUESTAR ADISSEO CO-A	China	21991589888
JL MAG RARE-EARTH CO LTD-A	China	21869047808
KINGFA SCI.& TECH CO LTD-A	China	21390438400

SINOCHEM INTL CORP-A	China	18245412864
CHINA RISUN GROUP LTD	China	14599615488
DONGYUE GROUP	China	14513760256
CATHAY BIOTECH INC-A	China	33165041664
YUNNAN YUNTIANHUA CO-A	China	32210812928

***Tableau 7*: Liste des entreprises européennes retenues**

Entreprise	Pays	Capitalisation boursière
AIR LIQUIDE SA	France	86754131968
NOVOZYMES A/S-B SHARES	Denmark	86351298560
CHR HANSEN HOLDING A/S	Denmark	61496004608
BASF SE	Germany	40520507392
SYMRISE AG	Germany	12931709952
AKZO NOBEL N.V.	Netherlands	12462760960
SOLVAY SA	Belgium	11424065536
BRENNTAG SE	Germany	11365019648
COVESTRO AG	Germany	9215639552
EVONIK INDUSTRIES AG	Germany	8299459584
CRODA INTERNATIONAL PLC	United Kingdom	7227530240
IMCD NV	Netherlands	7055096832
ARKEMA	France	7025573888
WACKER CHEMIE AG	Germany	6923257856
UMICORE	Belgium	5812576256
OCI NV	Netherlands	5281271296

FUCHS SE	Germany	4592560128
INDUSTRIE DE NORA SPA	Italy	3525456896
K+S AG-REG	Germany	3353328128
JOHNSON MATTHEY PLC	United Kingdom	3242539264
TESSENDERLO GROUP	Belgium	2388963584
GRUPA AZOTY SA	Poland	2384659456
LANXESS AG	Germany	2377113600
SOL SPA	Italy	2358200064
KEMIRA OYJ	Finland	2300623360
CIECH SA	Poland	2213396224
ROBERTET SA	France	2018851328
LENZING AG	Austria	1587207168
VICTREX PLC	United Kingdom	1302665088
MERSEN	France	1001150784
AMG CRITICAL MATERIALS N.V.	Netherlands	993002240
SGL CARBON SE	Germany	828251776
MORGAN ADVANCED MATERIALS PL	United Kingdom	710571264
ELEMENTIS PLC	United Kingdom	684549952
TREATT PLC	United Kingdom	308416800
UZIN UTZ SE	Germany	224976624
SYNTHOMER PLC	United Kingdom	210301216
THRACE PLASTICS HOLDING AND	Greece	203397744
CINKARNA CELJE	Slovenia	192298528
ZOTEFOAMS PLC	United Kingdom	170961824

KAP AG	Germany	114183176
HOLLAND COLOURS NV	Netherlands	86035104
PLASTIVALOIRE	France	63942984
ORAPI	France	42651488

Tableau 8: **Liste des entreprises américaines retenues**

Entreprise	**Pays**	**Capitalisation boursière**
LINDE PLC	US	1,8865E+11
SHERWIN-WILLIAMS CO/THE	US	69728419840
AIR PRODUCTS & CHEMICALS INC	US	64891875328
ECOLAB INC	US	51784962048
DOW INC	US	38036332544
CORTEVA INC	US	35163611136
DUPONT DE NEMOURS INC	US	34686652416
PPG INDUSTRIES INC	US	32072161280
LYONDELLBASELL INDU-CL A	US	32043651072
ALBEMARLE CORP	US	22010734592
INTL FLAVORS & FRAGRANCES	US	17663479808
WESTLAKE CORP	US	15921329152
CF INDUSTRIES HOLDINGS INC	US	15599814656
AVERY DENNISON CORP	US	14699115520
CELANESE CORP	US	13647892480
MOSAIC CO/THE	US	12188030976
EASTMAN CHEMICAL CO	US	9516469248

FMC CORP	US	9492221952
OLIN CORP	US	6242239488
AXALTA COATING SYSTEMS LTD	US	6076842496
ELEMENT SOLUTIONS INC	US	4960219648
CHEMOURS CO/THE	US	4722177536
HUNTSMAN CORP	US	4619939328
ASHLAND INC	US	4271451136
CABOT CORP	US	3929573120
LIVENT CORP	US	3765037312
AVIENT CORP	US	3466529792
QUAKER CHEMICAL CORPORATION	US	3044919296
SENSIENT TECHNOLOGIES CORP	US	2717936384
INNOSPEC INC	US	2592030464
MATERION CORP	US	2147873792
TRONOX HOLDINGS PLC	US	2119757440
INGEVITY CORP	US	1838390144
MINERALS TECHNOLOGIES INC	US	1826355456
STEPAN CO	US	1767977344
ORION SA	US	1305766912
KOPPERS HOLDINGS INC	US	781665536
RAYONIER ADVANCED MATERIALS	US	194723392
TRINSEO PLC	US	267789296

Annexes 2 : Résultats de l'analyse de régression du coût du capital

Régression du coût du capital avec les scores d'efficience du modèle 1 (Eff_1) – Echantill on USA

- **Effets fixes**

```
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.81145 -0.70060 -0.17075  0.78669  1.80030

Coefficients:
                             Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1                      -1.5796e+00  9.1255e-01 -1.7310  0.08843 .
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -6.1562e-03  2.7918e-03 -2.2051  0.03117 *
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.7075e-01  7.0828e-02  2.4108  0.01890 *
BS_TOT_ASSET                 1.7405e-05  3.3491e-05  0.5197  0.60514
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    92.239
Residual Sum of Squares: 78.6
R-Squared:      0.14786
Adj. R-Squared: -0.4019
F-statistic: 2.68955 on 4 and 62 DF, p-value: 0.03915
```

- **Effets variables**

```
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")
```

```
Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 1.2677  1.1259 0.882
individual    0.1702  0.4126 0.118
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.1121  0.1557  0.1557  0.1489  0.1557  0.1557

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-3.5999 -0.7853 -0.0933 -0.0008  0.8891  2.2800

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                  8.2400e+00  8.8408e-01  9.3204 < 2.2e-16 ***
Eff_1                       -5.3682e-01  6.0023e-01 -0.8944  0.371129
EQY_BETA                     6.0883e-01  6.4662e-01  0.9416  0.346418
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -4.6743e-03  1.6580e-03 -2.8192  0.004815 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.0632e-01  3.6297e-02  2.9293  0.003398 **
BS_TOT_ASSET                -9.3800e-07  7.5600e-06 -0.1241  0.901258
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    138.68
Residual Sum of Squares: 121.98
R-Squared:      0.12056
Adj. R-Squared: 0.075232
Chisq: 11.3017 on 5 DF, p-value: 0.045716
```

- **Hausman test**

```
data:  WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV +  ...
chisq = 3.6104, df = 4, p-value = 0.4613
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

Régression du coût du capital avec les scores d’efficience du modèle 2 (Eff_2) – Echantillon USA

- **Effets fixes**

```
Oneway (individual) effect Within Model
```

```
Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.82292 -0.67953 -0.23719  0.78415  1.77372

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_2                        1.1359e+00  1.2471e+00  0.9108  0.36591
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -5.8950e-03  2.8338e-03 -2.0803  0.04164 *
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.6888e-01  7.2283e-02  2.3363  0.02272 *
BS_TOT_ASSET                 1.3436e-05  3.4150e-05  0.3935  0.69534
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    92.239
Residual Sum of Squares: 81.311
R-Squared:      0.11848
Adj. R-Squared: -0.45025
F-statistic: 2.08318 on 4 and 62 DF, p-value: 0.09372
```

- **Effets aléatoires**

```
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 1.3115  1.1452 0.899
individual    0.1467  0.3831 0.101
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.09604 0.13474 0.13474 0.12873 0.13474 0.13474

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
```

```
-3.5819 -0.8037 -0.1157 -0.0004  0.8448  2.4446

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                 7.9061e+00  7.2902e-01 10.8448 < 2.2e-16 ***
Eff_2                      -2.4667e-01  4.0507e-01 -0.6089  0.542560
EQY_BETA                    6.6532e-01  6.4009e-01  1.0394  0.298611
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -4.7782e-03  1.7005e-03 -2.8099  0.004956 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV 1.0779e-01  3.7194e-02  2.8981  0.003754 **
BS_TOT_ASSET               -6.1329e-07  7.6523e-06 -0.0801  0.936122
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    140.39
Residual Sum of Squares: 124.43
R-Squared:      0.11371
Adj. R-Squared: 0.068023
Chisq: 10.8409 on 5 DF, p-value: 0.054627
```

- Hausman Test

```
Hausman Test

data:  WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV +  ...
chisq = 2.2012, df = 4, p-value = 0.6988
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

Régression du coût du capital avec le score Bloomberg (ESG_SCORE) – Echantillon USA

- **Effets fixes**

```
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.75489 -0.69557 -0.23371  0.78711  1.83738

Coefficients:
```

```
                               Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
ESG_SCORE                   -1.1550e-01  4.0436e-01 -0.2856  0.77611
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -5.8681e-03  2.8678e-03 -2.0462  0.04498 *
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.6223e-01  7.2306e-02  2.2437  0.02843 *
BS_TOT_ASSET                 1.6349e-05  3.4309e-05  0.4765  0.63538
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    92.239
Residual Sum of Squares: 82.291
R-Squared:      0.10785
Adj. R-Squared: -0.46772
F-statistic: 1.87384 on 4 and 62 DF, p-value: 0.12628
```

- **Effets aléatoires**

```
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Effects:
                  var std.dev share
idiosyncratic 1.32727 1.15207 0.963
individual    0.05158 0.22710 0.037
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.03673 0.05364 0.05364 0.05101 0.05364 0.05364

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-3.3564 -0.6420 -0.0798 -0.0003  0.8022  2.3865

Coefficients:
                               Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                  6.5716e+00  8.4925e-01  7.7381 1.009e-14 ***
ESG_SCORE                    2.7634e-01  1.2563e-01  2.1996  0.027836 *
EQY_BETA                     7.1086e-01  5.9847e-01  1.1878  0.234913
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -4.8885e-03  1.5877e-03 -3.0791  0.002077 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  9.8793e-02  3.3979e-02  2.9075  0.003644 **
BS_TOT_ASSET                -9.1656e-06  7.6432e-06 -1.1992  0.230459
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
Total Sum of Squares:    147.69
Residual Sum of Squares: 126.44
R-Squared:      0.14392
Adj. R-Squared: 0.099788
Chisq: 15.8558 on 5 DF, p-value: 0.0072681
```

- **Hausman test**

```
        Hausman Test

data:  WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZ
ATION_TO_BV +  ...
chisq = 2.3289, df = 4, p-value = 0.6755
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
Pooling Model

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 37, T = 2-3, N = 103

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-3.47353 -0.63005 -0.06813  0.77241  2.44986

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)                 6.5564e+00  8.2453e-01  7.9516 3.399e-12 ***
ESG_SCORE                   2.8276e-01  1.2193e-01  2.3190  0.022492 *
EQY_BETA                    7.0153e-01  5.8159e-01  1.2062  0.230665
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -4.8692e-03  1.5640e-03 -3.1133  0.002432 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV 9.7555e-02  3.3283e-02  2.9311  0.004213 **
BS_TOT_ASSET               -9.3992e-06  7.4023e-06 -1.2698  0.207206
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    153.3
Residual Sum of Squares: 131.01
R-Squared:      0.14541
Adj. R-Squared: 0.10136
F-statistic: 3.30093 on 5 and 97 DF, p-value: 0.0085211
```

Résultats de l'analyse de régression du coût du capital avec Eff_1 - Echantillon Chine

- **Effets fixes**

```
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-2.93834 -0.50914  0.12275  0.69285  2.39014

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1                      -1.17584783  2.19692033 -0.5352 0.595978
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -0.01828993  0.00464264 -3.9396 0.000385 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  0.10115156  0.10546743  0.9591 0.344290
BS_TOT_ASSET                 0.00035932  0.00016456  2.1835 0.035994 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    152.08
Residual Sum of Squares: 95.085
R-Squared:      0.37477
Adj. R-Squared: -0.10335
F-statistic: 5.09502 on 4 and 34 DF, p-value: 0.002513
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(WACC~Eff_1+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO
_BV+BS_TOT_ASSET,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61
```

```
Effects:
                var std.dev share
idiosyncratic 2.797   1.672 0.538
individual    2.400   1.549 0.462
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.3932  0.3932  0.4711  0.4506  0.4711  0.4711

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-3.8026 -1.3610 -0.0407  0.0043  1.0219  3.9335

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                  9.8587e+00  2.9047e+00  3.3941 0.0006886 ***
Eff_1                       -1.3837e+00  1.6064e+00 -0.8614 0.3890289
EQY_BETA                     2.7846e+00  2.4962e+00  1.1155 0.2646202
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -1.8572e-02  4.0976e-03 -4.5324 5.833e-06 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.9374e-01  8.1067e-02  2.3899 0.0168523 *
BS_TOT_ASSET                 8.6844e-05  6.1036e-05  1.4228 0.1547867
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    280.27
Residual Sum of Squares: 183
R-Squared:      0.34716
Adj. R-Squared: 0.28781
Chisq: 29.3707 on 5 DF, p-value: 1.961e-05
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV +  ...
chisq = 19.895, df = 4, p-value = 0.0005238
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

Résultats de l’analyse de régression du coût du capital avec Eff_2 - Chine

- **Effets fixes**

```
fe=plm(WACC~Eff_2+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV+
BS_TOT_ASSET,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-3.16809 -0.56145  0.14653  0.59826  2.57449

Coefficients:
                             Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
Eff_2                     -3.97092476  2.26432298 -1.7537 0.0884951 .
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY       -0.01928046  0.00448733 -4.2966 0.0001373 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  0.08812865  0.10165075  0.8670 0.3920334
BS_TOT_ASSET                 0.00039192  0.00015732  2.4912 0.0177735 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    152.08
Residual Sum of Squares: 87.932
R-Squared:      0.4218
Adj. R-Squared: -0.020347
F-statistic: 6.20088 on 4 and 34 DF, p-value: 0.00073713
```

- **Effets aléatoires**

```
swar=plm(WACC~Eff_2+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO_B
V+BS_TOT_ASSET,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61
```

```
Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 2.586   1.608 0.451
individual    3.153   1.776 0.549
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.4607  0.4607  0.5366  0.5167  0.5366  0.5366

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-3.7072 -1.2156 -0.1102  0.0029  0.8365  3.5818

Coefficients:
                               Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                  7.8751e+00  2.9228e+00  2.6944  0.007052 **
Eff_2                        6.0305e-01  1.5262e+00  0.3951  0.692745
EQY_BETA                     3.2453e+00  2.6666e+00  1.2170  0.223607
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -1.8237e-02  4.1206e-03 -4.4259 9.605e-06 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.6106e-01  8.3375e-02  1.9317  0.053392 .
BS_TOT_ASSET                 7.9518e-05  6.7204e-05  1.1832  0.236715
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    252.26
Residual Sum of Squares: 168.41
R-Squared:      0.33243
Adj. R-Squared: 0.27175
Chisq: 27.2388 on 5 DF, p-value: 5.1247e-05
```

- **Test de hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV +  ...
chisq = 17.56, df = 4, p-value = 0.001504
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(WACC~Eff_2+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO
_BV+BS_TOT_ASSET,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model
```

```
Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_2 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-5.002481 -1.652662 -0.068091  1.113247  5.205747

Coefficients:
                               Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)                  8.5702e+00  2.3440e+00  3.6563 0.0005734 ***
Eff_2                        1.4783e+00  1.3602e+00  1.0869 0.2818397
EQY_BETA                     1.5252e+00  2.0781e+00  0.7339 0.4661006
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -1.6783e-02  4.1399e-03 -4.0540 0.0001598 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  2.5833e-01  8.2056e-02  3.1482 0.0026534 **
BS_TOT_ASSET                 4.5196e-05  5.1947e-05  0.8700 0.3880610
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    573.55
Residual Sum of Squares: 326.93
R-Squared:      0.42999
Adj. R-Squared: 0.37817
F-statistic: 8.29775 on 5 and 55 DF, p-value: 6.7802e-06
```

Résultats de l’analyse de régression du coût du capital avec le Score ESG de Bloomberg - Chine

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(WACC~ESG_SCORE+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_
TO_BV+BS_TOT_ASSET,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61
```

```
Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-2.623605 -0.343292  0.062371  0.565162  2.401296

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
ESG_SCORE                   0.89764824  0.65567379  1.3690 0.179962
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -0.01556799  0.00482130 -3.2290 0.002753 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  0.12132875  0.10423071  1.1640 0.252511
BS_TOT_ASSET                 0.00023649  0.00017449  1.3553 0.184263
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    152.08
Residual Sum of Squares: 90.876
R-Squared:      0.40244
Adj. R-Squared: -0.054511
F-statistic: 5.72461 on 4 and 34 DF, p-value: 0.0012383
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(WACC~ESG_SCORE+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV+BS_TOT_ASSET,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61

Effects:
                var std.dev share
idiosyncratic 2.673   1.635 0.469
individual    3.025   1.739 0.531
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.4465  0.4465  0.5230  0.5029  0.5230  0.5230

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-3.6345 -0.8239 -0.0560  0.0007  0.7132  3.6553
```

```
Coefficients:
                               Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                  5.3559e+00  2.6752e+00  2.0021  0.045278 *
ESG_SCORE                    1.3188e+00  4.4824e-01  2.9421  0.003260 **
EQY_BETA                     1.8358e+00  2.4866e+00  0.7383  0.460362
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -1.5427e-02  3.9391e-03 -3.9164 8.986e-05 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  2.0039e-01  7.6617e-02  2.6156  0.008908 **
BS_TOT_ASSET                 6.9528e-05  5.9328e-05  1.1719  0.241232
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    257.82
Residual Sum of Squares: 148.81
R-Squared:      0.42282
Adj. R-Squared: 0.37035
Chisq: 40.1841 on 5 DF, p-value: 1.371e-07
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZ
ATION_TO_BV +  ...
chisq = 5.1857, df = 4, p-value = 0.2688
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(WACC~ESG_SCORE+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV+BS_TOT_ASSET,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = WACC ~ ESG_SCORE + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 23, T = 2-3, N = 61

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-5.34990 -1.35522 -0.10778  1.20533  5.00527
```

```
Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)                  7.1607e+00  2.1817e+00  3.2821 0.0017934 **
ESG_SCORE                    1.1222e+00  4.3689e-01  2.5686 0.0129559 *
EQY_BETA                     2.7933e-01  1.9867e+00  0.1406 0.8886978
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -1.6202e-02  3.9333e-03 -4.1191 0.0001289 ***
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  2.9698e-01  7.2831e-02  4.0777 0.0001478 ***
BS_TOT_ASSET                 6.7651e-05  4.6686e-05  1.4491 0.1529991
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    573.55
Residual Sum of Squares: 298.19
R-Squared:      0.48011
Adj. R-Squared: 0.43284
F-statistic: 10.1582 on 5 and 55 DF, p-value: 6.2864e-07
```

Résultats de l’analyse de régression du coût du capital avec Eff_1 - Echantillon Europe

- **Effets fixes**

```
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "within")

Balanced Panel: n = 26, T = 3, N = 78

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-3.01615 -0.75455 -0.15472  0.67671  4.11771

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1                       -3.23180900  1.14938466 -2.8118 0.007115 **
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY         -0.01758707  0.00511600 -3.4377 0.001222 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  0.17684796  0.27866974  0.6346 0.528693
BS_TOT_ASSET                 0.00026691  0.00017875  1.4932 0.141930
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    149.06
Residual Sum of Squares: 101.52
R-Squared:      0.31894
Adj. R-Squared: -0.092537
```

```
F-statistic: 5.61954 on 4 and 48 DF, p-value: 0.00085847
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(WACC~Eff_1+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO
_BV+BS_TOT_ASSET,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "random")

Balanced Panel: n = 26, T = 3, N = 78

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 2.115   1.454 0.443
individual    2.662   1.632 0.557
theta: 0.5424

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-2.703426 -0.781676  0.090161  0.729839  6.531158

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)                 7.6955e+00  1.6779e+00  4.5865 4.507e-06 ***
Eff_1                      -1.1192e+00  9.9776e-01 -1.1217  0.261991
EQY_BETA                    1.9819e+00  1.3207e+00  1.5007  0.133434
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -1.2703e-02  4.2293e-03 -3.0035  0.002669 **
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV  1.3951e-01  2.0549e-01  0.6790  0.497168
BS_TOT_ASSET               -1.1366e-05  1.9569e-05 -0.5808  0.561352
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    201.15
Residual Sum of Squares: 171.65
R-Squared:      0.14666
Adj. R-Squared: 0.087398
Chisq: 12.3742 on 5 DF, p-value: 0.030006
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + MARKET_CAPITALIZATIO
N_TO_BV +  ...
chisq = 16.266, df = 4, p-value = 0.002683
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(WACC~Eff_1+EQY_BETA+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+MARKET_CAPITALIZATION_TO
_BV+BS_TOT_ASSET,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = WACC ~ Eff_1 + EQY_BETA + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV + BS_TOT_ASSET, data = panl,
    model = "pooling")

Balanced Panel: n = 26, T = 3, N = 78

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-3.953823 -1.512913 -0.078393  1.450484  9.349404

Coefficients:
                              Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)                 6.0600e+00  1.2463e+00  4.8625 6.594e-06 ***
Eff_1                       9.6954e-01  9.8431e-01  0.9850   0.32792
EQY_BETA                    1.9900e+00  8.8644e-01  2.2449   0.02784 *
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY        -9.1516e-03  4.0940e-03 -2.2354   0.02850 *
MARKET_CAPITALIZATION_TO_BV 1.3419e-01  1.7208e-01  0.7798   0.43806
BS_TOT_ASSET               -1.6286e-05  1.3106e-05 -1.2426   0.21804
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    397.81
Residual Sum of Squares: 352.79
R-Squared:      0.11316
Adj. R-Squared: 0.051578
F-statistic: 1.83749 on 5 and 72 DF, p-value: 0.1163
```

Annexes 3 : Résultats de l'analyse de régression du Q de Tobin

Résultats de l'analyse de régression du Q de Tobin avec Eff_1 - Echantillon USA

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_ASS
ET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-0.862916 -0.150192  0.011968  0.149438  0.569841

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1                 1.0116e-01  2.1711e-01  0.4659  0.64311
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -2.1683e-03  1.3311e-03 -1.6290  0.10903
RETURN_ON_ASSET     -1.7325e-02  9.2218e-03 -1.8788  0.06558 .
BS_TOT_ASSET        -2.1351e-05  1.3816e-05 -1.5454  0.12799
SALES_GROWTH         8.0543e-04  1.8979e-03  0.4244  0.67294
IS_RD_EXPEND         5.0930e-04  1.8587e-03  0.2740  0.78510
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    5.8095
Residual Sum of Squares: 5.0305
R-Squared:      0.13409
Adj. R-Squared: -0.49567
F-statistic: 1.41947 on 6 and 55 DF, p-value: 0.22385
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
```

```
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96

Effects:
                  var std.dev share
idiosyncratic 0.09146 0.30243 0.182
individual    0.41148 0.64146 0.818
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.5736  0.7374  0.7374  0.7278  0.7374  0.7374

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
-0.62877 -0.18285 -0.06973  0.00216  0.13320  0.91743

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept)          2.0973e+00  2.5241e-01  8.3091  < 2e-16 ***
Eff_1                6.9824e-02  2.0254e-01  0.3447  0.73029
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -1.8215e-03  9.5245e-04 -1.9125  0.05581 .
RETURN_ON_ASSET     -1.1242e-02  8.1403e-03 -1.3810  0.16727
BS_TOT_ASSET        -2.6496e-06  6.3728e-06 -0.4158  0.67757
SALES_GROWTH        -2.2260e-05  1.6309e-03 -0.0136  0.98911
IS_RD_EXPEND        -4.5989e-04  5.3069e-04 -0.8666  0.38616
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    8.4856
Residual Sum of Squares: 7.8133
R-Squared:      0.080631
Adj. R-Squared: 0.018652
Chisq: 6.0729 on 6 DF, p-value: 0.41507
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test
```

```
data:  TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +  ...
chisq = 3.9566, df = 6, p-value = 0.6826
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.02350 -0.43889 -0.12111  0.28209  2.24359

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)          1.9402e+00  3.0530e-01  6.3551 8.662e-09 ***
Eff_1               -1.6853e-03  3.1669e-01 -0.0053   0.99577
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -8.3080e-04  8.6818e-04 -0.9569   0.34119
RETURN_ON_ASSET     -6.4036e-03  1.3547e-02 -0.4727   0.63758
BS_TOT_ASSET         4.4963e-06  4.5728e-06  0.9833   0.32814
SALES_GROWTH         5.2077e-04  2.9366e-03  0.1773   0.85965
IS_RD_EXPEND        -6.5040e-04  3.3442e-04 -1.9449   0.05495 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    41.619
Residual Sum of Squares: 39.642
R-Squared:      0.047505
Adj. R-Squared: -0.016708
F-statistic: 0.739803 on 6 and 89 DF, p-value: 0.61897
```

Résultats de l’analyse de régression du Q de Tobin avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon USA

- **Effets fixes**

```
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "within")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-0.852189 -0.140847  0.018262  0.146161  0.524114

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
ESG_SCORE           -7.4667e-02  1.1934e-01 -0.6257  0.53411
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -2.2315e-03  1.3330e-03 -1.6740  0.09981 .
RETURN_ON_ASSET     -1.5800e-02  9.2428e-03 -1.7094  0.09302 .
BS_TOT_ASSET        -2.1542e-05  1.3798e-05 -1.5613  0.12420
SALES_GROWTH         8.8492e-04  1.8999e-03  0.4658  0.64322
IS_RD_EXPEND         6.6087e-04  1.8801e-03  0.3515  0.72655
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    5.8095
Residual Sum of Squares: 5.0147
R-Squared:      0.13681
Adj. R-Squared: -0.49096
F-statistic: 1.4529 on 6 and 55 DF, p-value: 0.21163
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "random")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96
```

```
Effects:
                  var std.dev share
idiosyncratic 0.09118 0.30195 0.215
individual    0.33252 0.57664 0.785
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.5361  0.7106  0.7106  0.7004  0.7106  0.7106

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-0.5657 -0.1824 -0.0587  0.0012  0.1284  0.9226

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)          1.6292e+00  3.7005e-01  4.4027 1.069e-05 ***
ESG_SCORE            1.2907e-01  8.2127e-02  1.5716   0.11604
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -1.8453e-03  9.3051e-04 -1.9831   0.04735 *
RETURN_ON_ASSET     -1.3659e-02  8.3986e-03 -1.6264   0.10387
BS_TOT_ASSET        -3.2676e-06  6.1282e-06 -0.5332   0.59389
SALES_GROWTH        -1.7979e-05  1.6497e-03 -0.0109   0.99130
IS_RD_EXPEND        -6.9401e-04  5.1177e-04 -1.3561   0.17506
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    9.0452
Residual Sum of Squares: 8.1389
R-Squared:      0.10061
Adj. R-Squared: 0.039979
Chisq: 8.18493 on 6 DF, p-value: 0.22487
```

- **Hausman test**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +
...
chisq = 7.629, df = 6, p-value = 0.2666
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
```

```
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 35, T = 1-3, N = 96

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.03568 -0.35141 -0.18963  0.27399  1.82841

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)          9.9254e-01  2.9967e-01  3.3121 0.0013394 **
ESG_SCORE            2.6608e-01  7.1545e-02  3.7190 0.0003494 ***
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -1.5382e-03  8.1873e-04 -1.8787 0.0635529 .
RETURN_ON_ASSET     -1.9512e-02  1.2871e-02 -1.5160 0.1330598
BS_TOT_ASSET        -8.2770e-07  4.4125e-06 -0.1876 0.8516312
SALES_GROWTH         1.6065e-03  2.7463e-03  0.5850 0.5600523
IS_RD_EXPEND        -1.0189e-03  3.2621e-04 -3.1235 0.0024118 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    41.619
Residual Sum of Squares: 34.31
R-Squared:      0.17562
Adj. R-Squared: 0.12004
F-statistic: 3.15996 on 6 and 89 DF, p-value: 0.0074161
```

Résultats de l’analyse de régression du Q de Tobin avec Eff_1 - Echantillon Europe

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_ASS
ET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "within")
```

```
Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-1.21580 -0.10733  0.00000  0.13454  1.15680

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1               -6.7656e-01  3.5999e-01 -1.8794  0.06531 .
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.9025e-03  1.4739e-03  1.2908  0.20197
RETURN_ON_ASSET      1.1562e-02  1.0135e-02  1.1409  0.25869
BS_TOT_ASSET         1.1205e-06  5.4089e-05  0.0207  0.98354
SALES_GROWTH        -1.7734e-03  2.7628e-03 -0.6419  0.52353
IS_RD_EXPEND         3.1734e-04  1.3090e-03  0.2424  0.80932
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    10.946
Residual Sum of Squares: 9.9471
R-Squared:      0.091219
Adj. R-Squared: -0.6103
F-statistic: 0.953565 on 6 and 57 DF, p-value: 0.46473
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 0.1745  0.4177 0.221
individual    0.6139  0.7835 0.779
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
```

```
 0.5295  0.7058  0.7058  0.6897  0.7058  0.7058

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
-0.63329 -0.24708 -0.11164  0.00176  0.15267  2.06872

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)          2.0017e+00  3.1210e-01  6.4138 1.419e-10 ***
Eff_1               -6.4328e-01  3.3219e-01 -1.9365   0.05281 .
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.7748e-03  1.4024e-03  1.2656   0.20565
RETURN_ON_ASSET      1.9683e-02  1.0213e-02  1.9271   0.05396 .
BS_TOT_ASSET        -1.6374e-05  1.5784e-05 -1.0373   0.29958
SALES_GROWTH        -2.5596e-03  2.7406e-03 -0.9340   0.35033
IS_RD_EXPEND         6.2283e-04  6.6181e-04  0.9411   0.34666
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    20.385
Residual Sum of Squares: 18.975
R-Squared:      0.069479
Adj. R-Squared: 0.010709
Chisq: 7.59472 on 6 DF, p-value: 0.26932
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +  ...
chisq = 12.743, df = 6, p-value = 0.04731
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "pooling")
```

```
Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-2.49426 -0.58758 -0.29605  0.52109  3.81697

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)          1.7535e+00  3.3638e-01  5.2129 1.082e-06 ***
Eff_1               -6.4007e-01  3.9999e-01 -1.6002   0.11287
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.8728e-03  1.7866e-03  1.0482   0.29719
RETURN_ON_ASSET      7.2319e-02  1.7116e-02  4.2253 5.476e-05 ***
BS_TOT_ASSET        -1.7185e-05  1.1650e-05 -1.4751   0.14349
SALES_GROWTH        -9.4760e-03  5.2641e-03 -1.8001   0.07502 .
IS_RD_EXPEND         7.5734e-04  4.9477e-04  1.5307   0.12917
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    114.32
Residual Sum of Squares: 92.109
R-Squared:      0.1943
Adj. R-Squared: 0.14341
F-statistic: 3.8183 on 6 and 95 DF, p-value: 0.0018765
```

Résultats de l’analyse de régression du Q de Tobin avec Eff_2 - Echantillon Europe

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_2+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_ASS
ET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_2 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-1.270449 -0.101370  0.006412  0.095276  1.286385
```

```
Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_2                 2.5350e-01  4.5793e-01  0.5536   0.5820
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY   1.6652e-03  1.5177e-03  1.0972   0.2772
RETURN_ON_ASSET       4.6194e-03  9.9811e-03  0.4628   0.6453
BS_TOT_ASSET          6.9095e-06  5.6455e-05  0.1224   0.9030
SALES_GROWTH         -1.5129e-03  2.8377e-03 -0.5331   0.5960
IS_RD_EXPEND          1.5848e-04  1.4051e-03  0.1128   0.9106

Total Sum of Squares:    10.946
Residual Sum of Squares: 10.507
R-Squared:      0.040065
Adj. R-Squared: -0.70094
F-statistic: 0.396504 on 6 and 57 DF, p-value: 0.87826
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_2+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_2 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 0.1843  0.4293 0.226
individual    0.6304  0.7940 0.774
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.5243  0.7020  0.7020  0.6857  0.7020  0.7020

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median     Mean  3rd Qu.     Max.
-0.58403 -0.23729 -0.12126  0.00446  0.06876  2.27521

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)           1.4564e+00  3.0066e-01  4.8438 1.274e-06 ***
```

```
Eff_2                1.8354e-01  3.3341e-01  0.5505    0.5820
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.5871e-03  1.4286e-03  1.1109    0.2666
RETURN_ON_ASSET      1.3596e-02  9.9673e-03  1.3641    0.1725
BS_TOT_ASSET        -1.7182e-05  1.5997e-05 -1.0741    0.2828
SALES_GROWTH        -2.3545e-03  2.8030e-03 -0.8400    0.4009
IS_RD_EXPEND         5.9179e-04  6.7422e-04  0.8777    0.3801
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    20.628
Residual Sum of Squares: 19.891
R-Squared:      0.038078
Adj. R-Squared: -0.022675
Chisq: 4.04662 on 6 DF, p-value: 0.67037
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_2 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +  ...
chisq = 14.467, df = 6, p-value = 0.02483
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_2+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_2 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-2.51238 -0.50600 -0.25709  0.38109  4.09961

Coefficients:
                      Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
```

```
(Intercept)          1.3161e+00  3.1553e-01  4.1711   6.7e-05 ***
Eff_2                7.2576e-02  3.1868e-01  0.2277 0.8203410
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.4923e-03  1.8327e-03  0.8143 0.4175323
RETURN_ON_ASSET      6.5472e-02  1.6804e-02  3.8963 0.0001818 ***
BS_TOT_ASSET        -1.7943e-05  1.1940e-05 -1.5028 0.1362130
SALES_GROWTH        -9.4704e-03  5.3350e-03 -1.7751 0.0790760 .
IS_RD_EXPEND         7.3156e-04  5.0099e-04  1.4602 0.1475263
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    114.32
Residual Sum of Squares: 94.541
R-Squared:      0.17303
Adj. R-Squared: 0.1208
F-statistic: 3.31295 on 6 and 95 DF, p-value: 0.0052629
```

Résultats de l’analyse de régression du Q de Tobin avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Europe

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT
_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "within")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-1.193701 -0.084568 -0.010665  0.102359  1.285011

Coefficients:
                      Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
ESG_SCORE           -3.9536e-01  1.9237e-01 -2.0552  0.04446 *
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.7698e-03  1.4630e-03  1.2097  0.23140
RETURN_ON_ASSET      1.0551e-02  9.8620e-03  1.0699  0.28919
BS_TOT_ASSET        -9.5280e-06  5.4048e-05 -0.1763  0.86069
SALES_GROWTH         8.4862e-04  2.9554e-03  0.2871  0.77505
IS_RD_EXPEND         3.7759e-04  1.3011e-03  0.2902  0.77271
---
```

```
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    10.946
Residual Sum of Squares: 9.8347
R-Squared:      0.10148
Adj. R-Squared: -0.59211
F-statistic: 1.07299 on 6 and 57 DF, p-value: 0.38945
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "random")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 0.1725  0.4154 0.249
individual    0.5206  0.7215 0.751
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.5011  0.6846  0.6846  0.6677  0.6846  0.6846

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-0.5915 -0.2441 -0.1399  0.0033  0.1049  2.3050

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept)          1.4131e+00  4.4413e-01  3.1818 0.001463 **
ESG_SCORE            4.2096e-02  1.0632e-01  0.3959 0.692149
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.5242e-03  1.4492e-03  1.0518 0.292913
RETURN_ON_ASSET      1.4348e-02  1.0237e-02  1.4016 0.161030
BS_TOT_ASSET        -1.8085e-05  1.5873e-05 -1.1394 0.254541
SALES_GROWTH        -2.6247e-03  2.9334e-03 -0.8948 0.370917
IS_RD_EXPEND         6.4333e-04  6.6039e-04  0.9742 0.329978
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
Total Sum of Squares:    21.769
Residual Sum of Squares: 21.003
R-Squared:      0.036634
Adj. R-Squared: -0.02421
Chisq: 4.0563 on 6 DF, p-value: 0.66906
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +
...
chisq = 7.4326, df = 6, p-value = 0.2827
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 39, T = 1-3, N = 102

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-2.33885 -0.51524 -0.27263  0.32801  4.04099

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value  Pr(>|t|)
(Intercept)          6.1687e-01  4.0025e-01  1.5412 0.1265888
ESG_SCORE            1.9579e-01  8.5999e-02  2.2766 0.0250540 *
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY  1.3398e-03  1.7387e-03  0.7706 0.4428792
RETURN_ON_ASSET      6.6024e-02  1.6366e-02  4.0341 0.0001108 ***
BS_TOT_ASSET        -2.0845e-05  1.1586e-05 -1.7991 0.0751801 .
SALES_GROWTH        -1.1016e-02  5.2408e-03 -2.1021 0.0381935 *
IS_RD_EXPEND         7.4756e-04  4.8803e-04  1.5318 0.1288992
---
```

```
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    114.32
Residual Sum of Squares: 89.698
R-Squared:      0.21539
Adj. R-Squared: 0.16583
F-statistic: 4.34651 on 6 and 95 DF, p-value: 0.0006409
```

Résultats de l’analyse de régression du Q de Tobin avec Eff_1 – Echantillon Chine

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_ASS
ET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "within")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-3.19843 -0.30787  0.10215  0.41527  2.69125

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
Eff_1                -0.53893666  1.88450237 -0.2860  0.77679
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -0.00281369  0.00442593 -0.6357  0.52962
RETURN_ON_ASSET     -0.08134825  0.03952350 -2.0582  0.04806 *
BS_TOT_ASSET        -0.00027542  0.00020930 -1.3159  0.19786
SALES_GROWTH         0.00954613  0.00549842  1.7362  0.09247 .
IS_RD_EXPEND        -0.00268885  0.00907115 -0.2964  0.76889
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    80.753
Residual Sum of Squares: 55.425
R-Squared:      0.31365
Adj. R-Squared: -0.28415
F-statistic: 2.36102 on 6 and 31 DF, p-value: 0.053987
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "random")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59

Effects:
                var std.dev share
idiosyncratic 1.788   1.337 0.486
individual    1.890   1.375 0.514
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.4333  0.5103  0.5103  0.4921  0.5103  0.5103

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 -2.334  -0.779  -0.451   0.017   0.565   4.062

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)          4.4760e+00  1.2788e+00  3.5001 0.0004651 ***
Eff_1               -4.1448e-01  1.3286e+00 -0.3120 0.7550580
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -2.1048e-03  3.6656e-03 -0.5742 0.5658259
RETURN_ON_ASSET     -4.6594e-02  3.7338e-02 -1.2479 0.2120622
BS_TOT_ASSET        -5.4069e-05  6.1642e-05 -0.8771 0.3804096
SALES_GROWTH         6.2493e-03  4.7680e-03  1.3107 0.1899642
IS_RD_EXPEND        -6.0139e-03  4.0449e-03 -1.4868 0.1370702
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    127.44
Residual Sum of Squares: 104.58
R-Squared:      0.18011
Adj. R-Squared: 0.085509
Chisq: 11.9041 on 6 DF, p-value: 0.064143
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test

data:  TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +  ...
chisq = 16.723, df = 6, p-value = 0.01036
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~Eff_1+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT_A
SSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ Eff_1 + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET
+
    BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND, data = panl,
    model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59

Residuals:
    Min.  1st Qu.   Median  3rd Qu.     Max.
-3.41954 -1.19908 -0.80486  0.76650  6.22590

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
(Intercept)          3.2542e+00  1.2314e+00  2.6427  0.01084 *
Eff_1                1.7985e-01  1.2413e+00  0.1449  0.88536
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -9.3203e-04  3.7295e-03 -0.2499  0.80364
RETURN_ON_ASSET      1.4471e-02  4.3907e-02  0.3296  0.74304
BS_TOT_ASSET        -5.2203e-05  4.9372e-05 -1.0573  0.29524
SALES_GROWTH         4.6872e-03  5.5018e-03  0.8519  0.39816
IS_RD_EXPEND        -4.2182e-03  3.3621e-03 -1.2546  0.21523
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    272.95
Residual Sum of Squares: 219.53
R-Squared:      0.19571
Adj. R-Squared: 0.10291
```

```
F-statistic: 2.10891 on 6 and 52 DF, p-value: 0.067838
```

Résultats de l'analyse de régression du Q de Tobin avec le score ESG de Bloomberg - Echantillon Europe

- **Effets fixes**

```
> fe=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_TOT
_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="within",data=panl)
> summary(fe)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "within")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59

Residuals:
     Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
-3.309133 -0.361375  0.064139  0.412331  2.645954

Coefficients:
                       Estimate  Std. Error t-value Pr(>|t|)
ESG_SCORE           -0.50040729  0.58272738 -0.8587  0.39708
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -0.00361487  0.00448636 -0.8057  0.42653
RETURN_ON_ASSET     -0.07901464  0.03921933 -2.0147  0.05268 .
BS_TOT_ASSET        -0.00027305  0.00020694 -1.3195  0.19668
SALES_GROWTH         0.01017831  0.00549558  1.8521  0.07356 .
IS_RD_EXPEND        -0.00023403  0.00945104 -0.0248  0.98040
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    80.753
Residual Sum of Squares: 54.28
R-Squared:      0.32782
Adj. R-Squared: -0.25762
F-statistic: 2.51981 on 6 and 31 DF, p-value: 0.041993
```

- **Effets aléatoires**

```
> swar=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="random", data=panl)
> summary(swar)
Oneway (individual) effect Random Effect Model
```

```
   (Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "random")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59

Effects:
                 var std.dev share
idiosyncratic 1.751   1.323 0.459
individual    2.061   1.436 0.541
theta:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 0.4540  0.5302  0.5302  0.5121  0.5302  0.5302

Residuals:
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-2.3906 -0.7860 -0.3340  0.0182  0.6101  3.8804

Coefficients:
                        Estimate  Std. Error z-value  Pr(>|z|)
(Intercept)          5.1170e+00  1.3500e+00  3.7905 0.0001503 ***
ESG_SCORE           -3.3911e-01  4.2451e-01 -0.7988 0.4243880
TOT_DEBT_TO_TOT_EQY -2.2817e-03  3.6414e-03 -0.6266 0.5309116
RETURN_ON_ASSET     -4.7029e-02  3.6883e-02 -1.2751 0.2022727
BS_TOT_ASSET        -6.3503e-05  6.3029e-05 -1.0075 0.3136906
SALES_GROWTH         7.2891e-03  4.8862e-03  1.4918 0.1357555
IS_RD_EXPEND        -5.2167e-03  4.2277e-03 -1.2339 0.2172221
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Total Sum of Squares:    123.76
Residual Sum of Squares: 100.14
R-Squared:      0.19167
Adj. R-Squared: 0.098405
Chisq: 12.7951 on 6 DF, p-value: 0.046407
```

- **Test de Hausman**

```
> phtest(fe,swar)

        Hausman Test
```

```
data:  TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY + RETURN_ON_ASSET +
...
chisq = 58.178, df = 6, p-value = 1.055e-10
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

- **Pooled OLS**

```
> pool=plm(TOBIN_Q_RATIO~ESG_SCORE+TOT_DEBT_TO_TOT_EQY+RETURN_ON_ASSET+BS_T
OT_ASSET+SALES_GROWTH+IS_RD_EXPEND,model="pooling",data=panl)
> summary(pool)
Pooling Model

Call:
plm(formula = TOBIN_Q_RATIO ~ ESG_SCORE + TOT_DEBT_TO_TOT_EQY +
    RETURN_ON_ASSET + BS_TOT_ASSET + SALES_GROWTH + IS_RD_EXPEND,
    data = panl, model = "pooling")

Unbalanced Panel: n = 22, T = 2-3, N = 59
```

Table de matières

Dédicaces i
Remerciements ii
Sommaire iii
Liste des figures v
Liste des tableaux 1
1 Introduction générale 3
1.1 Contexte général de l'étude 3
1.2 Objectif de la recherche 6
1.3 Problématique de la recherche 9
1.4 Choix du champ d'étude et méthodologie utilisée 10
1.5 Contribution de la recherche 11
1.6 Structure de la recherche 12
2 L'importance et la pertinence de l'intégration de la dimension ESG dans le processus de décisions d'investissement 14
2.1 Introduction 14
2.2 La « sensibilité ESG » des investisseurs : L'investissement conventionnels vs l'investissement socialement responsable (ISR) 16
2.2.1 La dimension ESG dans l'investissement : origines, principes et pensées 16
2.2.1.1 Origines, doctrines et formes 17
2.2.1.1.1 Motivations de l'intégration de la dimension ESG 17
2.2.1.1.2 Les différentes formes d'intégration des facteurs ESG dans l'investissement 19
2.2.1.2 Appréhension de la problématique ESG au sein des investisseurs 21
2.2.1.2.1 Segmentation des investisseurs selon leurs comportements 21
2.2.1.2.2 Sensibilité des investisseurs à la norme ESG 23
2.2.2 Logiques sous-jacentes du processus de prise de décision des différents types investisseurs 25
2.2.2.1 Investisseurs Conventionnels vs investisseurs socialement responsables : portraits, spécificités et logiques d'investissement 25
2.2.2.1.1 Les investisseurs conventionnels ou mainstream 25
2.2.2.1.2 Les investisseurs socialement responsables 27
2.2.2.2 Modèles de comportements des différents types d'investisseurs 29
2.2.2.2.1 Modèles de comportements des différents types d'investisseurs : Revue de la littérature 29
2.2.2.2.2 Enseignements, limites et perspectives 32

2.3 Portée et pertinence de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : Zoom sur l'industrie chimique 34
2.3.1 Diagnostic de l'industrie chimique : contexte, portées et enjeux ESG 35
2.3.1.1 Contexte, problématiques et enjeux ESG dans l'industrie chimique 35
2.3.1.1.1 Contexte et portée de l'industrie chimique 35
2.3.1.1.2 Problématiques et risques de type ESG de l'industrie chimique 37
2.3.1.2 Règlementation et Régulation ESG des entreprises chimiques 41
2.3.1.2.1 L'autorité publique et la régulation de type ESG des entreprises chimiques 42
2.3.1.2.2 L'autorégulation de l'industrie chimique 46
2.3.2 La dimension ESG et la valeur de l'entreprise dans le contexte de l'industrie chimique : Revue de la littérature 48
2.3.2.1 Ampleur et portée de la RSE au sein de l'industrie chimique : fondements empiriques 48
2.3.2.1.1 Le statut de la RSE dans l'industrie chimique : entre opportunités et contraintes 48
2.3.2.1.2 La relation entre la régulation ESG et les indicateurs de performance .. 51
2.3.2.2 Réactions des investisseurs 53
2.3.2.2.1 Réactions boursières suite à un évènement d'ordre ESG négatif 53
2.3.2.2.2 Réactions boursières suite à un évènement d'ordre ESG positif 56
2.4 Conclusion 58
3 Efficience ESG et valeur de l'entreprise : Structure empirique et méthodologie 61
3.1 Introduction 61
3.2 Efficience ESG : définition et formulation 62
3.2.1 Genèse et définition du concept d'efficience ESG 62
3.2.1.1 Genèse du concept d'efficience ESG 62
3.2.1.1.1 Le modèle d'éco-efficience 63
3.2.1.1.2 Déficiences des instruments de mesure ESG dans la prise de décision des investisseurs 70
3.2.1.2 Définition du modèle d'efficience ESG et portées selon les différents types d'investisseurs 74
3.2.1.2.1 Efficience ESG : Définition, portée et pertinence 74
3.2.1.2.2 Énoncé du modèle d'efficience ESG et implications pour les différents types d'investisseurs 79
3.2.2 Construction et spécification du modèle d'efficience ESG 80
3.2.2.1 La pertinence du recours à la modélisation DEA 80

3.2.2.1.1 La modélisation DEA : définition et pertinence dans le calcul d'efficience ESG 80
3.2.2.1.2 Débat sur le traitement des outputs désirables vs indésirables et pertinence pour notre modèle 83
3.2.2.2 Spécification du modèle d'efficience ESG : investisseurs conventionnels vs investisseurs socialement responsables 87
3.2.2.2.1 Détermination de la dimension économique 87
3.2.2.2.2 Détermination de la dimension ESG 90
3.3 Pertinence de l'efficience ESG dans l'explication de la valeur d'entreprise 95
3.3.1 Relation empirique entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise : revue de la littérature 95
3.3.1.1 Relation entre les performances financière et ESG : nature, caractéristiques et causes des divergences 97
3.3.1.1.1 Nature et caractéristiques de la relation empirique entre les performances financière et ESG 97
3.3.1.1.2 Causes de l'inconsistance des résultats 103
3.3.1.2 Relation entre la performance ESG et les variables de marché financier .. 106
3.3.1.2.1 Liens entre la performance ESG et les variables de performance du marché 107
3.3.1.2.2 Facteurs déterminants la relation entre la performance ESG et les variables de marché 113
3.3.2 Structure empirique de l'étude 118
3.3.2.1 Définition de la structure empirique de l'étude 118
3.3.2.1.1 Modèle théorique de la relation entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise 118
3.3.2.1.2 Structure empirique de l'étude 121
3.3.2.2 Définition du modèle de régression entre la valeur de l'entreprise et l'indicateur d'efficience ESG 123
3.3.2.2.1 Modèle de régression 123
3.3.2.2.2 Spécification du modèle de régression 125
3.4 Conclusion 127
4 Calcul de l'efficience ESG : Résultats et discussions 129
4.1 Introduction 129
4.2 La détermination de l'efficience ESG 130
4.2.1.1 Modélisation DEA : définition et formulation 131
4.2.1.1.1 Modélisation DEA : définition, formulations et développements 131
4.2.1.1.2 DEA et traitements des valeurs négatives et nulles 136
4.2.1.2 La DEA et le traitement des valeurs manquantes 139

4.2.1.2.1 La DEA à intervalle 140
4.2.1.2.2 La DEA et les ensembles flous : “Fuzzy DEA – FDEA” 144
4.2.2 Données 149
4.2.2.1 Échantillonnage et statistiques descriptives 149
4.2.2.1.1 Echantillons de l’étude 150
4.2.2.1.2 Statistiques descriptives 153
4.2.2.2 Préparation de la base de données pour l’estimation DEA 156
4.2.2.2.1 Prétraitements des données pour l’estimation par la méthode DEA 157
4.2.2.2.2 Prétraitements des données pour l’estimation par la méthode Kao et Liu (2000) 159
4.3 Résultats et analyses de l’efficience des entreprises chimiques 163
4.3.1 Résultats et statistiques descriptives 164
4.3.1.1 Efficience ESG sous la perspective des investisseurs conventionnels : résultats, analyses et discussions 164
4.3.1.1.1 Scores d’efficiences ESG pour le modèle des investisseurs conventionnels et statistiques descriptives 164
4.3.1.1.2 Scores d’efficience ESG pour le modèle des ISR et statistiques descriptives 171
4.3.1.2 Classement des entreprises chimiques 175
4.3.1.2.1 Classement des entreprises chimiques : Modèle 1 175
4.3.1.2.2 Classement des entreprises chimiques : Modèle 2 181
4.3.2 Analyse des résultats de l’efficience ESG : discussions et enseignements 188
4.3.2.1 Analyse comparative entre les trois échantillons 188
4.3.2.1.1 Disparités du niveau d’efficience ESG moyenne des trois échantillons 188
4.3.2.1.2 Les disparités dans la frontière d’efficience ESG des différents échantillons 190
4.3.2.2 Analyse comparative entre les deux modèles : discussions et enseignements 192
4.3.2.2.1 Disparités d’efficience ESG à travers les deux modèles 192
4.3.2.2.2 Disparités sur le classement des entreprises à travers les deux modèles 194
4.4 Conclusion 202
5 Résultats de l’analyse de régression et discussions 205
5.1 Introduction 205
5.2 Méthodologie 206

5.2.1 Relation entre l'efficience ESG et la valeur de l'entreprise : la spécification du modèle 206
5.2.1.1 Variable dépendante des modèles de régression : la valeur de l'entreprise 206
5.2.1.1.1 La variable du Q de Tobin 207
5.2.1.1.2 La variable du coût du capital 209
5.2.1.2 Variables explicatives et fondements théoriques des modèles de régression 210
5.2.1.2.1 Modèle 1 : Régression du coût du capital 211
5.2.1.2.2 Modèle 2 : Régression du Q de Tobin 213
5.2.2 Données et techniques quantitatives 215
5.2.2.1 Techniques quantitatives 216
5.2.2.1.1 La modélisation de données panel 216
5.2.2.1.2 Méthodes d'estimation 218
5.2.2.2 Données 220
5.2.2.2.1 Statistiques descriptives – Modèle 1 220
5.2.2.2.2 Statistiques descriptives – Modèle 2 224
5.3 Résultats et discussions 227
5.3.1 Résultats de l'analyse de régression 227
5.3.1.1 Résultats modèle de régression du coût du capital 227
5.3.1.1.1 Résultats des estimations avec l'indicateur d'efficience ESG 228
5.3.1.1.2 Résultats des estimations avec le score ESG de Bloomberg 232
5.3.1.2 Résultats modèle de régression du Q de Tobin 236
5.3.1.2.1 Résultats de la régression du Q de Tobin avec l'indicateur d'efficience ESG 236
5.3.1.2.2 Résultats de la régression avec le score ESG de Bloomberg 241
5.3.2 Efficience ESG et valeur de l'entreprise : discussions, limites et perspectives . 244
5.3.2.1 Efficience ESG vs Score ESG de Bloomberg : comparaison du pouvoir explicatif 245
5.3.2.1.1 Modèle de régression du coût du capital 245
5.3.2.1.2 Modèle de régression du Q de Tobin 247
5.3.2.2 Pertinence de l'indicateur d'efficience ESG dans l'explication de la valeur de l'entreprise 249
5.3.2.2.1 Analyse globale de la relation entre l'efficience ESG et la valeur de l'entreprise 249
5.3.2.2.2 Limites et perspectives de l'étude empirique 251
5.4 Conclusion 254
6 Conclusion Générale 256

6.1 Les résultats obtenus 257
6.2 Difficultés rencontrées 259
6.3 Implications 260
6.4 Limites et perspectives 261
Bibliographie 263
Annexes I
Annexes 1 : Les entreprises retenues pour les trois échantillons I
Annexes 2 : Résultats de l'analyse de régression du coût du capital VI
Annexes 3 : Résultats de l'analyse de régression du Q de Tobin XXII
Table de matières XLII

COLLEGE DOCTORAL BRETAGNE ECONOMIE ET GESTION

Université de Rennes

Titre : Valeur de l'entreprise, sensibilité des investisseurs et intégration de la dimension ESG dans la prise de décision : La proposition d'un indicateur d'efficience ESG par la méthode DEA

Mots clés : Efficience ; ESG ; Valeur de l'entreprise ; Sensibilité des investisseurs ; DEA floue

Résumé : Face à la montée en puissance des enjeux de durabilité, les investisseurs accordent une importance croissante à l'intégration des facteurs ESG dans leur prise de décision.
Cependant, malgré plusieurs décennies de recherches, les conclusions relatives au lien entre la performance ESG et la valeur de l'entreprise demeurent ambiguës et inconsistantes.
L'objectif de cette étude est de déterminer si la prise en compte de la sensibilité des investisseurs permet de mieux comprendre cette relation. Pour ce faire, nous avons développé un indicateur d'efficience ESG intégrant simultanément la performance financière, la performance ESG et la sensibilité des investisseurs à la dimension ESG.
Cet indicateur, ainsi qu'un indicateur alternatif, sont ensuite testés dans l'explication de la valeur de l'entreprise, mesurée à travers le coût du capital et le Q de Tobin.

Les résultats empiriques révèlent que l'indicateur d'efficience ESG proposé présente un pouvoir explicatif supérieur sur le coût du capital, suggérant qu'une meilleure efficience ESG réduit le risque perçu par les investisseurs et favorise un financement à moindre coût. En revanche, ni cet indicateur ni l'indicateur alternatif ne permettent d'expliquer significativement la formation du Q de Tobin.

Title : Firm value, Investor sensitivity and the integration of ESG dimension in the decision-making process: Computation of an ESG efficiency indicator through Data Envelopment analysis

Keywords : Efficiency ; ESG ; Firm value ; Investor sensitivity; Fuzzy DEA

Abstract : In the midst of growing sustainability challenges, investors are placing increasing importance on integrating ESG factors into their decision-making processes.
However, despite several decades of research, findings regarding the relationship between ESG performance and firm value remain ambiguous and inconsistent.
The objective of this study is to determine whether accounting for investor sensitivity helps to better understand this relationship. To this end, we developed an ESG efficiency indicator that simultaneously integrates financial performance, ESG performance, and investor sensitivity to the ESG dimension.
This indicator, along with an alternative one, is then tested in explaining firm value, measured through the cost of capital and Tobin's Q.

The empirical results reveal that the proposed ESG efficiency indicator demonstrates a stronger explanatory power for the cost of capital, suggesting that greater ESG efficiency reduces perceived investor risk and facilitates lower-cost financing. Conversely, neither this indicator nor the alternative one significantly explains the formation of Tobin's Q.