

Allocation de portefeuille dans un contexte de divergence ESG

Loïc MARCADET, Tom PICARD
Nexialog Consulting, Paris, France

11 octobre 2024

Résumé

Les scores ESG, conçus pour évaluer les performances des entreprises sur les aspects environnementaux, sociaux et de gouvernance, peinent à s'imposer auprès des acteurs financiers. La principale raison de cette réticence réside dans les divergences notables entre les évaluations fournies par les différentes agences de notation. Les stratégies d'investissement durable aboutissent à des résultats très variés selon la source ESG utilisée, contribuant à une confusion généralisée sur la pertinence de ces approches. Cet article propose d'établir un procédé d'allocation de portefeuille qui tient compte d'une information ESG multiple, offrant davantage de garanties sur la fiabilité de l'ESG dans le cadre de l'investissement. Les divers scores sont combinés pour créer une variable ESG unique qui extrait leurs caractéristiques communes en établissant un consensus selon plusieurs méthodes. Ce processus permet notamment de quantifier l'incertitude émanant des scores, afin de mettre au point une stratégie d'investissement plus flexible qui protège du risque de surévaluer la performance ESG des entreprises.

Mots-clés : ESG, Scores ESG, Incertitude, Investissement Durable, Allocation de portefeuille

Summary

1	Introduction	3
2	Comparatif des méthodologies de scoring ESG	3
3	Construction d'une variable cible ESG	5
3.1	Agrégation des scores ESG	6
3.2	Construction d'un score par clustering	7
3.3	Evaluation des méthodes	8
3.4	Incertitude sur le rang	9
4	Stratégies d'investissement responsable	9
4.1	Seuil d'ESG global	9
4.2	Exclusion basée sur l'ESG	12
5	Conclusion	14
	Références	15
A	Annexe	16
A.1	Clusters de score	16
A.2	Intervalle de confiance sur le rang ESG	17
	Contacts	18

1 Introduction

Les stratégies traditionnelles d'investissement reposent sur la recherche du compromis optimal entre le rendement attendu d'un portefeuille et le risque qu'il génère. Cependant, en raison de défis majeurs que représentent le changement climatique et la mise en place d'une transition juste, il devient nécessaire pour les investisseurs d'intégrer une troisième dimension, celle de la durabilité. Les stratégies d'investissement responsable exploitent des critères extra-financiers répartis selon trois piliers, les critères environnementaux, sociaux et de gouvernance (ESG). Ces facteurs ont pour but d'évaluer les pratiques des entreprises en termes de durabilité, et trouvent une application naturelle dans le cadre de l'investissement. Selon ces critères, des agences de notation effectuent des bilans ESG des entreprises et leur attribuent un score, en général relatif aux scores des concurrents du même secteur.

Néanmoins, de nombreux écueils existent dans l'écosystème ESG. Les scores, non supervisés par nature, sont calculés en grande partie grâce aux déclarations extra-financières des entreprises. Ces rapports répondent à peu de réglementation, et sont donc trop hétérogènes tant sur la forme que sur le contenu. Qui plus est, les méthodologies de scoring peuvent fortement varier d'une agence à l'autre. Il existe de nombreuses divergences dans les choix de données et de procédés. Bien que ces agences tentent de faire preuve de transparence en détaillant leurs méthodologies, beaucoup de zones d'ombre persistent. Ces disparités contribuent à une divergence significative des scores ESG, au point qu'une même entreprise peut être évaluée de manière totalement différente selon l'agence de notation évaluatrice. Berg et al. estiment une faible corrélation entre les scores de différentes agences ([2] [3]), confirmant les résultats précurseurs de Chatterji et al. ([4]).

Par conséquent, la méfiance des investisseurs envers la fiabilité des notations est importante, et la construction d'un portefeuille soucieux de considérations ESG peut se révéler très délicate. Chibane et Joubrel [5] montrent que l'intégration d'une incertitude sur les scores ESG dans l'allocation dégrade la frontière efficiente lorsque l'on souhaite concevoir un portefeuille responsable. Le modèle d'Avramov et al. [1] approfondit l'analyse des conséquences négatives de cette incertitude non seulement sur le compromis risque-rendement mais aussi sur la demande des investisseurs ou l'impact social de l'investissement durable.

Ce travail propose ainsi de pallier l'incertitude inhérente aux scores ESG en utilisant l'information émanant de plusieurs sources et en adaptant une méthodologie d'allocation qui tient compte de cette divergence. Dans un premier temps, un résumé des méthodologies de scoring est présenté. Une deuxième partie présente un panel d'alternatives pour construire une variable cible ESG qui combine les points de vue de différentes agences. Enfin, nous montrerons dans une dernière partie, comment cette information peut être intégrée dans la stratégie d'allocation de portefeuille.

2 Comparatif des méthodologies de scoring ESG

Les méthodologies de scoring reposent sur une structure similaire pour la plupart des agences (résumée en figure 1). Tout d'abord, des indicateurs E, S ou G constituent la base du procédé pour évaluer les pratiques d'une firme, et désignent les possibles enjeux extra-financiers qu'elle doit considérer. Ils sont mesurés grâce des métriques, qui permettent de définir des seuils d'impact pour un indicateur donné. Les agences sélectionnent quels indicateurs sont importants ("matériels") pour un secteur ou directement pour l'entreprise, et donnent un score à l'entreprise selon les métriques associées. Un poids est assigné à chaque indicateur selon sa matérialité, afin d'estimer un score par catégorie (formée de plusieurs indicateurs) grâce à une moyenne pondérée. Les catégories sont regroupées de la même façon pour aboutir à un score pour le pilier E, S ou G en fonction des poids des indicateurs qui les composent. Finalement, les trois piliers sont agrégés pour aboutir à un score ESG global.

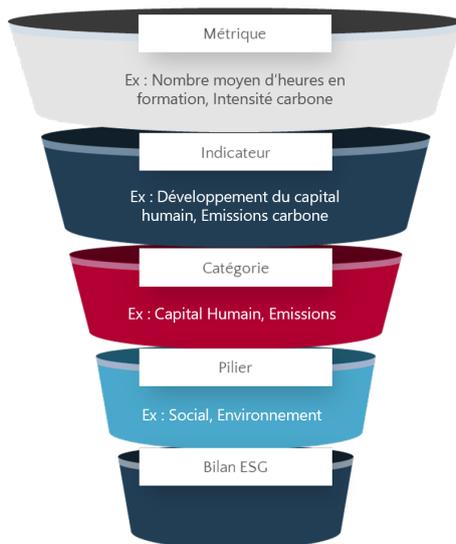


Figure 1 Strates intervenant dans le scoring

Quatre agences de scoring influentes sont étudiées ici, à savoir MSCI, Sustainalytics, S&P et Refinitiv. Le tableau en figure 2 résume les caractéristiques principales des notes fournies, selon la méthodologie divulguée par chacune. Si un score élevé représente généralement une meilleure performance ESG, relative aux concurrents du secteur, chez Sustainalytics, le score est une mesure "absolue" de risque ESG auquel l'entreprise fait face - c'est-à-dire que l'échelle de 0 à 100 ne traduit pas la distribution des scores dans son secteur. Ce choix vise, contrairement aux autres agences, à fournir un bilan comparable entre les secteurs. Au lieu des piliers E, S et G, le bilan de risque ESG pondère 3 piliers : risques liés aux indicateurs ESG classiques, risques ESG imprévisibles ("cygnes noirs") et risques en lien avec la gouvernance de l'entreprise.

Critères	MSCI 	REFINITIV 	SUSTAINALYTICS 	S&P Global Ratings 
Echelle de la note fournie	CCC - AAA (meilleurs)	0 - 100 (meilleurs)	50+ (risque ESG sérieux) - 0 (meilleurs)	0 - 100 (meilleurs)
Nb. indicateurs et catégories ESG	Environ 15 indicateurs pour chaque entreprise parmi 33 possibles, 10 catégories	Jusqu'à 186 indicateurs pour un secteur, 10 catégories	Environ 70 indicateurs	Environ 130 questions (indicateurs) par entreprise
Nb. secteurs (Classification)	163 (GICS par MSCI et S&P)	62 (TRBC par Refinitiv)	42 (Sustainalytics)	62 (S&P, à partir de GICS)
Matérialités (impacts) considérées explicitement	Matérialité financière	Non explicitées	Matérialité financière	« Double » matérialité
Fréquence de notation	Annuelle	Annuelle, mises à jour hebdomadaires	Annuelle	Annuelle (mensuelle lors de controverses)

Figure 2 Caractéristiques principales du scoring selon les agences

De nombreux choix lors du processus alimentent la divergence des scores, tels que l'intervention humaine par le biais d'experts, la participation des entreprises notées ou encore les controverses médiatiques auxquelles font face les firmes. Les agences intègrent ces facteurs différemment dans leur score. La figure 3 présente les procédés intervenant lors du scoring chez chacune.

Critères	MSCI	REFINITIV	SUSTAINALYTICS	S&P Global Ratings
Scores indicateurs	Expertise selon des cadres de notation	Quantiles relatifs aux pairs du secteur	Expertise	Expertise selon des cadres de notation
Sélection des indicateurs	Matérialité financière puis expertise	Non explicitée	Expertise	Expertise
Poids des indicateurs	Expertise pour classer selon une matrice de poids prédéfinis	Matrice de matérialité (quantiles relatifs aux autres secteurs)	Aucun (les risques absolus des indicateurs sont sommés)	Expertise
Poids de catégorie	Somme des poids des indicateurs (E/S), Proportion d'indicateurs dans la catégorie (C)	Moyenne des poids des indicateurs (E/S), Proportion d'indicateurs dans la catégorie (G)	Aucun	Somme des poids des indicateurs
Ajustements scores par experts	Oui	Non	Oui	Oui
Controverses	Baissent le score de management pour chaque indicateur, selon 3 catégories d'importance	Pilier moyenné avec le score ESG total	Un des facteurs évalués par indicateur et pilier « cygnes noirs »	Baissent le score attribué aux questions - indicateurs

■ : Retour par les clients concernés

Figure 3 Procédés employés lors du scoring

3 Construction d'une variable cible ESG

Pour pallier le manque de confiance émanant des scores ESG, il est proposé ici de combiner l'information ESG fournie par plusieurs agences. Utiliser plusieurs scores présente deux avantages : éviter le risque de considérer un unique score comme vérité absolue, mais aussi quantifier une incertitude ESG qui peut être intégrée dans les stratégies d'investissement. L'univers initial d'entreprises correspond à 333 constituants de l'indice S&P 500. La figure 4 montre la distribution des scores ESG 2023 selon chaque agence.

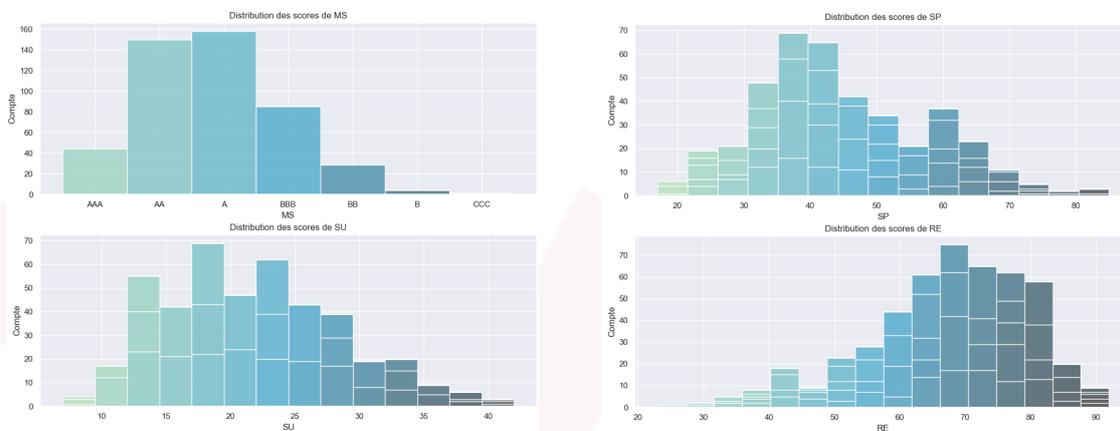


Figure 4 Distribution des scores ESG 2023 du S&P 500 selon chaque agence (MS : MSCI, SU : Sustainalytics, SP : S&P, RE : Refinitiv)

Pour avoir un aperçu de la divergence des scores, on peut utiliser une mesure de corrélation de rang. Evaluer une corrélation de rang permet de s'affranchir des problèmes d'échelles, puisque ce sont les classements relatifs des entreprises qui sont comparés, sans notion de distance entre les scores. Malgré cela, des transformations sont nécessaires. Refinitiv et S&P établissent un score sur une échelle de 0 à 100, où un score élevé traduit une meilleure performance ESG. MSCI fournit un classement lettrique, qui est ainsi converti en un score de 0 (CCC) à 6 (AAA). Pour Sustainalytics, l'échelle est inversée. On attribue donc à l'entreprise 100 moins son score initial. La figure 5 présente la corrélation de rang entre les scores attribués par les différentes agences, mesurée par le Tau de Kendall. Les faibles valeurs de corrélation témoignent du désaccord significatif entre les classements établis.

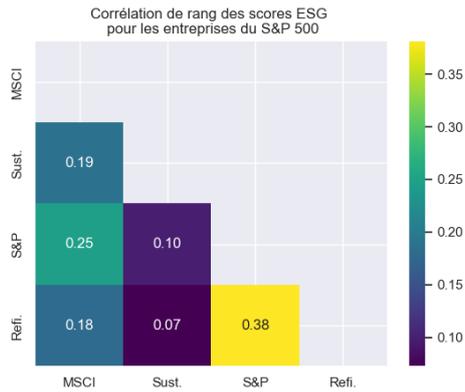


Figure 5 Corrélation entre les scores ESG 2023 des agences

3.1 Agrégation des scores ESG

Pour combiner les scores, il est nécessaire de les mettre sur une même échelle (de 7 classes, qui est le nombre minimum de classes parmi les agences). Plusieurs approches sont utilisées dans cette étude pour effectuer cette harmonisation.

Une première approche naïve consiste à découper l'échelle des scores présentant une granularité plus fine en intervalles à largeur égale. Un score de 0 à 100 peut ainsi être converti en un score de 0 à 6 en utilisant des intervalles de largeur $100/7$. Ce procédé conserve l'ordre de notation au prix d'un plus grand nombre d'égalités de score entre entreprises. Il est également possible de standardiser les scores pour les ramener sur une même échelle entre 0 et 1. Enfin, on peut décider de vouloir la même distribution empirique pour les scores, choisie comme celle de MSCI (la notation la moins discriminante). Cette technique correspond à calquer les quantiles des distributions de scores des autres agences sur les quantiles des scores MSCI. Ce procédé attribue une importance d'autant plus forte aux scores de MSCI puisqu'il revient à considérer que la répartition des scores devrait être celle proposée par l'agence.

Après avoir converti les scores pour obtenir une échelle commune, nous récupérons le meilleur, pire score et la moyenne des scores entre les agences. En particulier, le pire score permet de se prémunir du risque de surévaluer l'entreprise. Il est ainsi possible d'établir une stratégie plus conservative lorsque l'on a des réserves quant à la véritable "performance" ESG de l'entreprise. Les figures 6 et 7 présentent les histogrammes des variables créées par ces diverses approches. Les distributions peuvent être très dissemblables selon la technique utilisée, représentant une information différente.

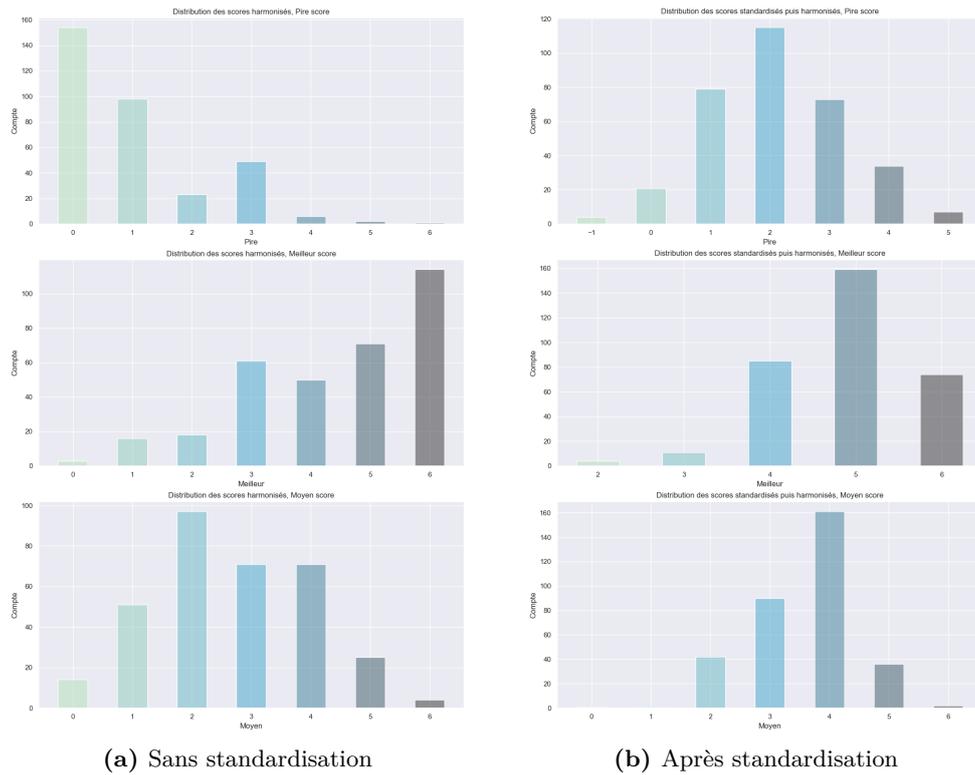


Figure 6 Scores par découpe des intervalles

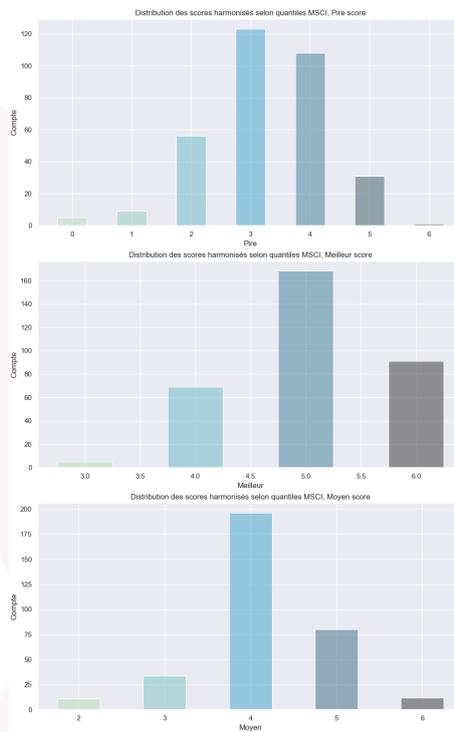


Figure 7 Scores en calquant sur les quantiles MSCI

3.2 Construction d'un score par clustering

Une deuxième approche revient à utiliser des méthodes d'apprentissage non supervisé pour créer des clusters à partir des scores des agences et leur attribuer un score. Souhaitant pouvoir

reconstruire une échelle de score parmi ces clusters, nous utilisons les rangs émanant des scores plutôt que les scores eux-mêmes.

Pour ce faire, les clusters sont formés à partir des rangs des entreprises sur 4 dimensions (pour chaque agence). Ensuite, pour chaque cluster, le rang moyen des points dans le cluster sur une agence donnée est établi. Le rang moyen du cluster correspond alors à la moyenne des ces 4 rangs. Un score de 0 à 6 est attribué, en commençant par le cluster au rang moyen le plus bas, auquel est assigné le score de 0, et ainsi de suite. Deux techniques de clustering sont appliquées ici, le K-Means et un modèle de mélange gaussien (GMM pour Gaussian Mixture Model). Le modèle final sélectionné vise à maximiser le Tau de Kendall moyen avec les scores des agences. Pour plus de détails sur les résultats issus de cette approche, le lecteur est invité à se référer à l'annexe 1.

3.3 Evaluation des méthodes

Afin d'évaluer et de comparer les méthodes, nous estimons le Tau de Kendall moyen entre les scores initiaux et le nouveau score. Cette métrique a l'avantage de fournir une mesure objective de la quantité d'information partagée entre les scores des agences et le score construit grâce aux différentes méthodes d'agrégation.

Méthode #	Score choisi parmi les scores harmonisés	Pire	Meilleur	Moyen
Intervalles de largeur égale		0.38	0.42	0.51
Standardisation		0.43	0.41	0.46
Quantiles MSCI		0.43	0.40	0.49

Table 1 Corrélacion de rang moyenne entre les scores après harmonisation et ceux des agences

Mesure	K-Means	GMM
Tau de Kendall moyen	0.46	0.45

Table 2 Corrélacion de rang moyenne entre les scores des clusters et ceux des agences

Indice du cluster	Moyenne (K-Means)	Moyenne (GMM)
0	76	63
1	100	95
2	127	109
3	166	163
4	174	183
5	195	185
6	251	254

Table 3 Rang moyen pour chaque cluster

En particulier, les techniques de clustering sont basées sur le fait que les scores traduisent une performance comparée à des pairs. Cette information est contenue dans le rang ESG, et permet de créer une variable qui s'affranchit de l'échelle des scores, tout en visant à atteindre un consensus entre eux. Certains clusters possèdent un rang moyen très proche. Pour cause, le rang moyen peut être abaissé de manière similaire mais par une agence différente.

3.4 Incertitude sur le rang

Les caractéristiques du GMM permettent d’obtenir une incertitude sur le rang moyen de l’entreprise. On suppose que les 4 rangs pour chaque entreprise sont issus d’un mélange gaussien. Cela induit une incertitude sur leurs rangs et donc le score qui leur est attribué. On peut ainsi choisir comme indicateur cible ESG la borne inférieure de l’intervalle de confiance obtenu afin de lutter contre la surévaluation de la performance ESG. Le calcul de ce nouveau rang r_{min} est détaillé en annexe 2.

La figure 8 présente les rangs obtenus grâce à cette méthode pour toutes les entreprises. La frontière verte correspond aux rangs r_{min} solutions de l’équation 2 pour $\alpha = 95\%$. On observe une incertitude relativement homogène au sein d’un même cluster, hormis pour une petite proportion d’entreprises pour laquelle le score était à l’origine très incertain, par suite d’un fort désaccord entre les agences.

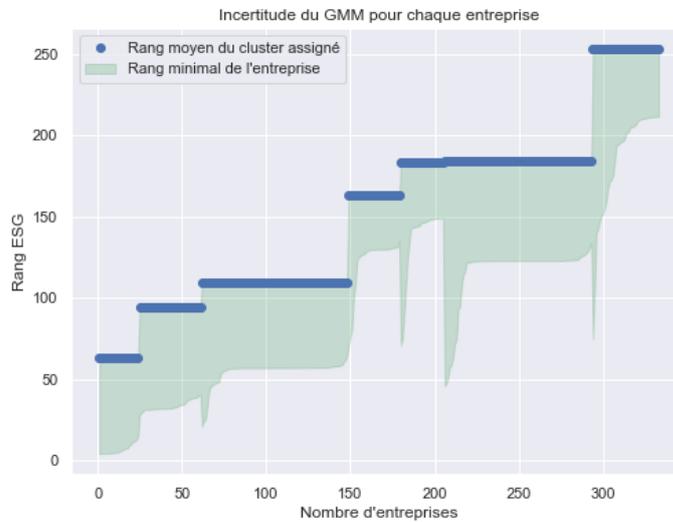


Figure 8 Incertitude sur les rangs pour chaque entreprise

4 Stratégies d’investissement responsable

Cette seconde partie propose d’adapter les stratégies classiques d’allocation de portefeuille pour prendre en compte les nouveaux scores ESG construits à l’aide des méthodes évoquées en partie précédente. Ces stratégies d’investissement responsable exhortent notamment les entreprises à améliorer leurs performances ESG. Deux types de méthodes pour intégrer l’information ESG dans la construction de portefeuille sont présentées : les stratégies d’exclusion et celles basées sur des contraintes ESG. Les statistiques du portefeuille comme le ratio de Sharpe ou la distribution sectorielle servent à évaluer les conséquences d’exigence de durabilité sur le portefeuille.

Pour éviter des conséquences induites par le déséquilibre apparent en secteurs, jusqu’à 5 actifs par secteur ont été conservés, pour un total de 67 actifs. On estime ensuite la matrice de covariance et le vecteur de rendements attendus pour ces actifs grâce à des rendements historiques sur une période de 10 ans.

4.1 Seuil d’ESG global

Pour implémenter les stratégies ESG, on se place dans le cadre classique d’allocation d’actifs de Markowitz (dont on peut trouver un récapitulatif plus détaillé dans [7] ou [8]). On considère un investisseur avec une tolérance au risque γ , qui cherche à répartir ses positions longues dans les actifs. On note \mathbf{w} le vecteur représentant les proportions investies dans chaque actif, $\boldsymbol{\mu}$ l’espérance de rendement des actifs et Σ leur matrice de covariance. Soit $\mathbf{s} = (s_i)_i$ une liste de scores ESG pour

les entreprises étudiées, et s_P le score ESG moyen du portefeuille. On peut établir des contraintes directement sur le niveau d'ESG du portefeuille. Le problème d'investissement s'écrit :

$$\begin{aligned} \text{minimiser} \quad & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} - \gamma \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu} \\ \text{sous contraintes} \quad & \mathbf{w}^T \mathbf{1} = 1, \\ & w_i \geq 0 \quad \forall i \\ \text{et} \quad & s_P \geq s_{min} \end{aligned} \tag{1}$$

Pour comparer l'impact des contraintes pour toutes nos sources de score ESG, il est possible de standardiser les scores et de mettre en place des contraintes sur le score standardisé du portefeuille. Par exemple, une contrainte de +1 signifie que notre portefeuille doit avoir un ESG 1 écart-type au dessus de la moyenne des scores selon la source utilisée. Le ratio de Sharpe du portefeuille optimal donne alors une indication de la performance qui est sacrifiée lorsque la contrainte est renforcée, comme en figure 9. La stratégie de pire, meilleur score et score moyen est implémentée sur les scores obtenus par la méthode qui harmonisait les scores selon des intervalles de largeur égale (qui étaient présentés en figure 6). Les scores des agences sont aussi utilisés comme référence.

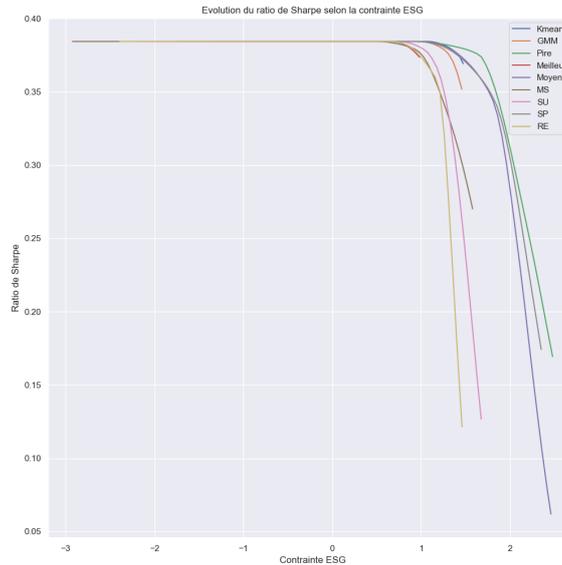


Figure 9 Evolution du ratio de Sharpe selon la contrainte de score harmonisé

L'évolution de ce ratio traduit une forme de relation entre performance et scores ESG. A titre d'exemple, si on souhaite un ESG supérieur de 1,25 écarts-type à notre moyenne ESG, notre ratio de Sharpe sera de 0,25 pour Sustainalytics et 0,37 pour S&P. On peut donc trouver la performance dans les hauts scores ESG pour S&P, pour lequel ce gain d'ESG ne nécessite quasiment aucune contrepartie théoriquement. Néanmoins, cette conclusion dépend systématiquement de l'univers d'entreprises et des indicateurs choisis.

Avec les variables issues de K-Means ou GMM, l'ESG du portefeuille optimal sans contraintes est déjà bien plus haut que la moyenne des scores. On ne peut donc pas améliorer grandement l'ESG comparé à ce portefeuille, puisque le score maximal avec ces techniques est seulement 1,5 écarts-type au-dessus du score moyen. De façon similaire, en choisissant le meilleur score après harmonisation, le score ESG maximal est trop proche du score du portefeuille optimal pour renforcer l'ESG significativement. Pour le pire score et score moyen après harmonisation, il est possible de gagner de l'ESG plus facilement, mais ce phénomène s'explique par le fait que la moyenne des scores sera bien plus faible que pour le meilleur score, ce qui rend les gains d'ESG

plus impactants.

Il peut être utile de vérifier à quel point un appauvrissement sectoriel est engendré lorsque l'on augmente la contrainte de rang, par exemple pour MSCI, Refinitiv et les scores des clusters.

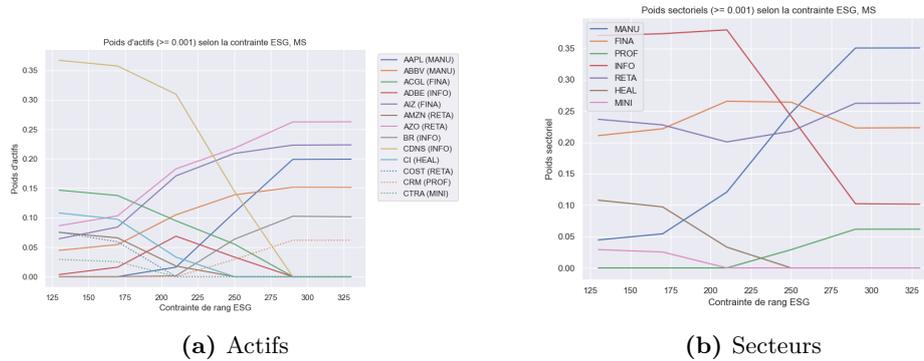


Figure 10 Evolution des poids d'actifs et de secteurs pour MSCI selon la contrainte de rang

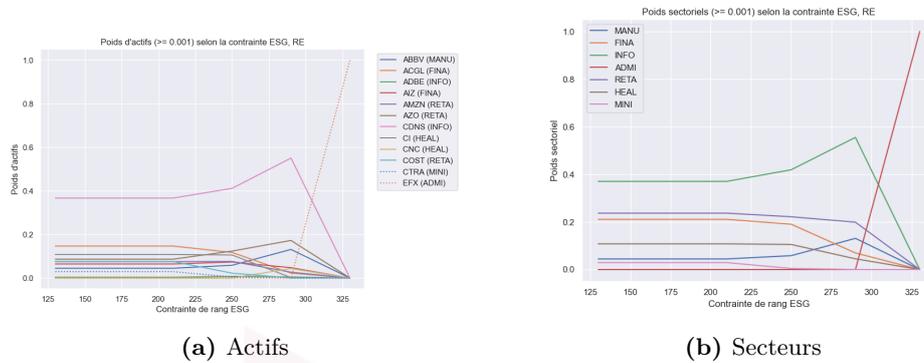


Figure 11 Evolution des poids d'actifs et de secteurs pour Refinitiv selon la contrainte de rang

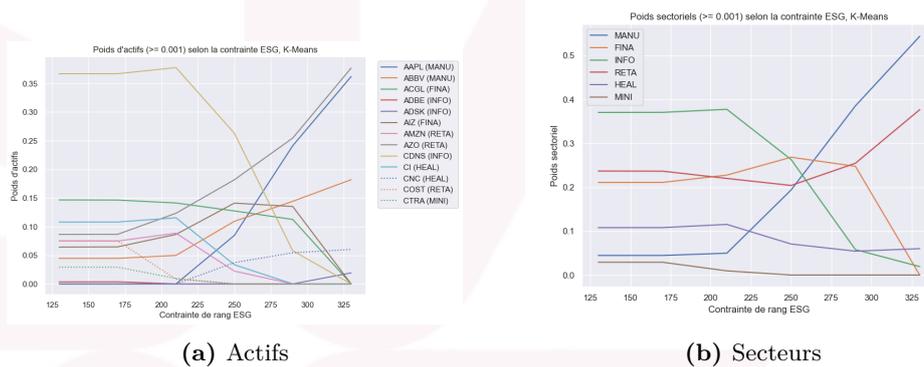


Figure 12 Evolution des poids d'actifs et de secteurs pour les variables ESG K-Means selon la contrainte de rang

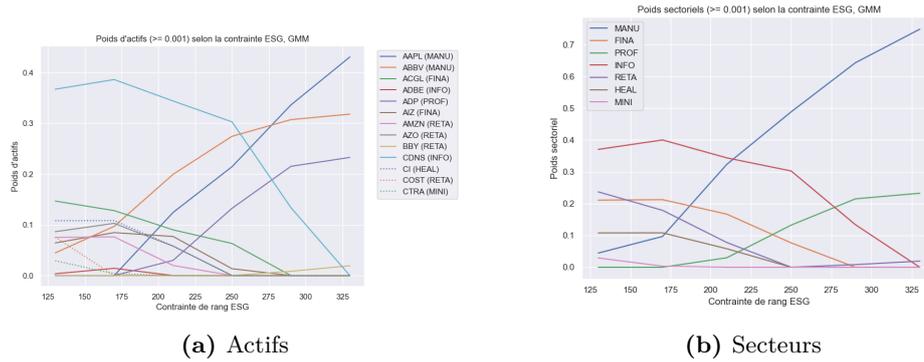


Figure 13 Evolution des poids d'actifs et de secteurs pour les variables ESG GMM selon la contrainte de rang

Les conclusions sont différentes selon que l'on utilise des scores sur une échelle de 0 à 6 ou de 0 à 100. En raison des nombreuses égalités de rang, le portefeuille en utilisant l'ESG de MSCI ou des variables construites est recomposé lorsque l'on renforce la contrainte, mais il conserve de la diversité sectorielle. Pour les scores de 0 à 100 en revanche, une forte contrainte va progressivement amener à ne conserver que l'actif le mieux noté, et certains secteurs sont rapidement écartés de l'allocation. Le nombre d'actifs efficaces dans ce cas précis reste tout de même faible. Il est donc compliqué de dresser un bilan sectoriel sur un univers aussi restreint. Pour remédier à cette perte de variété qui engendre des risques, on peut notamment intégrer une métrique comme le ratio de diversification (défini dans [6]), possiblement transformé pour mesurer la diversité sectorielle, et combiner une contrainte sur ce ratio avec les contraintes d'ESG jusqu'à trouver un compromis satisfaisant.

4.2 Exclusion basée sur l'ESG

Une autre façon de procéder est d'exclure les pires entreprises en termes d'ESG de l'univers d'allocation. On peut exclure une à une l'entreprise avec le pire score de manière répétée, et ainsi étudier le sacrifice de performance comparé aux gains d'ESG - ou du moins à la proportion d'entreprises non durables écartées de la stratégie - pour les différentes sources de score ESG (figures 14 et 15). Pour ce faire, on considère uniquement les actifs qui peuvent être dans le portefeuille optimal pour au moins un seuil de contrainte ESG, appelés "ESG-éfficients".

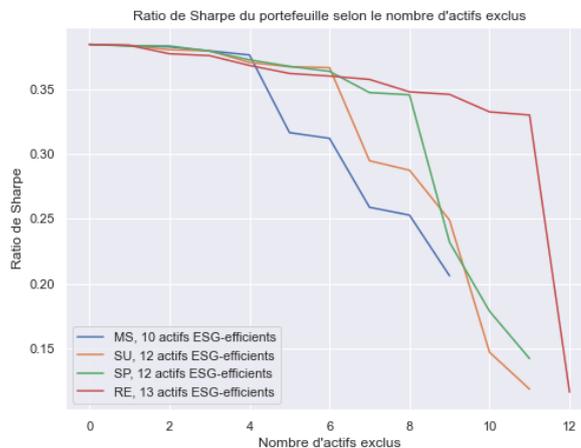


Figure 14 Evolution du ratio de Sharpe selon le nombre d'actifs exclus, scores des agences

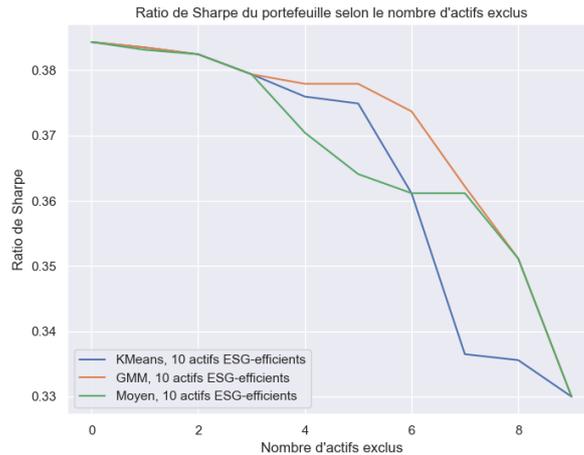


Figure 15 Evolution du ratio de Sharpe selon le nombre d'actifs exclus, scores moyens harmonisés selon intervalles de largeur égale et scores des clusters

Les graphiques indiquent à nouveau une réaction différente à une politique ESG plus ou moins extrême selon le score. Avec Refinitiv, on peut exclure plus d'actifs parmi les pires ESG en perdant relativement peu de performance, alors que le ratio de Sharpe se dégrade plus rapidement pour MSCI. Cependant, le nombre d'actifs ESG-efficacients dépend du score utilisé. Le portefeuille optimal pour MSCI peut donc être basé sur un nombre d'actifs plus faible, qui peut expliquer une perte de performance plus rapide.

Même avec une échelle moins précise, la distribution des scores possède un impact. Si l'on souhaite exclure 50% des pires scores ESG (5 actifs sur 10 pour les scores sur une échelle de 0 à 6), le ratio de Sharpe descend seulement à 0,365 pour le score moyen après harmonisation, 0,378 avec le GMM et 0,375 pour K-Means alors qu'il n'est plus que de 0,32 pour MSCI.

Un bénéfice de l'intégration du pire, meilleur score ou score moyen après harmonisation est de fournir un intervalle de confiance sur l'ESG du portefeuille, comme en figure 16. Par exemple, en retirant à nouveau 50% des actifs de l'univers d'allocation, le portefeuille optimal aura un ESG de 3/6 avec le score moyen, mais il peut être compris entre 2 et 5 d'après l'information des 4 agences.

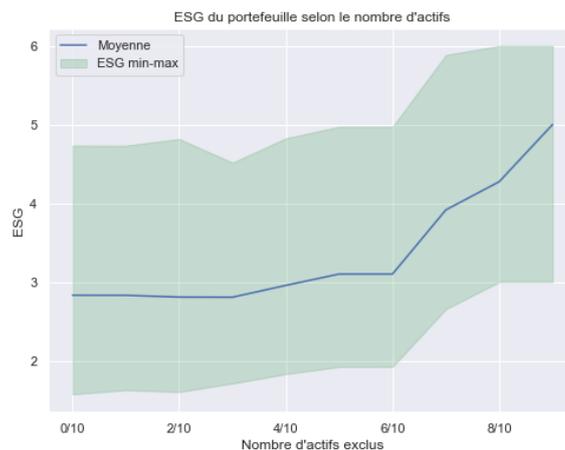


Figure 16 ESG du portefeuille optimal selon le nombre d'actifs exclus, scores harmonisés

De façon similaire, on peut utiliser l'incertitude provenant du GMM pour obtenir une vue plus pessimiste sur l'ESG du portefeuille. Si on considère les rangs r_{min} solutions de 2 pour un niveau de confiance $\alpha = 95\%$ et qu'on assigne à chaque entreprise le cluster dont le rang moyen est le

plus proche de r_{min} , on obtient une borne inférieure sur l'ESG du portefeuille. Cette borne est représentée en figure 17 lorsque l'on exclut des actifs avec les scores ESG du GMM.

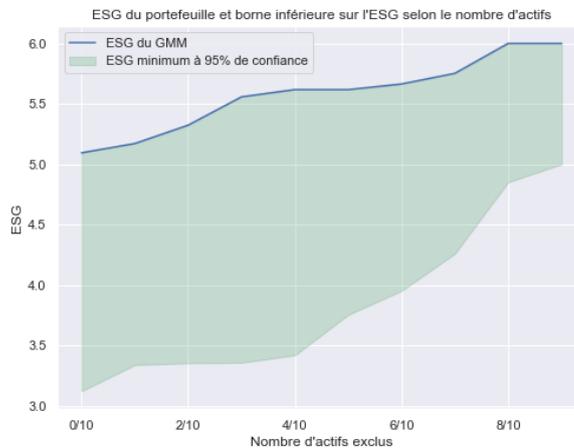


Figure 17 Borne inférieure sur l'ESG du portefeuille optimal selon le nombre d'actifs exclus pour le GMM

5 Conclusion

Les méthodes développées dans ces travaux permettent d'améliorer la prise en compte de l'information ESG dans les stratégies d'allocation de portefeuille afin de pallier le manque de certitude dans les scores. Plusieurs scores d'agences de notation peuvent être combinés pour aboutir à des variables ESG. Ces dernières permettent d'adopter des positions plus pessimistes, qui empêchent de surévaluer les performances ESG d'une entreprise. Pour intégrer ces mêmes performances, un investisseur peut se référer aux deux grands cadres d'allocation durable présentés. Le portefeuille initial est modifié de façon progressive pour investir de manière plus importante dans des entreprises possédant d'excellentes pratiques extra-financières. Cela peut toutefois réduire les performances théoriques du portefeuille ou augmenter son exposition au risque, des conséquences que l'investisseur peut analyser afin de concilier durabilité et rentabilité.

Ce procédé global est modulable et peut être amélioré lors des différentes étapes. La modélisation d'une incertitude se fait au niveau des entreprises, mais une incertitude totale du portefeuille pourrait être définie par exemple grâce à des copules qui incorporent la dépendance entre les rangs ESG. La dynamique ESG est aussi un facteur qui peut être intégré à l'allocation durable, pour récompenser les entreprises améliorant leurs pratiques. La stratégie d'allocation peut être prolongée sur plusieurs périodes temporelles pour que l'investisseur dispose d'une stratégie à long-terme plus cohésive, limitant l'ampleur des changements dans ses positions en raison de la variance des scores ESG.

References

- [1] AVRAMOV, Doron, CHENG, Si, LIUI, Abraham et TARELLI, Andrea. “Sustainable investing with ESG rating uncertainty”. In : *Journal of financial economics* 145.2 (2022), p. 642-664.
- [2] BERG, Florian, KOELBEL, Julian F, PAVLOVA, Anna et RIGOBON, Roberto. *ESG confusion and stock returns : Tackling the problem of noise*. Rapp. tech. National Bureau of Economic Research, 2022.
- [3] BERG, Florian, KOELBEL, Julian F et RIGOBON, Roberto. “Aggregate confusion : The divergence of ESG ratings”. In : *Review of Finance* 26.6 (2022), p. 1315-1344.
- [4] CHATTERJI, Aaron K, DURAND, Rodolphe, LEVINE, David I et TOUBOUL, Samuel. “Do ratings of firms converge? Implications for managers, investors and strategy researchers”. In : *Strategic management journal* 37.8 (2016), p. 1597-1614.
- [5] CHIBANE, Messaoud et JOUBREL, Mathieu. “The ESG-efficient frontier under ESG rating uncertainty”. In : *Finance Research Letters* 67 (2024), p. 105881.
- [6] CHOUEIFATY, Yves. “Towards maximum diversification”. In : *Available at SSRN 4063676* (2008).
- [7] HULT, Henrik et al. *Risk and portfolio analysis : Principles and methods*. Springer, 2012.
- [8] MÜLLER, Heinz H. “Modern portfolio theory : Some main results”. In : *ASTIN Bulletin : The Journal of the IAA* 18.2 (1988), p. 127-145.

A Annexe

A.1 Clusters de score

Les clusters obtenus après numérotation par rang moyen croissant sont montrés en figure 18 et 19. La diagonale correspond aux densités estimées des clusters sur les rangs ESG donnés par une seule agence, tandis que les autres graphiques montrent le score attribué selon les paires de rang issus de deux agences.

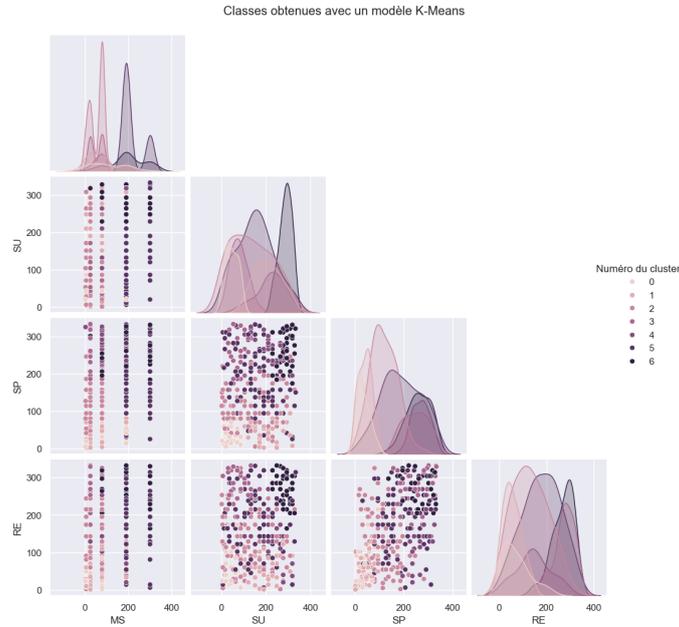


Figure 18 Clases de score obtenues par K-Means



Figure 19 Clases de score obtenues par GMM

A.2 Intervalle de confiance sur le rang ESG

Soient μ_k et Σ_k les paramètres de la loi normale du k -ième cluster pour $1 \leq k \leq K$, et N_k la fonction de distribution cumulative (CDF) du k -ième cluster. Si les données étaient indépendantes, cela reviendrait à considérer que chaque rang \mathbf{R}_i sur 4 dimensions a une fonction de distribution cumulative : $F_i(\cdot) \sim \sum_k \pi_k N_k(\cdot)$.

Les rangs n'étant pas indépendants, on modélise ici leur CDF comme, pour q_{ik} la probabilité que le point i soit assigné au cluster k ,

$$F_i(\cdot) \sim \sum_k q_{ik} N_k(\cdot)$$

On s'intéresse ici au rang moyen de l'entreprise, $\bar{r}_i = \frac{r_{i1} + r_{i2} + r_{i3} + r_{i4}}{4}$. Conditionnellement à un assignement au cluster k , le rang moyen a une densité normale de moyenne $\bar{\mu}_k$ et d'écart type $\sqrt{\frac{1}{16} a^T \Sigma_k a}$ où $a = (1, 1, 1, 1)^T$. On note M_k la CDF normale associée à cette densité normale. La CDF G_i du rang moyen pour l'entreprise i est dans ce cas :

$$G_i(\cdot) \sim \sum_k q_{ik} M_k(\cdot)$$

Soit Z_i la variable aléatoire telle que $Z_i = k$ corresponde à un assignement du i -ème rang au cluster k . Les événements $(Z_i = k)_k$ forment une partition de l'univers. De ce fait, on peut obtenir pour l'entreprise indexée par i le quantile suivant :

$$\begin{aligned}
 P(\bar{r}_i > r_{min}) &= \alpha \\
 \Leftrightarrow 1 - P(\bar{r}_i \leq r_{min}) &= \alpha \\
 \Leftrightarrow 1 - \sum_{k=1}^K P(\bar{r}_i \leq r_{min} | Z_i = k) P(Z_i = k) &= \alpha \\
 \Leftrightarrow 1 - \sum_k q_{ik} M_k(r_{min}) &= \alpha \\
 \Leftrightarrow 1 - \sum_k q_{ik} \Phi\left(\frac{r_{min} - \bar{\mu}_k}{\sqrt{\frac{1}{16} a^T \Sigma_k a}}\right) &= \alpha \\
 \Leftrightarrow \sum_k q_{ik} \Phi\left(\frac{r_{min} - \bar{\mu}_k}{\sqrt{\frac{1}{16} a^T \Sigma_k a}}\right) + \alpha - 1 &= 0 \tag{2}
 \end{aligned}$$

Pour un niveau de confiance α donné, cette équation peut être résolue numériquement afin d'obtenir un rang moyen ESG minimal pour l'entreprise.

Nexialog Consulting est un cabinet de conseil spécialisé en Banque et en Assurance. Organisés autour de 3 domaines d'activité - Risques Bancaires, Financiers & Assurantiels - nous intervenons au sein des équipes métiers afin de les accompagner depuis le cadrage jusqu'à la mise en œuvre de leurs projets. Associant innovation et expertise, le savoir-faire de notre cabinet a permis de consolider notre positionnement sur ce segment et de bénéficier d'une croissance forte et régulière.

Les besoins de nos clients étant en constante évolution, nous nous adaptons continuellement pour proposer le meilleur accompagnement. Le département R&D de Nexialog Consulting se donne pour objectif de proposer des solutions innovantes à des problématiques métier ou d'actualité. Pour cela, nous nous appuyons sur des bibliothèques internes et sur le travail de nos consultants. Le pôle R&D Nexialog a également pour mission de former les collaborateurs sur l'évolution des techniques et la réglementation en lien avec leur activité.

Site web du cabinet : <https://www.nexialog.com>

Publications : <https://www.nexialog.com/publications/>

Contacts

Ali BEHBAHANI
Associé, Fondateur
Tél : + 33 (0) 1 44 73 86 78
Email : abehbahani@nexialog.com

Christelle BONDOUX
Associée, Directrice commerciale
Tél : + 33 (0) 1 44 73 75 67
Email : cbondoux@nexialog.com

Areski COUSIN
Directeur scientifique R&D
Email : acousin@nexialog.com

Tom PICARD
Responsable de programme R&D
Email : tpicard@nexialog.com