

**Mémoire présenté devant l'Université de Paris-Dauphine
pour l'obtention du Certificat d'Actuaire de Paris-Dauphine
et l'admission à l'Institut des Actuares**

le

Par : Auguste DERRÉAL

Titre : Intégration du risque de transition climatique dans l'ORSA d'un assureur-vie : Approche méthodologique

Confidentialité : Non Oui (Durée : 1 an 2 ans)

Les signataires s'engagent à respecter la confidentialité ci-dessus

*Membres présents du jury de l'Institut
des Actuares :*

Entreprise :
Nom : Mazars Actuariat
Signature :

*Membres présents du Jury du Certificat
d'Actuaire de Paris-Dauphine :*

Directeur de Mémoire en entreprise :
Nom : Ismaël TAHRI HASSANI
Signature :

Autorisation de publication et de mise en ligne sur un site de diffusion de documents actuariels (après expiration de l'éventuel délai de confidentialité)

Secrétariat :

Signature du responsable entreprise

Bibliothèque :

Signature du candidat

Résumé

Le changement climatique est un enjeu majeur pour le monde actuel et donc pour les assureurs. En effet, le risque climatique est un risque émergent auquel les organismes d'assurance sont directement exposés. Plus particulièrement, ce mémoire s'intéresse au risque de transition qui correspond aux conséquences financières incertaines, qu'elles soient positives ou négatives, résultant des effets de la mise en place d'un modèle économique décarboné. L'exemple actuel le plus utilisé pour le passage à un monde décarboné est la fiscalité carbone qui se compose de la taxe carbone et des marchés basés sur des quotas carbonés.

L'ORSA (*Own Risk Solvency Assessment*) est un processus demandant aux assureurs européens soumis à la directive Solvabilité II d'identifier et de cartographier leurs risques tout en jugeant de la tolérance qu'ils leurs accordent. De fait, les assureurs ont déjà l'obligation de prendre en compte le risque de transition dans l'ORSA. L'EIOPA (*European Insurance and Occupational Pensions Authority*) qui est le superviseur européen, a déjà publié de nombreuses recommandations pour le faire. De son côté, l'ACPR (Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution) a pu mettre en place un exercice de *stress test* climatique en 2020 afin de sensibiliser les acteurs financiers.

Ce mémoire vise à détailler les méthodologies permettant de faire une étude qualitative et quantitative des conséquences du risque de transition climatique pour les organismes d'assurance vie. L'objectif est donc de décrire les approches pertinentes et opérationnelles pour intégrer ce nouveau risque dans le processus ORSA.

Avant de commencer la description des méthodologies, nous expliquerons le cadre réglementaire actuel et les évolutions que l'EIOPA a pu proposer pour intégrer une étude du risque de transition dans l'ORSA. La première étape consiste à définir des scénarios prospectifs de transition et de fixer les hypothèses de l'étude comme la granularité et l'horizon de temps qui est relativement plus long que dans les ORSA classiques. Le réseau bancaire NGFS (*Network for Greening the Financial System*) met à disposition de tels scénarios climatiques.

Ensuite, nous détaillons les approches découvertes permettant d'effectuer une analyse quantitative sur les conséquences d'une éventuelle transition climatique. La majorité des modèles que nous avons utilisés ont recours à un *proxy* pour modéliser le prix du carbone. Nous avons ensuite construit des chocs causés par la hausse du prix du carbone pour trois types d'actifs que les organismes d'assurance détiennent : les actions, les obligations d'entreprises et les obligations souveraines.

Cette étude a permis de développer des modèles pour intégrer ce nouveau risque dans l'ORSA, et met en évidence la difficulté pour les assureurs de prendre en compte le risque de transition du fait d'un manque d'accès à des données plus pertinentes.

Mots-clés : Changement Climatique, Risque de Transition, Assurance Vie, ORSA, Modélisation.

Abstract

Climate change is a major issue for the world today and therefore for insurers. In fact, climate risk is an emerging risk to which insurance organizations are directly exposed. More specifically, this thesis focuses on transition risk, which corresponds to the uncertain financial consequences, whether positive or negative, resulting from the effects of the implementation of a decarbonized economic model. Currently, the most widely used example to evaluate the transition to a decarbonized world is carbon taxation, which consists of a carbon tax and markets based on carbon quotas.

ORSA (Open Risk Solvency Assessment) is a process that requires European insurers subject to the Solvency II directive to identify and map their risks, while judging the tolerance that they grant them. Thus, insurers are already obliged to take into account the transition risk in the ORSA. The European Insurance and Occupational Pensions Authority (EIOPA), which is the European supervisor, has already published numerous recommendations for doing so. For its part, the ACPR (*Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution*) was able to set up a climate stress test in 2020 in order to raise awareness among financial institutions.

This thesis aims to provide details on the methodologies used to conduct a qualitative and quantitative study of the consequences of climate transition risk for life insurance companies. The objective is therefore to describe suitable and operational approaches to integrate this new risk into the ORSA process.

Before starting the description of the methodologies, we will explain the current regulatory framework and the evolutions that EIOPA has proposed to integrate a study of the transition risk in the ORSA. The first step is to define prospective transition scenarios and to set the assumptions of the study such as granularity and time horizon which is relatively longer than in traditional ORSAs. The banking network NGFS (Network for Greening the Financial System) makes such climate scenarios available.

Afterwards, we detail the approaches that have been discovered to perform a quantitative analysis of the consequences of a possible climate transition. The majority of the models we have used employ a proxy to model the price of carbon. We then constructed carbon price shocks for three types of assets that insurance organizations hold: equities, corporate bonds and sovereign bonds.

This study aims to develop models to integrate this new risk into the ORSA. It also highlights the complexity - due to a lack of data - faced by insurers willing to account for the transition risk.

Keywords : Climate Change; Transition Risk; Life Insurance ; ORSA; Modeling.

Note de Synthèse

Le risque climatique et plus particulièrement le risque de transition climatique est un risque émergent pour les assureurs. Il résulte d'une modification du comportement des agents économiques et financiers en réponse à la mise en place de politiques énergétiques ou de changements technologiques visant à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ce processus de réduction des émissions est susceptible d'avoir un impact significatif sur tous les secteurs de l'économie en affectant la valeur des actifs financiers et la profitabilité des entreprises. De plus, les publications scientifiques et les rapports du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) s'accumulent et traduisent la nécessité de mettre en place des mesures pour limiter cette hausse des températures.

L'ORSA, pour *Own Risk and Solvency Assessment*, processus de la directive Solvabilité II impose aux assureurs d'identifier et de cartographier leurs risques tout en jugeant de la tolérance qu'ils leur accordent. Lors du processus ORSA, les assureurs vérifient que les indicateurs de solvabilité sont calculés avec des hypothèses adéquates et sont en accord avec les exigences de la directive. En somme, les compagnies d'assurance doivent être en mesure de s'assurer à tout moment de la couverture de leur capital réglementaire et de la compréhension de leurs risques.

Cependant, le risque de transition climatique n'est que très peu étudié dans les ORSA des assureurs. De plus, lorsque les assureurs le prennent en compte, les analyses sont principalement des études qualitatives et non quantitatives. Ce mémoire se concentre donc sur l'identification des méthodologies possibles pour prendre en compte de manière qualitative et de manière quantitative le risque de transition climatique dans l'ORSA. Nous nous focaliserons principalement sur les actifs du bilan des assureurs vie qui sont exposés au risque de transition climatique.

Introduction du risque climatique dans l'ORSA

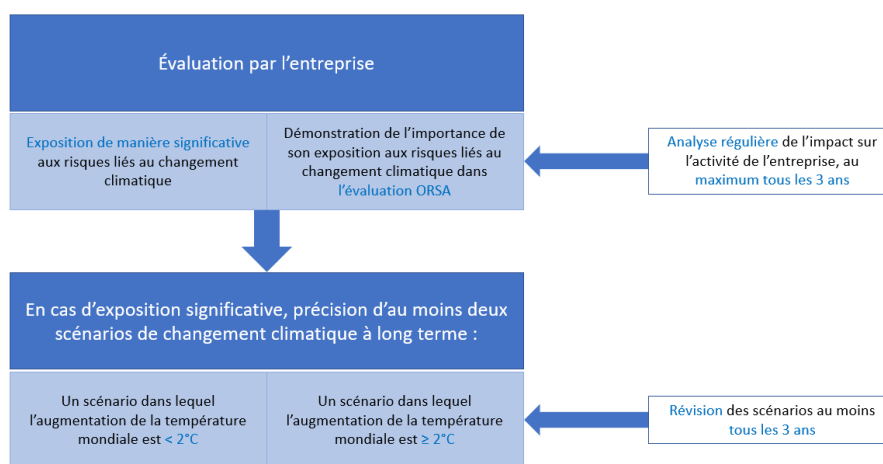


FIGURE 1 : Schéma de l'intégration du risque climatique, L'INSTITUT DES ACTUAIRES (2022)

La Commission Européenne a proposé un projet d'acte délégué modifiant le Règlement Délégué et ces modifications ont été publiés le 2 août 2021 et sont rentrées en application dès le 2 août 2022. Les entreprises doivent intégrer les risques de durabilité dans leur gestion des risques et leur ORSA. L'EIOPA propose d'introduire une obligation pour les assureurs d'identifier leurs expositions significatives aux risques de changement climatique et d'évaluer le cas échéant l'impact de scénarios de changement climatique. L'EIOPA et les superviseurs à l'échelle nationale s'attendent donc que les compagnies identifient la matérialité de leurs propres expositions aux risques liés au changement climatique par une combinaison d'analyses qualitatives et quantitatives.

Le processus d'évaluation de la matérialité se fera en trois étapes : définition du contexte commercial, recherche des impacts du changement climatique sur les activités de l'assureur et évaluation de la pertinence pour les activités de la compagnie. L'intégration du risque climatique est schématisée sur la figure 1 ci-dessus. Cette intégration se base sur des scénarios climatiques qui ne sont pas clairement définis.

Les scénarios de transition climatique

L'EIOPA laisse beaucoup de liberté aux organismes d'assurance sur les scénarios requis dans l'ORSA. En effet, le superviseur européen recommande seulement deux scénarios long terme (plus de 10 années de projection) à étudier. Dans ce mémoire, nous n'avons pas travaillé sur la construction des scénarios qui se trouve être très complexe. Pour étudier les conséquences d'une transition climatique sur les investissements d'une compagnie d'assurance vie, nous avons eu recours à des scénarios prospectifs construits par des experts. En effet, l'exercice pilote lancé par l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR) en 2020 a été l'un des tout premier exercice de *stress tests* qui a permis de construire des scénarios de transition climatique prospectif. Lors de cette expérience, trois scénarios de transition ont été utilisés : un scénario ordonné, accéléré et retardé. Ils se sont tous basés sur les scénarios construits par le *Network for Greening the Financial System*, réseau composé de 114 banques centrales et superviseurs financiers. Cet acteur met à disposition différents scénarios climatiques avec la projection de nombreuses variable macroéconomiques comme le prix du carbone. Le prix du carbone correspond au prix des émissions de dioxyde de carbone (CO_2) ou d'équivalent CO_2 évitées ou libérées. Il peut s'agir du taux d'une taxe sur le carbone ou du prix des permis d'émission sur un marché du carbone comme celui mis en place par l'Union Européenne. Dans de nombreux modèles utilisés pour évaluer les coûts économiques de l'atténuation, les prix du carbone sont utilisés comme une approximation, comme un *proxy* pour représenter le niveau d'effort des politiques d'atténuation. Nous verrons que ce *proxy* génère des biais dans la prise en compte du risque climatique de transition, notamment pour les entreprises qui seraient capables de revendre leurs quotas carbone par exemple.

Une nouvelle métrique pour analyser le risque de transition : le Bêta Carbone

Avant d'effectuer une analyse quantitative sur les conséquences d'une transition climatique, il est important d'effectuer une analyse qui peut être considérée comme qualitative. Pour cela, nous avons utilisé une nouvelle métrique : le Bêta Carbone. Cette métrique permet en quelque sorte de mesurer « l'excès de rendement » d'une action lié à l'émission de CO_2 . le Bêta Carbone estime les effets sur les entreprises dû à des changements possibles dans les attentes qui peuvent se produire au fur et à mesure que l'économie actuelle évolue vers une économie verte. Les prix des marchés boursiers reflètent immédiatement la vitesse du processus de transition que les participants au marché supposent en cours et donc la voie de transition attendue par la société. Les variations correspondantes des cours boursiers peuvent donc être utilisées comme indicateurs pour évaluer la politique climatique. Ainsi, les changements soudains des attentes concernant le processus de transition de l'économie se reflètent dans le Bêta Carbone. Plus la valeur absolue du Bêta Carbone est élevée, plus l'impact, à la hausse ou à la baisse, sera important sur la valeur de l'entreprise.

Le calcul du Bêta Carbone d'un investissement se base sur la théorie de gestion de portefeuille et plus précisément sur les modèles à facteurs permettant d'évaluer le prix des actifs financiers et plus particulièrement les actions. Le principe des modèles à facteurs est de faire l'hypothèse que les rendements d'un titre sont reliés à des facteurs choisis selon leur pertinence. Ainsi, nous supposons que le rendement d'une action dépend de différentes caractéristiques classiques comme la prime de risque du marché notée r_t^M , la taille de l'entreprise notée SMB_t , la différence entre la valeur comptable et la valeur de marché de l'entreprise notée HML_t , et le *momentum* ou l'inertie des rendements de l'entreprise notée WML_t . En plus de ces facteurs, nous rajoutons un nouveau un facteur « climatique » noté BMG_t pour *Brown Minus Green* pour obtenir la régression linéaire suivante,

$$r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \beta_i^{WML} WML_t + \beta_i^{BMG} BMG_t + \epsilon_{i,t}.$$

Le facteur BMG permet de mesurer la différence de rendement entre les entreprises dites « brunes » et « vertes ». Le calcul du BMG_t suit la formule suivante

$$BMG_t = \frac{1}{2} \left(R_t^{S/H} + R_t^{B/H} \right) - \frac{1}{2} \left(R_t^{S/L} + R_t^{B/L} \right),$$

où $\left(R_t^{S/H}, R_t^{B/H} \right)$ représentent les rendements des entreprises considérées comme « brunes » et $\left(R_t^{S/L}, R_t^{B/L} \right)$ les rendements des entreprises considérées comme « vertes ». Ce facteur BMG est calculé sur une sélection d'entreprise représentative du marché.

Cependant, il existe de nombreuses manières de définir si une entreprise est considéré comme verte ou brune. Par exemple, il est possible d'utiliser le *Brown-Green-Score (BGS)*. Ce premier score va permettre d'évaluer si la valeur des entreprises sélectionnées sera affectée positivement ou négativement par des changements inattendus dans le processus de transition de l'économie, autrement dit, si une entreprise sera considérée comme « verte » ou « brune ». Pour cela, différentes variables utilisés dans les critères ESG (Environnement, Social et Gouvernance) sont affectées à trois catégories différentes : la chaîne de valeur $CV_{i,t}$, la perception du public $PP_{i,t}$ et l'adaptation $A_{i,t}$. La première catégorie correspond aux indicateurs comme la production, les processus et les technologies utilisées par l'entreprise. Elle comprend aussi les indicateurs en lien avec les émissions carbone. La catégorie sur la perception du public peut être considérée comme les variables mesurant les émissions carbone perçues d'une entreprise et non les émissions réelles. La dernière catégorie regroupe les indicateurs en lien avec la stratégie, les directives et le management de l'entreprise permettant de déterminer si une entreprise est prête à faire face à des changements inattendus dû à une transition de l'économie. Le BGS d'une entreprise i à la date t est

$$BGS_{i,t} = (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) - (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) \times \frac{1 - A_{i,t}}{3}.$$

Il est possible de simplifier le calcul de cet indicateur en ne considérant que certaines variables comme l'intensité carbone qui correspond au rapport entre la somme des émissions de gaz à effet de serre et le revenu en dollar d'une entreprise.

La modélisation d'un choc sur les actions

Les actions ne sont pas les actifs financiers favoris des organismes d'assurance vie. Cependant, elles représentent une part non négligeable du portefeuille de ces entreprises. Nous avons pu présenter une approche pour modéliser un choc action dans un scénario dans lequel le prix du carbone augmente. Cette méthode a recours à un modèle à dividendes actualisés. Nous allons expliciter la valeur fondamentale d'une action $P(t)$ en fonction des dividendes futurs $D(t)$ et des bénéfices futurs $B(t)$. Pour

cela, il est nécessaire d'utiliser deux variables $k_e(t)$ et $g(t)$ représentant respectivement le taux de rendement attendu par l'actionnaire et le taux de croissance des dividendes. Enfin, nous faisons l'hypothèse que les dividendes de l'entreprise correspondent à une fraction constante des bénéfices suivant l'égalité $D(t) = \alpha B(t)$. Ainsi, le prix de l'action est le suivant,

$$p(t) = \alpha B(t) \sum_{i=1}^{+\infty} \left[\prod_{j=1}^i \frac{1 + g(t+j)}{1 + k_e(t+j)} \right].$$

Afin de calibrer le choc action, nous utilisons l'impact d'une hausse du prix du carbone sur les bénéfices de l'entreprise. Ainsi, les bénéfices $B^*(t)$ dans un scénario de transition spécifique suivent la relation $B^*(t+i) = B(t+i) - \Delta CC(t+i) \cdot SCP(t+i)$ où $\Delta CC(i)$ correspond à la variation du prix du carbone au temps i dans un scénario de transition et $SCP(i)$ correspond aux émissions s'inscrivant dans le *scope* 1 de l'entreprise. Le *scope* 1 représentent les émissions directes produites par une firme. Nous avons ensuite utilisé les scénarios de l'ACPR lors de l'exercice pilote pour déterminer les chocs à appliquer sur la valeur des actions.

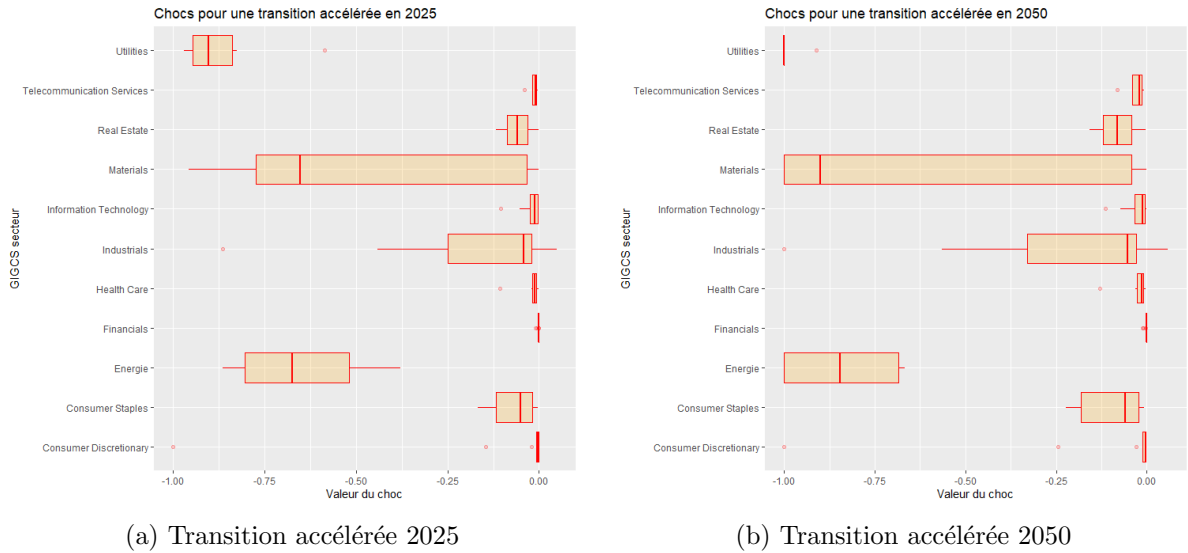


FIGURE 2 : Résumé des chocs pour les entreprises du S&P100 et du CAC40 pour le scénario de transition accélérée de l'ACPR

La modélisation d'un choc sur les obligations d'entreprises

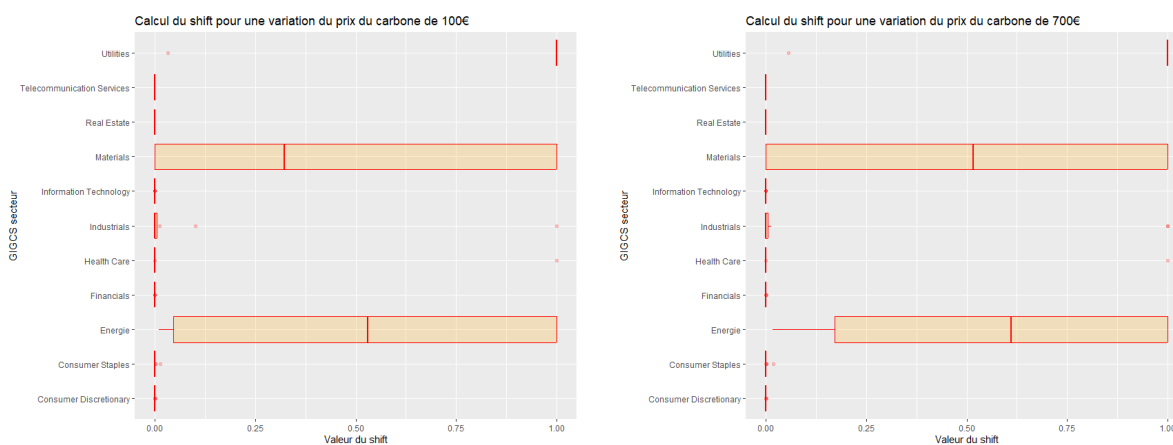
Nous avons ensuite pu développer une approche pour mesurer les conséquences d'une transition climatique sur la valeur des obligations d'entreprise. La modélisation se base sur une augmentation de la probabilité de défaut des entreprises qui engendre une baisse de la valeur d'une obligation. Cette hausse de la probabilité de défaut est due à la baisse des recettes des entreprises liée à des mesures politiques mise en place. Dans cette partie, notre approche utilise le modèle de Merton, modèle permettant d'estimer la probabilité de défaut d'une entreprise en modélisant sa structure comptable. Dans ce modèle, on considère que le défaut est déclaré lorsque la valeur des actifs à maturité (V_T) suivant un brownien géométrique passe sous un certain seuil : la valeur nominale de la dette (D). Ainsi, la probabilité de défaut d'une entreprise notée PD_{merton} est calculée en utilisant la distance au défaut noté DD et par l'égalité suivante,

$$PD_{merton} = P(V_T < D) = \Phi(-DD) = \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{V_t}{D}\right) + \left(\mu_v - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v \sqrt{T-t}}\right),$$

Nous modifions ce modèle pour rajouter les coûts d'une hausse de la fiscalité carbone dans le modèle. Cette approche se base donc essentiellement sur l'utilisation du prix du carbone et le scope 1 des émissions de gaz à effet de serre des entreprises. Pour cela, nous diminuons la valeur des actifs de l'entreprise en suivant l'équation suivante,

$$V_t^* = (1 - \xi)V_t, \text{ où } \xi_t = \frac{\Delta CC_t}{EBITDA_t} \text{ avec } \Delta CC_t = Scope_1(t) \times \Delta Prix Carbone_t$$

Il faut préciser que $\Delta Prix Carbone_t$ représente la différence de prix entre la date t et t_0 , soit la quantité $Prix Carbone_t - Prix Carbone_{t_0}$. Nous avons ensuite utilisé les variations du prix du carbone dans les scénarios de l'ACPR lors de l'exercice pilote pour déterminer les chocs à appliquer sur la valeur des probabilités de défaut des obligations d'entreprise du CAC40 et du S&P100.



(a) Variation du prix du carbone de 100€

(b) Variation du prix du carbone de 700€

FIGURE 3 : Résumé des *shift* calculés pour les entreprises du CAC40 et du S&P100

La modélisation d'un choc sur les obligations souveraines

Nous avons développé une nouvelle approche permettant de calibrer un choc sur les obligations souveraines détenues par les compagnies d'assurance vie. Une transition climatique peut avoir des conséquences directes sur la capacité des États à rembourser leur dette. En effet, les mesures mises en place par les États peuvent amener à diminuer les recettes des pays. Cette approche s'inspire de l'article KLUSAK et al. (2021) publié par un groupe de travail de l'université de Cambridge. L'objectif est d'estimer la notation de crédit futur d'un État à partir de différentes variables macroéconomiques projetées dans des scénarios de transition prospectifs via une méthode de *machine learning*.

Nous avons fait le choix de garder seulement quatre variables macroéconomiques : le logarithme du PIB par habitant, la croissance du PIB, la balance courante en fonction du PIB et la dette en fonction du PIB. Après la phase d'apprentissage, nous nous sommes intéressés principalement à la différence de notation et non à la différence de *notch*. Pour sélectionner le modèle le plus performant, nous avons effectué la phase d'apprentissage et la phase de test sur les données macroéconomiques de la Banque Mondiale et sur les notations de Standard & Poor's pour la période 2010 à 2018. Le modèle le plus performant et celui qui a été sélectionné est un *XGBoost*. Nous avons ensuite effectué une deuxième étape de test sur les données 2019 pour visualiser les performances de notre modèle.

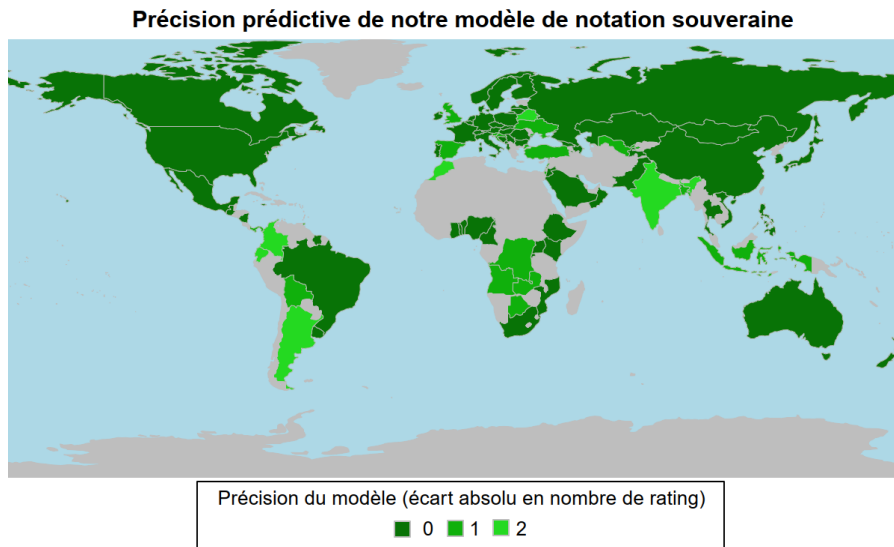


FIGURE 4 : Précision de notre nouveau modèle de notation souveraine pour l'année 2019

Après cette étape, l'objectif a été de déterminer la notation de crédit de certains Etats en fonction de différents scénarios de transition. Nous avons utilisé les scénarios de l'exercice pilote de l'ACPR. Nous remarquons que les conséquences sur les *ratings* de crédit des Etats d'une transition climatique sont relativement modérées. En effet, les *ratings* sont relativement stables dans le temps. L'explication principale est liée à la construction des scénarios. Peu importe le scénario de transition étudié, il n'y a pas d'hypothèses de récessions économiques. Ainsi, le PIB des pays reste en croissance et les autres variables macroéconomiques restent stable en 2020.

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	BBB	BBB	AA	BBB	BBB
2040	AA	AAA	AA	AAA	AA	B	AA	AA	BBB
2045	AAA	AAA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AAA	AA	AAA	AA	BB	AA	AA	BBB

TABLE 1 : Evolution des *ratings* dans le scénario de transition accélérée de l'ACPR

Conclusion

Ce mémoire a permis de développer de nouvelles approches permettant de prendre en compte le risque de transition climatique dans l'ORSA d'un assureur vie. En effet, une première mesure du risque de transition a été développée avec le Bêta Carbone. Des approches quantitatives et réalistes ont été développées. En utilisant les scénarios de l'exercice pilote de l'ACPR, nous remarquons que certaines entreprises et certains secteurs sont fortement exposés au risque de transition climatique. Trois secteurs sont particulièrement exposés : le secteur de l'énergie, le secteur matériaux et le secteur service aux collectivités. Par exemple, les entreprises de ces secteurs peuvent voir la valeur de leur action diminuer de 25% à 100%. Ces secteurs regroupent des entreprises distribuant de l'électricité, du gaz ou s'occupant du traitement et la distribution de l'eau. Ces activités émettent des quantités de CO_2 non négligeables. Nous avons aussi démontré que les entreprises au sein d'un même secteur

ne sont pas du tout exposées de la même façon au risque de transtion. Il peut donc s'avérer nécessaire d'effectuer une analyse plus fine que la maille sectorielle.

Il est nécessaire de développer les limites de l'étude. En effet, les chocs calibrés utilisent des modèles simplistes comme le modèle à dividendes actualisés et le modèle de Merton. Lors de cette étude, nous prenons principalement en compte la hausse du prix du carbone. Même si la hausse de la fiscalité carbone est l'un des moyens que les États utiliseront, la transition climatique ne dépendra pas que de cela. D'autres limites sont présentes, notamment sur les hypothèses faites. Les émissions carbonées sont supposées fixes, ce qui n'est pas forcément réaliste. Le *proxy* pour le prix du carbone est aussi une limite car cette variable ne capte pas parfaitement les mesures politiques de la hausse de la fiscalité carbone. Enfin, dans ce mémoire, nous n'avons pas évoqué la construction des scénarios de transition climatique qui est très complexe.

Synthesis Note

Climate risk, and more specifically climate transition risk, is an emerging risk for insurers. It results from a change in the behaviour of economic and financial agents in response to the implementation of energy policies or technological changes aimed at reducing greenhouse gas emissions. This process of reducing emissions is likely to have a significant impact on all sectors of the economy by affecting the value of financial assets and the profitability of companies. In addition, scientific publications and reports from the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) are accumulating and reflect the need to put measures in place to limit this temperature rise.

The ORSA, for Own Risk and Solvency Assessment, a process under the Solvency II Directive, requires insurers to identify and map their risks and to judge their risk tolerance. During the ORSA process, insurers check that the solvency indicators are calculated with adequate assumptions and are in line with the requirements of the directive. In sum, insurance companies must be able to ensure that their regulatory capital is covered and that their risks are understood at all times.

However, climate transition risk is only minimally considered in insurers' ORSAs. Moreover, when insurers do take it into account, the analyses are mainly qualitative and not quantitative studies. This thesis therefore focuses on identifying possible methodologies to take into account climate transition risk in ORSA in a qualitative and quantitative way. We will mainly focus on the assets of the life insurers' balance sheet that are exposed to climate transition risk.

Introduction of climate risk in ORSA

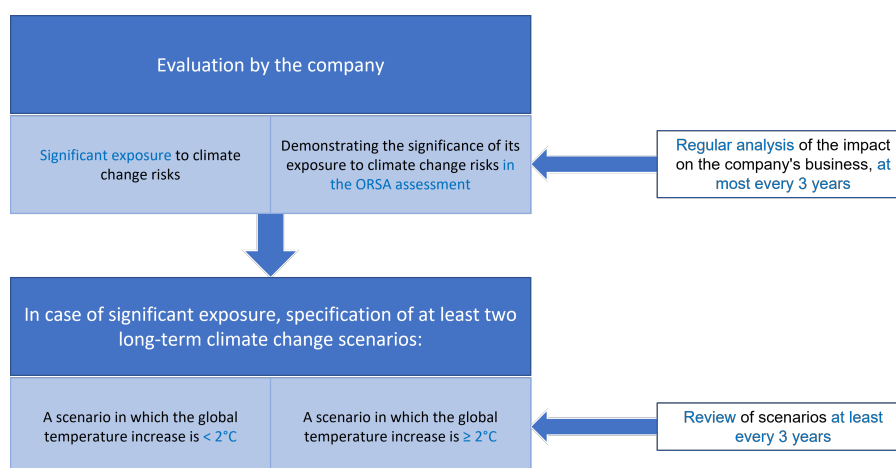


Figure 5: Climate risk integration diagram, L'Institut des Actuaire (2022)

The European Commission proposed a draft delegated act amending the Delegated Regulation and these amendments were published on 2 August 2021 and came into force on 2 August 2022. Companies must integrate sustainability risks into their risk management and ORSA. EIOPA proposes to

introduce a requirement for insurers to identify their significant exposures to climate change risks and to assess the impact of climate change scenarios where appropriate. EIOPA and national supervisors therefore expect companies to identify the materiality of their own climate change risk exposures through a combination of qualitative and quantitative analysis.

The process of assessing materiality will involve three steps: defining the business context, researching the impacts of climate change on the insurer’s business and assessing the relevance to the company’s business. The integration of climate risk is illustrated in figure 5. This integration is based on climate scenarios that are not clearly defined.

The climate transition scenarios

EIOPA leaves a lot of freedom to insurance undertakings on the scenarios required in the ORSA. Indeed, the European supervisor recommends only two long-term scenarios (more than 10 years of projection) to be studied. In this thesis, we have not worked on the construction of the scenarios, which is very complex. In order to study the consequences of a climate transition on the investments of a life insurance company, we used prospective scenarios built by experts. Indeed, the pilot exercise launched by the *Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution* (ACPR) in 2020 was one of the very first stress tests to build prospective climate transition scenarios. In this experiment, three transition scenarios were used: an ordered, accelerated and delayed scenario. They were all based on the scenarios constructed by the Network for Greening the Financial System, a network composed of 114 central banks and financial supervisors. This actor provides different climate scenarios with the projection of numerous macroeconomic variables such as the price of carbon. The price of carbon corresponds to the price of carbon dioxide (CO_2) or CO_2 equivalent emissions avoided or released. It can be the rate of a carbon tax or the price of emission permits in a carbon market, such as the one set up by the European Union. In many models used to evaluate the economic costs of mitigation, carbon prices are used as a proxy, as a proxy to represent the level of effort of mitigation policies. We will see that this proxy generates biases in the consideration of the transitional climate risk, particularly for companies that would be able to sell their carbon quotas, for example.

A new metric for analysing transition risk: the Carbon Beta

Before carrying out a quantitative analysis of the consequences of a climate transition, it is important to carry out an analysis that can be considered qualitative. For this purpose, we have used a new metric: the Beta Carbon. The Carbon Beta estimates the effects on companies due to possible changes in expectations that may occur as the current economy evolves towards a green economy. Stock market prices immediately reflect the speed of the transition process that market participants assume is underway and thus the transition path expected by society. The corresponding changes in stock prices can therefore be used as indicators for assessing climate policy. Thus, sudden changes in expectations regarding the transition process of the economy are reflected in the Carbon Beta. The higher the absolute value of the Carbon Beta, the greater the impact, upwards or downwards, on the value of the company.

The calculation of the Carbon Beta of an investment is based on portfolio management theory and more specifically on factor models to evaluate the price of financial assets and more particularly shares. The principle of factor models is to assume that the returns of a stock are related to factors chosen according to their relevance. Thus, we assume that the return on a stock depends on various classical characteristics such as the market risk premium noted r_t^M , the size of the firm noted SMB_t , the difference between the book value and the market value of the firm noted HML_t , and the momentum or inertia of the firm’s returns noted WML_t . In addition to these factors, we add a new “climate” factor noted BMG_t for Brown Minus Green to obtain the following linear regression,

$$r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \beta_i^{WML} WML_t + \beta_i^{BMG} BMG_t + \epsilon_{i,t}.$$

The factor BMG measures the difference in performance between the so-called brown and green companies. The calculation of the BMG_t follows the following formula

$$BMG_t = \frac{1}{2} \left(R_t^{S/H} + R_t^{B/H} \right) - \frac{1}{2} \left(R_t^{S/L} + R_t^{B/L} \right), \quad (1)$$

where $\left(R_t^{S/H}, R_t^{B/H} \right)$ represent the returns of firms considered as brown “ and $\left(R_t^{S/L}, R_t^{B/L} \right)$ the returns of firms considered as green”. This BMG factor is calculated on a selection of companies representative of the market.

However, there are many ways to define whether a company is considered green or brown. For example, it is possible to use the *Brown-Green-Score (BGS)*. This first score will make it possible to evaluate if the value of the selected companies will be affected positively or negatively by unexpected changes in the transition process of the economy, in other words, if a company will be considered as green or brown. For this purpose, different variables used in the ESG (Environment, Social and Governance) criteria are assigned to three different categories: the value chain $CV_{i,t}$, public perception $PP_{i,t}$ and adaptation $A_{i,t}$. The first category corresponds to indicators such as production, processes and technologies used by the company. It also includes indicators related to carbon emissions. The category on public perception can be considered as variables measuring the perceived carbon emissions of a company and not the actual emissions. The last category is the indicators related to the company’s strategy, policies and management to determine whether a company is prepared to deal with unexpected changes due to a transition in the economy. The BGS of a company i at date t is

$$BGS_{i,t} = (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) - (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) \times \frac{1 - A_{i,t}}{3}.$$

It is possible to simplify the calculation of this indicator by considering only certain variables, such as carbon intensity, which corresponds to the ratio between the sum of greenhouse gas emissions and the revenue in dollars of a company

Modelling a shock to equities

Equities are not the favourite financial assets of life insurance companies. However, they represent a significant part of the portfolio of these companies. We were able to present an approach to model an equity shock in a scenario where the price of carbon increases. This method uses a discounted dividend model. We will explain the fundamental value of a stock $P(t)$ as a function of future dividends $D(t)$ and future earnings $B(t)$. To do this, it is necessary to use two variables $k_e(t)$ and $g(t)$ representing respectively the rate of return expected by the shareholder and the rate of growth of dividends. Finally, we assume that the firm’s dividends correspond to a constant fraction of profits according to the equality $D(t) = \alpha B(t)$. Thus, the share price is as follows,

$$p(t) = \alpha B(t) \sum_{i=1}^{+\infty} \left[\prod_{j=1}^i \frac{1 + g(t+j)}{1 + k_e(t+j)} \right].$$

In order to calibrate the action shock, we use the impact of an increase in the carbon price on the company’s profits. Therefore, the benefits $B^*(t)$ in a specific transition scenario follow the relation $B^*(t+i) = B(t+i) - \cdot SCP(t+i)$ where $DeltaCC(i)$ corresponds to the variation in the price of carbon at time i in a transition scenario and $SCP(i)$ corresponds to the emissions in scope 1 of the company.

Scope 1 represents the direct emissions produced by a firm. We then used the ACPR scenarios from the pilot exercise to determine the shocks to be applied to equity values.c

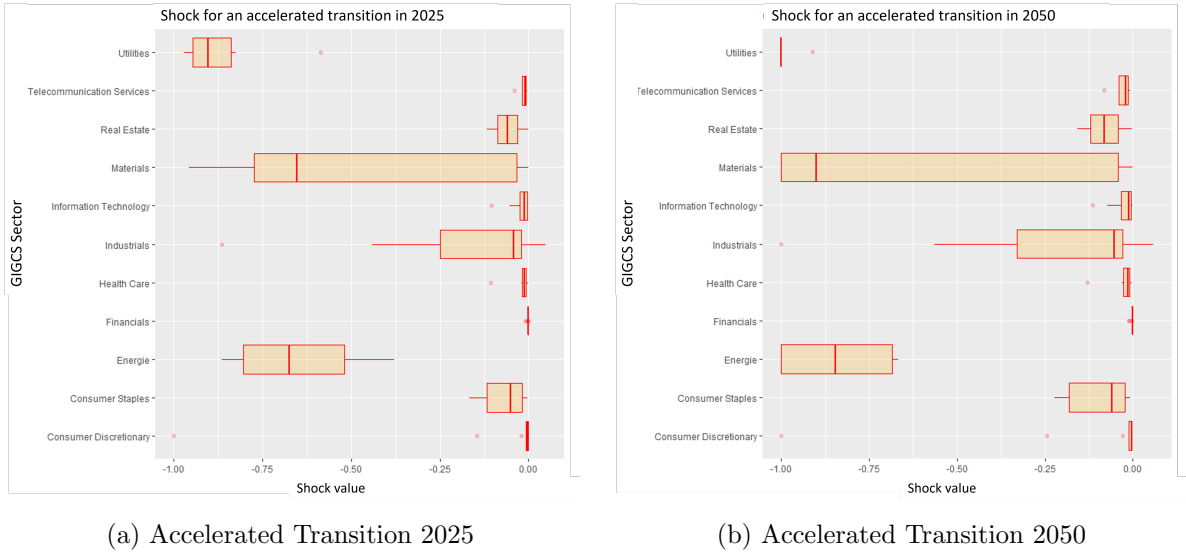


Figure 6: Summary of the shocks for S&P100 and CAC40 companies for the ACPR's accelerated transition scenario

Modelling a shock to corporate bonds

We were then able to develop an approach to measure the consequences of a climate transition on the value of corporate bonds. The modelling is based on an increase in the probability of default by companies which leads to a decrease in the value of a bond. This increase in the probability of default is due to the decrease in corporate revenues associated with policy measures. In this part, our approach uses the Merton model, a model that estimates the probability of default of a company by modelling its accounting structure. In this model, we consider that default is declared when the value of the assets at maturity (V_T) following a geometric Brownian falls below a certain threshold: the nominal value of the debt (D). Thus, the probability of default of a company noted PD_{merton} is calculated using the distance to default noted DD and by the following equality,

$$PD_{merton} = P(V_T < D) = \Phi(-DD) = \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{V_t}{D}\right) + \left(\mu_v - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}}\right),$$

We modify this model to add the costs of an increase in carbon taxation to the model. This approach is therefore essentially based on the use of the carbon price and the scope 1 greenhouse gas emissions of companies. To do this, we decrease the value of the company's assets according to the following equation,

$$V_t^* = (1 - \xi)V_t, \text{ where } \xi_t = \frac{\Delta CC_t}{EBITDA_t} \text{ with } \Delta CC_t = Scope_1(t) \times \Delta Prix \text{ Carbone}_t.$$

It should be noted that $\Delta Carbon Price_t$ represents the price difference between date t and t_0 , i.e. the quantity $Carbon Price_t - Carbon Price_{t_0}$. We then used the carbon price changes in the ACPR scenarios in the pilot exercise to determine the shocks to be applied to the value of the default probabilities of CAC40 and S&P100 corporate bonds.

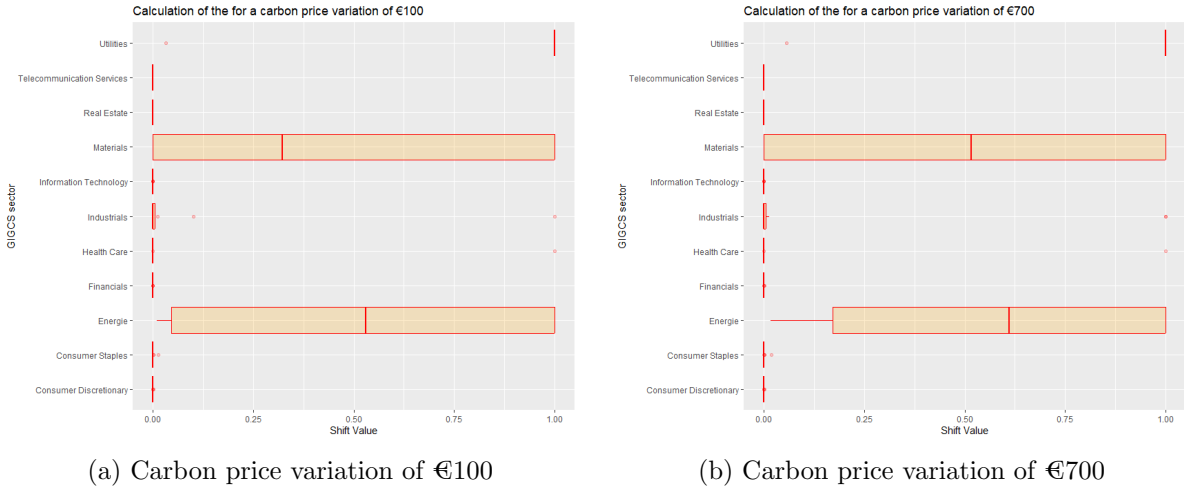


Figure 7: Summary of the calculated shift for the CAC40 and S&P100 companies

Modelling a shock to sovereign bonds

We have developed a new approach to calibrate a shock to sovereign bonds held by life insurance companies. A climate transition can have direct consequences on the ability of states to repay their debt. Indeed, the measures put in place by the States can lead to a decrease in the countries’s revenues. This approach is inspired by the article Klusak et al. (2021) published by a working group at the University of Cambridge. The objective is to estimate the future credit rating of a State from different macroeconomic variables projected in prospective transition scenarios via a machine learning method.

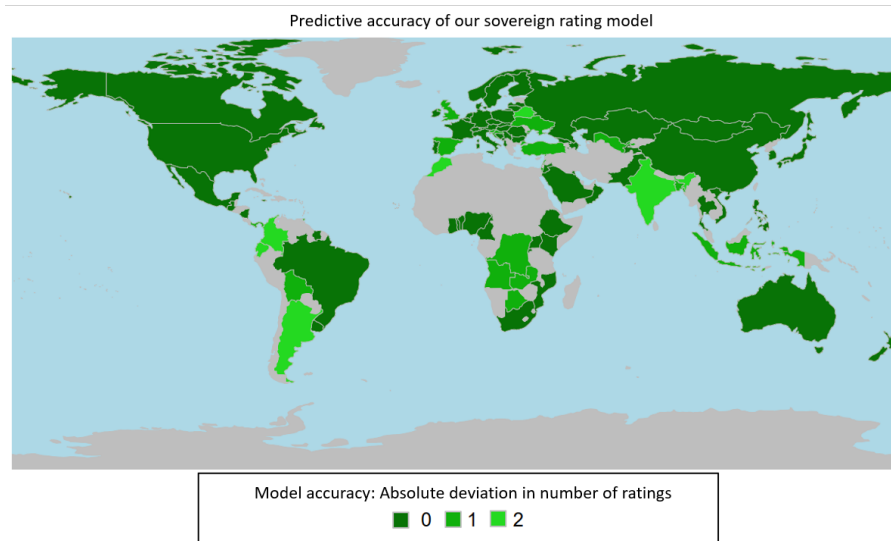


Figure 8: Predictive accuracy of our new sovereign rating model for 2019

We have chosen to keep only four macroeconomic variables: the logarithm of GDP per capita, GDP growth, the current account balance as a function of GDP and debt as a function of GDP. After the learning phase, we were mainly interested in the difference in rating and not in the difference in notch. To select the best performing model, we performed the learning phase and the test phase on World Bank macroeconomic data and Standard & Poor’s ratings for the period 2010 to 2018. The

best performing model and the one selected is an XGBoost. We then performed a second stage of testing on 2019 data to visualize the performance of our model.

After this step, the objective was to determine the credit rating of certain States according to different transition scenarios. We used the scenarios of the ACPR stress test exercise. After this step, the objective was to determine the credit rating of certain States according to different transition scenarios. We used the scenarios of the ACPR pilot exercise. We note that the consequences of a climate transition on the credit ratings of States are relatively moderate. In fact, the ratings are relatively stable over time. The main explanation is linked to the construction of the scenarios. Whatever the transition scenario studied, there are no assumptions of economic recessions. Thus, the countries' GDP remains growing and the other macroeconomic variables remain stable in 2020.

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	BBB	BBB	AA	BBB	BBB
2040	AA	AAA	AA	AAA	AA	B	AA	AA	BBB
2045	AAA	AAA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AAA	AA	AAA	AA	BB	AA	AA	BBB

Table 2: Evolution of ratings in the ACPR's accelerated transition scenario

Conclusion

This thesis developed new approaches to take into account the climate transition risk in the ORSA of a life insurer. Indeed, a first measure of transition risk was developed with the Carbon Beta. Quantitative and realistic approaches have been developed. Using the scenarios from the ACPR pilot exercise, we note that some companies and sectors are highly exposed to climate transition risk. Three sectors are particularly exposed: the energy sector, the materials sector and the utilities sector. For example, companies in these sectors may see their share value fall by 25% to 100%. These sectors include companies that distribute electricity, gas, and water treatment and distribution. These activities emit significant amounts of CO_2 . We have also shown that companies within the same sector are not at all equally exposed to transition risk. It may therefore be necessary to carry out a more detailed analysis than the sectoral level.

It is necessary to develop the limits of the study. Indeed, the calibrated shocks use simplistic models such as the discounted dividend model and the Merton model. In this study, we mainly take into account the increase in the carbon price. Even if higher carbon taxes are one of the means that governments will use, the climate transition will not depend solely on this. There are other limitations, notably on the assumptions made. Carbon emissions are assumed to be fixed, which is not necessarily realistic. The proxy for the price of carbon is also a limitation because this variable does not perfectly capture the political measures of increasing carbon taxation. Finally, in this report, we have not mentioned the construction of the climate transition scenarios, which is very complex.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Ismaël TAHRI HASSANI pour m'avoir proposé ce sujet, pour son encadrement et ses conseils durant mon stage chez Mazars Actuariat.

Je souhaiterais aussi remercier Nada BERRADA et Fouad BRAX pour leurs disponibilités, pour nos réunions les vendredis et leurs nombreuses relectures. Merci à Titouan DELLIS pour son aide dans la découverte de ce sujet et pour avoir pris le temps de répondre à mes questions.

Merci à Alex-Michel NGNINGHA et Gaëtan GUILLOTIN pour leurs avis permettant la réalisation de ce mémoire. Je souhaiterais remercier les associés de Mazars Actuariat Grégory BOUTIER, Alice THOU et Alexandre GUCHET pour m'avoir permis de réaliser mon mémoire au sein du cabinet. Je tiens aussi à remercier toute l'équipe de Mazars Actuariat.

Je remercie également Quentin GUIBERT, responsable du Master Actuariat de l'Université Paris-Dauphine et encadrant académique de ce mémoire, pour ses conseils et son suivi.

Table des matières

Résumé	3
Abstract	4
Note de Synthèse	5
Synthesis Note	13
Remerciements	19
Table des matières	21
Introduction	23
1 Contexte et cadre réglementaire	25
1.1 Le contexte de l'étude	25
1.2 Le cadre réglementaire	33
1.3 Première approche : l'exercice pilote de l'ACPR	40
2 Les hypothèses des scénarios de transition	47
2.1 La fiscalité du carbone : un enjeu majeur de la transition	47
2.2 Les scénarios de transition	54
2.3 Une première analyse pour estimer la matérialité du risque de transition	67
3 La modélisation des chocs liés au risque de transition	83
3.1 Le risque action	83
3.2 Les obligations d'entreprises	90
3.3 Les obligations gouvernementales	104

3.4 Le risque de taux	116
Conclusion	119
Bibliographie	121
A Annexes	125
A.1 Le prix du carbone	125
A.2 Le Bêta Carbone	128
A.3 Analyse du shift de probabilité pour le choc des obligations d'entreprises	130
A.4 Les obligations d'États	135

Introduction

Depuis son entrée en application le 1^{er} janvier 2016, Solvabilité II impose des règles prudentielles aux assureurs de l'Union Européenne. L'ORSA, pour *Own Risk and Solvency Assessment*, s'inscrit dans le cadre de cette directive et impose ainsi aux assureurs d'identifier et de cartographier leurs risques tout en jugeant de la tolérance qu'ils leur accordent. Lors du processus ORSA, les assureurs vérifient ensuite que les indicateurs de solvabilité sont calculés avec des hypothèses adéquates et sont en accord avec les exigences de la directive. En somme, les compagnies d'assurance doivent être en mesure de s'assurer à tout moment de la couverture de leur capital réglementaire et de la compréhension de leurs risques.

Le risque climatique et plus particulièrement le risque de transition climatique est un risque émergent pour les assureurs. En effet, si dès 1896, Svante Arrhenius modélise la contribution du CO₂ à l'effet de serre, ce n'est qu'à partir de 1957 avec la publication de Roger Revelle et Hans Suess que la communauté scientifique prend conscience du fait que le CO₂ émis n'est pas entièrement absorbé par l'océan, mais qu'une partie s'accumule dans l'atmosphère. Déjà à l'époque, les auteurs de l'étude s'inquiètent du fait que l'augmentation de concentration en CO₂ puisse devenir significative avec l'augmentation exponentielle des émissions industrielles. Les mesures effectuées par la suite aboutissent en 1979 à un rapport de l'Académie Nationale des Sciences des Etats-Unis concluant qu'un doublement de la concentration atmosphérique en dioxyde de carbone entraînerait une augmentation de la température de surface de 1,5°C à 4,5°C.

Depuis, les publications scientifiques et les rapports du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) s'accumulent, traduisant le large consensus scientifique sur la réalité du réchauffement climatique et de son origine humaine. La première partie du sixième rapport du GIEC, publiée le 9 août 2021, conclut que la température de la planète devrait augmenter de 1,5°C dès 2030, soit dix ans plus tôt que la prévision précédente. Si des accords internationaux tels que l'accord de Paris de 2015, dont l'objectif était de limiter le réchauffement climatique en dessous de 2°C, témoignent de l'intérêt porté à la problématique par nos sociétés, la tendance actuelle serait plutôt celle d'un réchauffement de 4°C ou 5°C. Ainsi, une transition de l'économie vers un monde décarboné pour lutter face au réchauffement climatique est de plus en plus probable à long terme mais aussi à court terme. Cependant, ce risque n'est que très peu étudié dans les ORSA des assureurs. De plus, lorsque les assureurs le prennent en compte, les analyses sont principalement des études qualitatives et non quantitatives.

L'objectif de ce mémoire est donc d'identifier quelles sont les méthodologies possibles pour prendre en compte de manière qualitative et de manière quantitative le risque de transition climatique dans l'ORSA. Nous nous focaliserons principalement sur les actifs du bilan des assureurs vie qui sont exposés au risque de transition climatique.

Pour répondre à cette problématique, nous commencerons par rappeler le contexte de l'étude et le cadre réglementaire existant dans le chapitre 1. Dans un second temps, dans le chapitre 2 nous

expliquerons les hypothèses à effectuer pour analyser le risque de transition climatique. Pour cela, nous détaillerons les problématiques que la modélisation du risque climatique engendre et nous aborderons une nouvelle mesure de risque : le Bêta Carbone. Enfin, dans le chapitre 3, nous développerons les différentes approches possibles pour modéliser de manière quantitative le risque de transition en fonction des types d'actifs.

Chapitre 1

Le risque climatique : contexte et cadre réglementaire

Dans cette partie, nous présentons le contexte actuel et le cadre réglementaire autour du risque climatique. Nous commençons donc par présenter les différents types de risques liés au changement climatique. Nous expliquons ensuite le cadre réglementaire déjà existant : la directive Solvabilité II et plus précisément le cadre ORSA. Enfin, nous détaillons les premières études déjà faites sur le risque de transition et les recommandations de l'EIOPA (*European Insurance and Occupational Pensions Authority*) sur la prise en compte du risque climatique.

1.1 Le contexte de l'étude

1.1.1 Le changement climatique

Le changement climatique, représente les modifications durables du climat global de la Terre ou des climats régionaux. Les scientifiques utilisent aussi le terme de dérèglement climatique car il désigne les variations à long terme des modèles météorologiques et de la température, que ce soit un réchauffement ou un refroidissement. Le changement climatique concerne des variations mesurées sur plusieurs années par pays ou par continent. Il se distingue des variations météorologiques qui sont mesurées sur une période beaucoup plus courte comme les journées ou les saisons. Ces variations peuvent être causées par des processus naturels comme le cycle solaire. Depuis la création de la Terre, différentes périodes glaciaires et interglaciaires se sont succédées. Le changement climatique relève ainsi en partie d'un phénomène naturel et cyclique. Cependant, depuis 1800, les activités humaines constituent la cause principale de ce dérèglement.

Le changement climatique se caractérise par différents processus. Tout d'abord, on observe une augmentation de la température terrestre moyenne sur de longues périodes. C'est cette hausse de température qui engendre une augmentation d'occurrence des phénomènes climatiques extrêmes tels que les canicules, les tempêtes ou les ouragans. Cette augmentation de la température globale de la Terre caractérise le phénomène de « réchauffement climatique ». Le réchauffement climatique se traduit par un accroissement des températures atmosphériques et océaniques. A titre d'exemple, au niveau mondial, les scientifiques ont remarqué que la décennie 2010-2019 a été plus chaude de 0,47°C par rapport à la moyenne de 1961-1990 et de 0,19°C par rapport à la décennie 2000-2009 selon BAUDE et al. (2021). De plus, les dernières années sont les plus chaudes observées depuis 1850. Le ministère

de la Transition écologique explique dans BAUDE et al. (2022) que la moyenne des températures mondiales des vingt dernières années dépasse déjà les $+1,1^{\circ}\text{C}$ de réchauffement si nous comparons aux températures de la période préindustrielle.

L'augmentation des températures et le changement climatique ont de nombreuses conséquences. Elles sont tout d'abord écologiques avec un impact sur la biodiversité. Il y a aussi des répercussions humaines et économiques. Les exploitations agricoles, le secteur du tourisme et des énergies sont directement impactés et nous pouvons observer des migrations forcées dues aux hausses des catastrophes naturelles et aux problèmes d'accès à l'eau. D'après BAUDE et al. (2022), le niveau moyen des mers et des océans a augmenté de 9 cm sur la période 1993 à 2019.

En 1988, le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC), ou « *Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)* » en anglais, est créé par l'Organisation des Nations Unies (ONU). Cet organisme est constitué de scientifiques ainsi que de représentants d'États. En 2021, 195 États sont représentés au sein de cette organisation. Cependant, comme de nombreuses institutions de l'ONU, JANCOVICI (2008) explique qu'il ne s'agit ni d'un organisme de recherche ni d'une association de personnes physiques mais d'un organisme dont les membres sont des nations visant à synthétiser les travaux réalisés dans les laboratoires du monde entier. La liaison permanente entre le GIEC et les États est assurée par un point focal national. Par exemple, en France, cette fonction est exercée par l'Observatoire National sur les Effets du Réchauffement Climatique (ONERC) depuis 2001.

Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat est subdivisé en trois groupes de travail ayant la charge de conduire des expertises différentes :

- Le premier groupe se concentre sur les travaux concernant le fonctionnement physique et chimique du climat et les variations climatiques passées ou à venir.
- Le second groupe travaille sur la vulnérabilité de la biosphère et notre système socio-économique face aux risques dus au changement climatique.
- Le dernier groupe est chargé des scénarios d'émission de gaz à effet de serre et de la manière de réduire nos émissions.

Le GIEC a pour mission d'évaluer objectivement, méthodiquement et sans parti pris les informations scientifiques, techniques et socio-économiques pour mieux comprendre le réchauffement climatique et les risques associés. L'objectif du GIEC est de quantifier les risques et conséquences possibles du changement climatique afin d'envisager des stratégies d'adaptation pour nos sociétés. Les publications du GIEC ont pour objet de proposer une synthèse des connaissances scientifiques et font l'objet d'un consensus au sein de la communauté scientifique. Les études du GIEC ont permis d'une part de collecter et de diffuser les connaissances sur les changements climatiques provoqués par l'Homme et d'autre part de développer des mesures pour lutter contre ces changements.

Les travaux du GIEC sont organisés en différentes publications présentées en rapports d'évaluation. Avant d'être publiés, ces rapports sont approuvés par l'assemblée du GIEC où chaque pays représente une voix. Les rapports ont toujours été approuvés à l'unanimité par les pays représentés.

Le premier rapport concernant l'évolution future du climat rédigé par le GIEC date de 1990. Dès cette première publication, l'assemblée observe que les émissions dues aux activités humaines accroissent la concentration dans l'atmosphère des gaz à effet de serre. Le groupe évoque déjà l'effet de serre qui serait une des causes du réchauffement climatique mais se donne 10 ans pour confirmer ses observations.

Un deuxième rapport détaillé a été publié en 1995 qui fournira les bases de négociation du protocole de Kyoto. Trois autres rapports ont ensuite été rédigés en 2001, en 2007 et en 2014. Après la publication du quatrième rapport, le GIEC a reçu le prix Nobel de la paix pour ses travaux de recherches et de diffusion des connaissances scientifiques sur le climat.

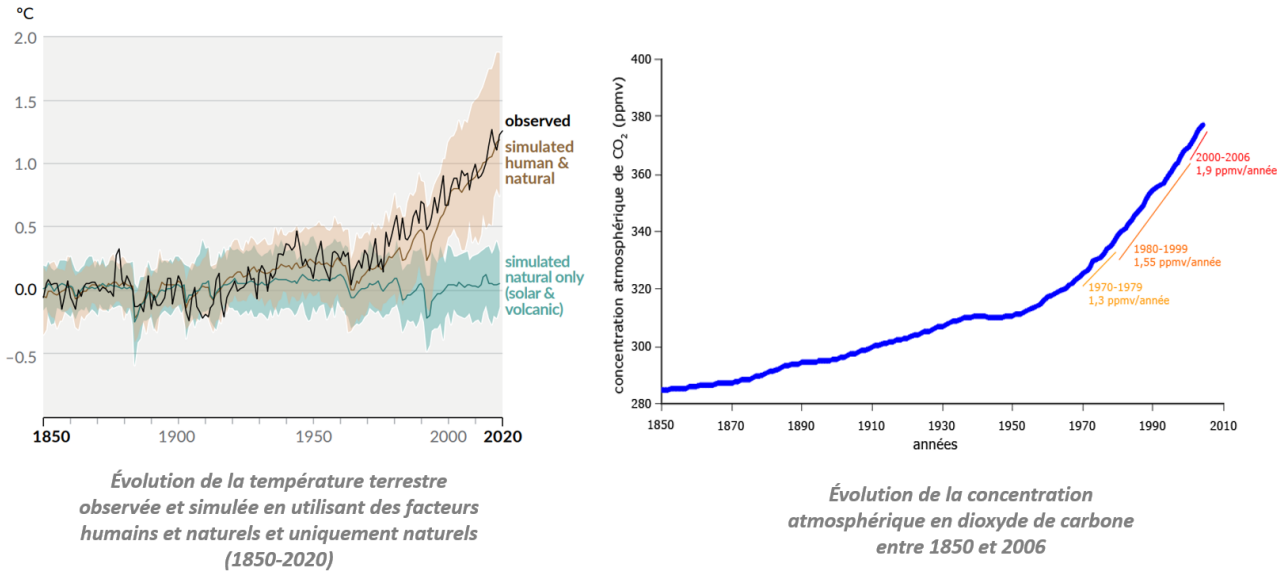


FIGURE 1.1 : Évolution de la température et des émissions de CO₂ depuis 1850, IPCC (2021) et CANADELL et al. (2007)

Tous ces rapports ont pu mettre en évidence les causes du changement climatiques. L'un de ces facteurs est le phénomène naturel d'effet de serre, phénomène amplifié en grande partie par les activités humaines comme on peut l'observer sur la figure 1.1.

Comme l'explique le GIEC dans IPCC (2021) et JANCOVICI (2003), le phénomène d'effet de serre provient de l'énergie venant du Soleil. Les rayons émis par le Soleil atteignant la Terre sont partiellement réfléchis vers l'espace ou absorbés par divers composants de la Terre. En effet, 30% des gaz sont réfléchis par les nuages, les couches de l'atmosphère et la surface terrestre et 70% sont absorbés par les sols, les océans ou l'atmosphère. Après cette absorption, des nouveaux rayons infrarouges sont émis vers l'espace et sont ensuite en partie réabsorbés par les nuages et des gaz naturellement présent dans l'atmosphère. Ces rayons sont donc bloqués et ne peuvent pas se dissiper dans l'espace. L'énergie solaire se retrouve alors bloquée et la surface de la Terre se réchauffe. Ce phénomène est nécessaire car il permet de réguler la température terrestre. Sans cet effet, la température moyenne de la surface terrestre serait de -18°C au lieu de 15°C.

On nomme « gaz à effet de serre (GES) » les gaz présents dans l'atmosphère et absorbant le rayonnement infrarouge émis par la surface terrestre. La hausse de la présence de ces gaz est responsable de la hausse de température sur Terre. Ils sont principalement composés de vapeur d'eau (H₂O), de dioxyde de carbone (CO₂), de méthane (CH₄), de protoxyde d'azote (N₂O) et d'ozone (O₃).

La durée de présence des gaz dans l'atmosphère varie considérablement en fonction du gaz considéré. Par exemple, la vapeur d'eau restera entre une et deux années dans l'atmosphère alors que le dioxyde de carbone pourra y rester environ 100 ans. Une mesure a été introduite pour comparer les différents gaz entre eux : l'équivalent carbone ou CO₂-eq. L'équivalent CO₂ est une mesure métrique utilisée pour comparer les émissions de divers gaz à effet de serre sur la base de leur potentiel de réchauffement

global (PRG), en convertissant les quantités des divers gaz émis en la quantité équivalente de dioxyde de carbone ayant le même potentiel de réchauffement planétaire. Le potentiel de réchauffement global est un facteur de conversion qui dépend du gaz et de la période considérée. Les valeurs du facteur de PRG sont détaillées sur le tableau 1.1.

Gaz	Durée de vie (années)	PRG selon la période considérée		
		20 ans	100 ans	500 ans
Dioxyde de carbone	>500	1	1	1
Méthane	12	72	25	7,6
Oxyde nitreux	114	289	298	153
Tétrafluorure de carbone	50 000	5 210	7 390	11 200
Trifluorométhane	260	9 400	12 000	10 000
Hexafluorure	3 200	15 100	22 200	32 400

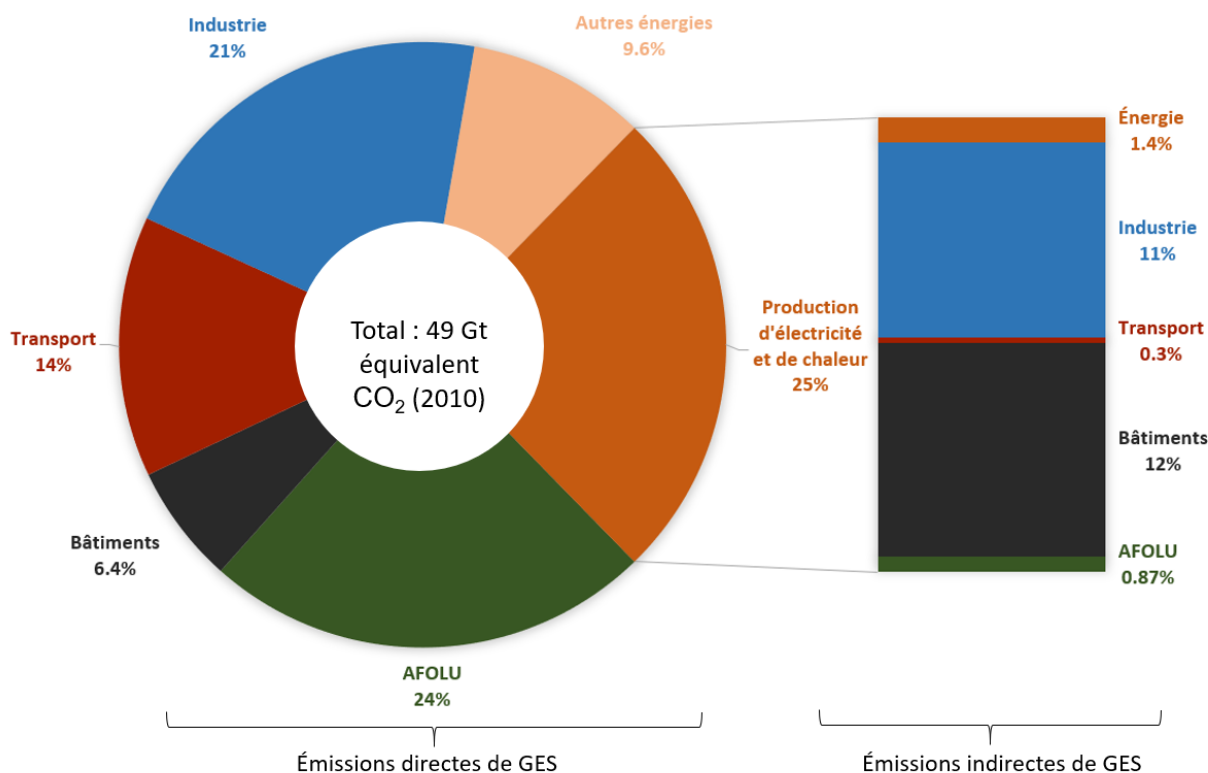
TABLE 1.1 : Durée de vie dans l'atmosphère et potentiel de réchauffement global des gaz à effet de serre, IPCC (2007)

Le réchauffement climatique est la conséquence d'une augmentation de l'effet de serre due à une augmentation de la concentration de ces gaz à effet de serre. Même si la vapeur d'eau est le gaz qui contribue le plus à l'effet de serre, ce sont véritablement les émissions de CO₂ et de méthane générées par l'Homme qui expliquent l'augmentation importante de l'effet de serre observée. C'est donc cette hausse de la concentration du CO₂ et d'autres gaz dans l'atmosphère, principalement causée par les activités humaines, qui engendre une hausse significative de la température.

En effet, les rapports du GIEC expliquent bien que les activités humaines sont la principale cause du réchauffement climatique. Depuis 1850 et la révolution industrielle, les activités humaines ont considérablement contribué au réchauffement de la température terrestre.

Les activités industrielles et l'utilisation des combustibles fossiles (charbon, produits pétroliers, gaz) provoquent d'importantes émissions de dioxyde de carbone. De plus, les forêts étant capables d'absorber une grande quantité de CO₂, la déforestation et l'occupation des sols pour l'agriculture empêchent une réduction naturelle des dioxydes de carbone. L'agriculture, avec l'élevage des bovins par exemple, est aussi responsable d'une grande partie des émissions de méthane et de protoxyde d'azote. Dans son cinquième rapport IPCC (2014), le GIEC identifie les principaux secteurs économiques produisant des gaz à effet de serre. La répartition des émissions de gaz à effet de serre par secteur économique est présentée sur la figure 1.2. On note que le secteur de l'énergie - qui comprend notamment la combustion des énergies fossiles - est le secteur contribuant le plus à l'émission de gaz à effet de serre. D'après BAUDE et al. (2022), les émissions mondiales de CO₂ fossile ont augmenté de 68% de 1990 à 2019.

Ces éléments ont permis entre autres au GIEC de démontrer que les activités humaines sont le facteur principal des émissions de gaz à effet de serre et par conséquent du réchauffement climatique. En effet, selon les scientifiques, la concentration de CO₂ dans l'atmosphère n'a jamais été aussi élevée par rapport aux 800 000 dernières années. Tous ces éléments permettent de soulever la nécessité de mise en place de mesures par tous les pays du monde pour limiter le réchauffement climatique.

FIGURE 1.2 : Émissions de gaz à effet de serre par secteur¹, IPCC (2014)

1.1.2 Les mesures insuffisantes à la suite de la COP21

La majorité des pays ont bien compris les enjeux du réchauffement climatique. En effet, les conférences des parties ou « *Conference of the Parties (COP)* » en anglais ont évoqué le sujet dès 1979 à Genève puis à Rio de Janeiro en 1992 avec la signature de la convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques. Celle-ci reconnaît officiellement l'existence du dérèglement climatique et la responsabilité humaine dans ce phénomène. Son objectif était déjà de stabiliser les concentrations de gaz à effet de serre à un niveau qui empêche toute perturbation humaine du système climatique.

Cependant, ces mesures n'ont pas été suffisantes comme l'a démontré le cinquième rapport du GIEC publié en 2014, IPCC (2014). Cela a donné lieu en 2015 à la COP 21 : la conférence de Paris sur les changements climatiques. Cette conférence a permis à 196 États de ratifier les Accords de Paris sur le climat. Ces accords correspondent à un traité international sur le réchauffement climatique.

L'objectif de ce traité est d'avoir une réponse plus forte face aux dangers du changement climatique. Pour cela, il est inscrit que les états devront agir afin de maintenir l'augmentation de la température moyenne de la planète bien en dessous des 2°C par rapport aux niveaux pré-industriels, et de préférence de limiter l'augmentation à 1,5°C, en reconnaissant que cela réduirait considérablement l'impact du changement climatique. Les accords prévoient aussi de rendre les flux financiers compatibles avec un profil d'évolution vers un développement à faible émission de gaz à effet de serre et résilient face aux changements climatiques.

1. AFOLU : secteur comprenant l'agriculture, foresterie et autres usages des terres

Ce traité a été salué par la majorité des dirigeants mondiaux mais son efficacité suscite de nombreux débats. Les engagements actuels dans le cadre des Accords de Paris sont insuffisants pour atteindre les objectifs de température fixés. En effet, le GIEC a démontré que les États doivent mettre en place bien plus de mesure. Le sixième rapport du GIEC publié en trois volumes entre septembre 2021 et avril 2022 s'intéresse aux avancées scientifiques sur le réchauffement climatique et traite des effets et des vulnérabilités de la crise climatique et des capacités d'adaptation des Hommes face à ce risque.

Le premier volume du rapport IPCC (2021) est consacré à la compréhension physique la plus récente du système climatique et du changement climatique. Le GIEC confirme que l'influence humaine explique la majorité du réchauffement planétaire observé aujourd'hui. Comme évoqué précédemment, les changements sont rapides et sans précédent. Le réchauffement mondial a déjà atteint 1,1°C par rapport à l'ère préindustrielle et la concentration de CO_2 est la plus élevée depuis au moins 2 millions d'années. Ainsi, même si nous arrêtons aujourd'hui d'émettre des gaz à effet de serre, la température globale se stabiliserait au niveau qu'elle a atteint. Il est donc nécessaire d'agir dès maintenant. Cependant, notre société est engagée sur une trajectoire qui n'est pas compatible avec les Accords de la COP21. Même dans un scénario de forte réduction des émissions, le seuil des 1,5°C des Accords de Paris serait atteint d'ici la décennie 2030.

La deuxième partie IPCC (2022a) porte sur les conséquences futures et sur l'adaptation au changement climatique. Parmi les effets actuels du réchauffement climatique (soit +1,1°C en 2021) sur les populations et les écosystèmes, nous pouvons citer :

- la réduction de la disponibilité des ressources en eau et en nourriture (en Afrique, en Asie et dans les petites îles notamment)
- l'augmentation du stress thermique et la dégradation de la qualité de l'air
- la baisse de moitié des aires de répartition des espèces animales et végétales

Ces effets sont irrémédiables, même dans l'hypothèse d'une limitation de la hausse des températures à 1,5°C comme fixée dans l'Accord de Paris. Ils sont par ailleurs aggravés par la pauvreté ou l'accès limité à des services. Les experts évoquent les incidences à venir pour les populations avec, en particulier, 1 milliard d'habitants des régions côtières menacés en 2050. Parmi les effets en cascade liés aux catastrophes naturelles de plus en plus rapprochées, le GIEC évoque aussi les conséquences sur la production alimentaire, la hausse du prix des aliments ou encore la malnutrition. Pour s'adapter et réduire les émissions de gaz à effet de serre, des mesures ambitieuses sont requises. En effet, cela nécessite d'aborder les problématiques concernant les inégalités et la pauvreté, tout en étant cohérent d'un point de vue « justice climatique ».

Un troisième volet IPCC (2022b) publié le 4 avril 2022 et intitulé « Atténuation du changement climatique » est consacré aux solutions pour réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ces préconisations ont pour objectif de limiter le réchauffement climatique à 1,5°C comme cela avait été convenu avec l'Accord de Paris en 2015. Le GIEC évoque donc de nombreux leviers d'actions comme :

- **L'utilisation d'un *mix* énergétique basé sur des énergies renouvelables.** Les investissements actuels dans les énergies fossiles rendent la transition difficile.
- **La transformation des organisations urbaines.** En réorganisant le modèle des grandes villes, cela permettrait de diminuer de 26% nos émissions d'ici 2030.
- **La mise en place d'une réglementation en faveur de la « finance verte ».** En effet, la moitié des émissions mondiales ne sont pas soumises à la réglementation. Un coût de 100\$

la tonne de CO_2 inciterait à mettre en place des options d'atténuation qui pourrait réduire les émissions de gaz à effet de serre. De plus, les investissements actuels dans la transition sont insuffisants.

Il est aussi possible d'évoquer les actions possibles concernant les modèles actuels liés aux transports, aux bâtiments et à l'agriculture.

Le GIEC estime que nous devons agir d'ici 3 ans pour considérablement limiter la hausse des températures. Une transition climatique s'impose donc aussi bien à court terme qu'à long terme.

1.1.3 Les différents risques climatiques impactant les acteurs financiers

Comme présenté précédemment, il existe de nombreux risques qui sont liés au changement climatique puisque celui-ci touche directement les vies humaines. Le réchauffement affecte et continuera d'affecter davantage l'économie mondiale avec les hausses des catastrophes naturelles par exemple. Les gouvernements mondiaux doivent donc freiner la hausse de la température en prenant des mesures permettant la diminution des émissions de gaz à effet de serre.

Actuellement, les acteurs financiers distinguent les risques climatiques en deux grandes catégories : les risques physiques et les risques de transition. Il est aussi possible de considérer une troisième catégorie de risques : les risques de responsabilité. Ces derniers sont liés aux impacts financiers incertains résultant d'éventuelles poursuites en justice pour avoir contribué au changement climatique ou pour ne pas avoir suffisamment pris en compte les risques climatiques. Ces risques sont définis dans EIOPA (2021b). Concernant les exemples présentés ci-dessous, nous nous concentrerons essentiellement sur les secteurs bancaires et de l'assurance.

Le risque physique

Le risque physique mesure l'impact financier direct dû au changement climatique (la multiplication des événements climatiques extrêmes et la modification progressive du climat) et de la dégradation de l'environnement (la pollution de l'air, de l'eau et de la terre, la perte de biodiversité et la déforestation). Selon l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR), les banques et les assureurs français semblent relativement peu exposés à court terme. Leurs expositions sont généralement situées dans des zones peu vulnérables si l'on regarde les scénarios de changement climatique. De plus, il existe en France un dispositif efficace de prise en compte des catastrophes naturelles.

Cependant, ces risques ne doivent pas être sous-estimés. À titre d'illustration, ACPR (2019) observe une hausse du nombre et de l'intensité des incendies dans le sud de l'Europe lors des épisodes de canicule ou encore la perturbation des transports fluviaux à la suite des bas niveaux des fleuves en Europe. Par exemple, les approvisionnements en Allemagne et en Suisse ont été perturbés à cause du niveau trop faible du Rhin. Plus généralement, les effets déjà présents du changement climatique sur les infrastructures ou l'environnement constituent de nouveaux facteurs de risque sur la position financière des États. De plus, d'après ANDRE et MARTEAU (2022), la sinistralité et la sévérité de certains événements climatiques risquent de fortement augmenter à horizon 2050 en France. Par exemple, pour le groupe d'assurance mutuelle française Covéa, la hausse de la sinistralité liée aux crues est de l'ordre de +130% et la hausse de la charge sinistre liée aux sécheresses est de l'ordre de +60% à l'horizon 2050.

On distingue généralement deux catégories de risques physiques :

- **Les risques chroniques** qui peuvent progressivement détériorer la productivité d'un secteur donné. La cause de ces risques peut venir de la montée du niveau des océans ou de l'augmentation de la température moyenne. Ils s'observent particulièrement dans le secteur de l'agriculture.
- **Les risques d'occurrences** d'événements météorologiques extrêmes. Les dommages à la suite de tels événements peuvent conduire à la destruction d'actifs physiques comme les biens immobiliers ou les biens de production. De plus, ils peuvent causer une chute de l'activité économique locale et éventuellement une désorganisation de la chaîne de valeur dans certains secteurs.

Le risque physique ne sera pas étudié plus en détail dans ce mémoire, même s'il est fortement lié au risque de transition comme nous le détaillerons plus tard.

Le risque de transition

Le risque de transition résulte d'une modification du comportement des agents économiques et financiers en réponse à la mise en place de politiques énergétiques ou de changements technologiques visant à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ce processus de réduction des émissions est susceptible d'avoir un impact significatif sur tous les secteurs de l'économie en affectant la valeur des actifs financiers et la rentabilité des entreprises. Cet impact est d'autant plus marqué que la réponse des autorités est forte. Par conséquent, la transition énergétique peut affecter la valeur du portefeuille de marché des établissements bancaires et des organismes d'assurance et augmenter le risque de crédit pour les premiers dans la mesure où l'impact économique de cette transition peut aussi affecter la capacité de remboursement des contreparties. Le risque de transition inclut différents risques :

- **Le risque politique** : Mise en place par les politiques d'un mécanisme de prix du carbone venant à impacter le coût des énergies fossiles et les entreprises de ce secteur.
- **Le risque légal** : La possibilité de litige dû à une minimisation par l'entreprise de son impact sur le climat.
- **Le risque technologique** : Arrivée de nouvelles technologies permettant de diminuer l'impact de certaines activités sur le climat.
- **Le risque lié au sentiment de marché** : Changement du comportement des agents économiques dû à l'achat de produits à plus faible empreinte carbone.
- **Le risque de réputation** : Difficultés rencontrées par une compagnie pour trouver des clients ou des investisseurs si l'entreprise a la réputation de détériorer l'environnement. Ce risque est très proche du risque de responsabilité.

Le risque physique et de transition sont très liés. En effet, si des mesures sont prises afin de diminuer la hausse de température, alors le risque de transition augmente et l'augmentation des événements liés au risque physique sera atténué. Il est possible de faire le raisonnement inverse dans le cas où les politiques n'instaureraient pas de politique de transition. Cependant, si l'absence de mesure pour lutter contre le réchauffement climatique engendre un risque de transition moindre, les risques financiers et économiques peuvent toujours se réaliser notamment à cause d'une hausse du risque physique. Nous pouvons aussi relier ces risques climatiques aux risques plus connus des assureurs, c'est-à-dire les risques de la directive Solvabilité II.

Les risques climatiques étant des risques émergents pour les compagnies d'assurance, le cadre réglementaire actuel n'est pas encore adapté à ce type de risque. Cependant, le régulateur européen a déjà commencé à émettre des avis sur la méthodologie à mettre en place pour les prendre en compte.

1.2 Le cadre réglementaire

1.2.1 La directive Solvabilité II

La solvabilité est la capacité d'une entreprise à faire face à ses engagements en liquidant ses actifs. La directive « Solvabilité II » est un régime prudentiel entré en vigueur le 1er janvier 2016. Elle a pour objectif principal de renforcer la solvabilité des compagnies d'assurance et de réassurance en évaluant les risques spécifiques auxquels elles sont soumises, et ce en fonction du profil d'activité de celles-ci.

Le dispositif Solvabilité II repose autour de trois piliers fondamentaux.

Pilier 1 : les exigences quantitatives

Le pilier 1 établit les règles de constitution d'un bilan prudentiel en fixant les normes quantitatives dans le calcul du bilan économique comme on peut le voir sur la figure 1.3. L'actif est évalué en valeur de marché et non en valeur historique et le passif est comptabilisé en vision « *Best Estimate* ».

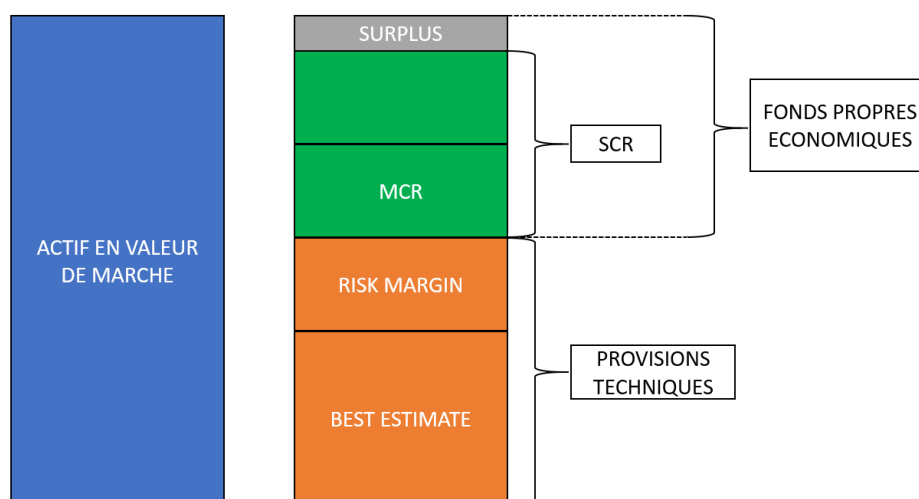


FIGURE 1.3 : Bilan économique sous Solvabilité II

Les provisions techniques (PT)

Dans le bilan Solvabilité II, nous pouvons observer en premier lieu les provisions techniques qui correspondent à une estimation moyenne des engagements sans marge de prudence de l'assureur. Les provisions sont constituées de deux éléments : le *Best Estimate* (BE) et la *Risk Margin* (RM).

Le *Best Estimate* correspond à la valeur économique sans marge de prudence des passifs. Il est égal à l'espérance des flux de trésorerie futurs en tenant compte de la valeur temporelle de l'argent, c'est-à-dire la valeur actuelle probable des flux futurs. Les taux à utiliser pour l'actualisation sont fournis par l'EIOPA. Le BE représente, comme son nom l'indique, la meilleure estimation des prestations futures et il fait l'objet d'un calcul actuariel. En assurance-vie, les compagnies doivent valoriser les options et garanties que l'assureur s'engage contractuellement à servir. Ainsi, le calcul du BE est stochastique et

il nécessite la modélisation des interactions actif-passif à l'aide d'un modèle ALM (*Asset and Liabilities Management*).

La *Risk Margin* représente le coût de l'immobilisation du capital réglementaire imposé par Solvabilité II. La marge pour risque est calculée de manière à garantir que les provisions techniques prudentielles soient égales au montant qu'une compagnie d'assurance ou de réassurance demanderait pour reprendre et honorer ses engagements.

Les fonds propres économiques (FP)

Les fonds propres économiques ou *Net Asset Value* représentent la richesse réelle de l'organisme et sont égaux à la différence entre l'actif et les provisions techniques. De plus, Solvabilité II prévoit le calcul de deux exigences de capital : le MCR et le SCR.

Le *Minimum Capital Requirement (MCR)* correspond au niveau minimum de fonds propres qu'une compagnie d'assurance doit détenir en permanence pour pouvoir exercer son activité. En dessous du seuil fixé par le MCR, la compagnie ne pourrait plus respecter ses engagements auprès de ses assurés.

Le *Solvency Capital Requirement (SCR)* est le montant de fonds propres dont doit disposer l'assureur pour faire face à une ruine à horizon un an avec une probabilité de 99,5%. Les compagnies d'assurance ont deux possibilités pour calculer leur SCR. La première possibilité est la formule standard calibrée par le régulateur et permettant d'être appliquée par tous les assureurs. La seconde possibilité est le modèle interne, complet ou partiel. Il est développé directement par les entreprises et il est nécessaire d'obtenir une validation de l'ACPR pour avoir le droit de l'utiliser pour la détermination du SCR.

Pilier 2 : les exigences qualitatives

Le second pilier concerne les normes qualitatives de suivi et de gestion des risques en interne de chaque compagnie. C'est donc la directive Solvabilité II qui a permis d'introduire la démarche ERM (*Enterprise Risk Management*). L'ERM correspond à un cadre de la gestion des risques de l'entreprise. Il a pour objectif d'identifier les causes et effets d'évènements porteurs de risques. Puis, lors de cette démarche, l'entreprise va étudier l'impact de ses risques sur les objectifs, le patrimoine et la performance de l'entreprise. Cette étude permet de proposer des mesures adaptées afin de gérer au mieux ces risques. Les compagnies d'assurance doivent démontrer leur capacité à apprécier et à maîtriser ces risques dans une vision prospective en tenant compte du profil de risque de l'entreprise et de sa stratégie commerciale. La mise en place d'un système de gouvernance leur permettra d'avoir un véritable pilotage de l'activité globale. Cela passe notamment par l'instauration de quatre fonctions clés définies dans les articles 44, 46 et 48 de la directive : l'audit interne, la fonction de conformité, la fonction de gestion des risques et la fonction actuarielle. Pour avoir une meilleure vision de leurs risques, les compagnies mettent en place un processus dit ORSA (*Own Risk and Solvency Assessment*). Ce processus mesure les risques propres à la compagnie sur un horizon plus long que celui utilisé dans le cadre du pilier 1 (généralement l'horizon du *business plan*). Le pilotage dans un cadre ORSA est détaillé dans la section 1.2.2.

Pilier 3 : le reporting prudentiel

Le dernier pilier établit les règles relatives aux obligations de reporting et de diffusion d'information au public. Ce pilier définit les états prudentiels communs à l'ensemble des contrôleurs européens. Il

a pour objectif de mettre à disposition du grand public davantage d'informations afin de renforcer la transparence et la discipline de marché. Les reportings doivent être effectués de manière régulière.

Les organismes d'assurance doivent donc fournir des données quantitatives avec les QRT (*Quantitative Reporting Template* à l'ACPR. En plus de cela, des reportings narratifs sont transmis soit uniquement à l'ACPR avec le rapport régulier au superviseur (RSR *Regular Supervisory Report*), soit publiquement avec le rapport sur la solvabilité et la situation financière (SFCR pour *Solvency and Financial Condition Report*).

Le cours de CERISIER (2021) permet d'avoir une présentation plus détaillée de Solvabilité II.

1.2.2 L'ORSA : Own Risk Solvency Assessment

Dans le cadre du pilier 2 de la directive Solvabilité II, les assureurs ont l'obligation d'effectuer un ORSA (*Own Risk Self Assessment*) qui correspond à un processus d'évaluation interne des risques et de la solvabilité. L'ORSA est introduit par l'article 45 de la directive 2009/138/CE. L'Autorité européenne des assurances et des pensions professionnelles ou EIOPA pour *European Insurance and Occupational Pensions Authority* définit l'ORSA comme « l'ensemble des processus et des procédures utilisés pour identifier, évaluer, contrôler, gérer et rendre compte des risques à court terme et à long terme de l'entreprise et à déterminer les fonds propres nécessaires pour satisfaire le besoin global de solvabilité à tout moment ».

Les compagnies ont la possibilité d'adapter les formules proposées dans le pilier 1 par le régulateur. Ainsi, le processus permet de prendre en compte tous les risques auxquels est confronté un organisme d'assurance en ajoutant des nouveaux risques ou en modifiant les paramètres de la formule standard.

Ce processus forme un outil d'analyse décisionnelle et stratégique dont l'objectif est de comprendre de façon prospective les risques spécifiques de la compagnie en fonction de son activité. Il est appréhendé sur 3 à 5 ans en général, car il est généralement inscrit dans un horizon de *business plan*. L'ORSA est réalisé chaque année ou à chaque fois que le profil de risque de l'assureur a évolué.

L'article R.354-3 du décret n°2015-513 du Code des assurances explique que dans le cadre de l'ORSA, l'assureur doit traiter de manière qualitative et quantitative trois composantes différentes :

- Le Besoin Global de Solvabilité (BGS) compte tenu du profil de risque spécifique de la compagnie, de sa tolérance au risque et de sa stratégie commerciale.
- Le respect permanent des exigences de capital (SCR et MCR) sur un horizon de temps équivalent à l'horizon *business plan*. Les compagnies doivent donc effectuer une analyse prospective en utilisant des *stress-tests* par exemple. Cette analyse doit permettre de vérifier si l'entreprise peut faire face aux contraintes réglementaires.
- La déviation du profil de risque et les hypothèses qui sous-tendent le calcul du SCR (soit par la formule standard, soit par le modèle interne). Il est nécessaire de vérifier si tous les risques quantifiables sont bien pris en compte dans le calcul du SCR. Les hypothèses de calculs doivent être en adéquation avec le profil de risque spécifique de l'assureur.

Le Besoin Global de Solvabilité (BGS)

Le Besoin Global de Solvabilité (BGS) qui est aussi appelé le Capital ORSA correspond au niveau de fonds propres qu'une compagnie d'assurance a besoin pour pouvoir exercer son *business plan* en

prenant en compte ses risques identifiés. Ainsi, le BGS s'appuie sur une analyse du profil de risque et évalue les moyens nécessaires dont doit disposer l'assureur pour réaliser les ambitions stratégiques en cohérence avec son appétence au risque.

Le BGS se différencie du SCR défini dans le pilier 1. Tout d'abord, le BGS doit porter sur tous les risques importants de la compagnie, y compris les risques non quantifiables comme le risque de liquidité ou le risque de réputation. Comme dit précédemment, cet indicateur tient compte des éventuels changements de stratégies de l'entreprise et donc des nouvelles expositions. L'approche des risques est donc plus fidèle à la compagnie dans le cas du BGS. De plus, l'horizon temporel retenu dans le calcul du BGS est plus élevé que celui retenu pour le calcul du SCR car il correspond à un horizon *business plan*, soit entre 3 et 5 ans. Ces calculs permettent aux compagnies de vérifier si leur stratégie reste viable dans des scénarios très adverses. Il est possible que le plan stratégique d'une compagnie ne soit pas réalisable après le calcul du BGS. L'entreprise pourra alors proposer un autre plan afin d'assurer sa solvabilité.

D'après l'article 262 du Règlement Délégué, « le Besoin Global de Solvabilité d'une entreprise d'assurance ou de réassurance est prospective et porte [...] sur les risques, y compris opérationnels, auxquels l'entreprise est ou pourrait être exposée, compte tenu des modifications que son profil de risque pourrait connaître à l'avenir sous l'effet de sa stratégie d'entreprise ou de l'environnement économique et financier ». Par conséquent, le risque climatique devrait déjà être pris en compte dans l'ORSA des assureurs. Cependant, l'EIOPA dans leur avis EIOPA (2021b) ne décompte que 13% des rapports ORSA intégrant une analyse des risques climatiques, dont la majorité (68%) ne contiennent que des analyses qualitatives. C'est pour cela que le 19 avril 2021, l'EIOPA a rendu une première opinion concernant l'utilisation dans l'ORSA de scénarios matérialisant le risque climatique.

L'appétence au risque

L'appétence au risque ou *risk appetite* en anglais représente le niveau de risque accepté par une compagnie dans le but d'accomplir ses objectifs de développement. Elle doit être prise en compte lors du calcul du Besoin Global de Solvabilité. Cette notion n'est pas une notion propre à Solvabilité II et n'a pas été clairement définie dans le Règlement Délégué. Le pilotage de l'activité de l'entreprise doit donc respecter ce niveau de tolérance. Généralement, l'appétence au risque est exprimée à travers différents indicateurs :

- Les indicateurs liés au bilan de l'organisme d'assurance comme le SCR, le BE ou le ratio de solvabilité.
- Le ratio de couverture. Le ratio de couverture pour une date t et un horizon de l'étude ORSA T est

$$\forall t \in [1; T], \text{Ratio}_t = \frac{FP_t}{SCR_t}.$$

L'appétence au risque peut alors s'exprimer comme un seuil minimum fixé pour le ratio de couverture sur l'horizon de projection.

- Le RORAC pour *Return On Risk Adjusted Capital*. C'est un indicateur de rentabilité de l'entreprise et il correspond au ratio entre les marges nettes et les fonds propres nécessaires pour couvrir les pertes exceptionnelles. Si R_t correspond au résultat net de l'organisme d'assurance alors

$$\forall t \in [1; T], \text{RORAC}_t = \frac{\mathbb{E}[R_t]}{SCR_t}.$$

Comme pour le ratio de couverture, un seuil minimum peut être associé lors de l'étude ORSA. De plus, cet indicateur se calcule à différentes mailles possibles, ce qui permet une analyse par segments de risques.

- Le ROE (*Return On Equity*), le chiffre d'affaires, etc.

Tous ses indicateurs ont pour objectif de limiter les risques auxquels l'entreprise fait face et de maximiser ses profits. Au vu des enjeux climatiques actuels, les assureurs peuvent aussi utiliser de nouveaux indicateurs qui prennent en compte les actions positives ou négatives de l'entreprise sur le climat. Ces indicateurs seront présentés dans la section 2.3.

Le processus ORSA est schématisé sur la figure 1.4.

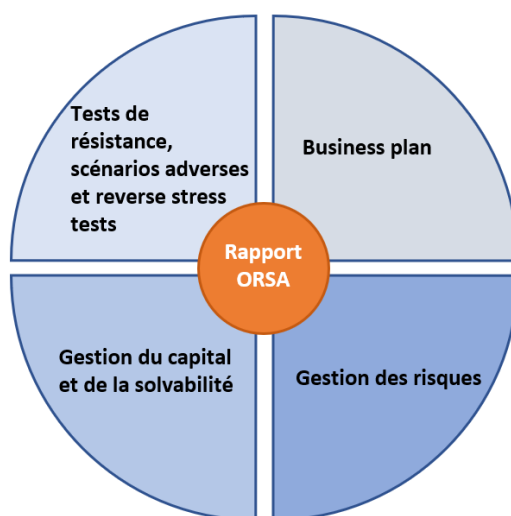


FIGURE 1.4 : Schéma du processus ORSA, L'ARGUS DE L'ASSURANCE (2016)

1.2.3 Les derniers avis de l'EIOPA pour intégrer le risque climatique dans l'ORSA

Solvabilité II exige que les entreprises d'assurance et de réassurance prennent en compte dans leur système de gouvernance, leur système de gestion des risques et leur ORSA tous les risques auxquels elles sont confrontées à court et à long terme et auxquels elles sont ou pourraient être exposées. Ces risques doivent être pris en compte même s'ils ne sont pas entièrement inclus dans le calcul du SCR.

La Commission Européenne a proposé un projet d'acte délégué modifiant le Règlement Délégué (UE) 2015/35. Les entreprises doivent intégrer les risques de durabilité dans leur gestion des risques et leur ORSA. Le risque de durabilité concerne les événements ou situations dans le domaine Environnemental, Social ou de la Gouvernance (ESG) qui, s'ils surviennent, pourraient avoir une incidence négative importante, réelle ou potentielle, sur la valeur de l'investissement. Ainsi, les risques liés au changement climatique sont directement intégrés dans le risque de durabilité.

Ces modifications ont été enregistrées dans le Règlement Délégué (UE) 2021/1256 du 21 avril 2021 publié le 2 août 2021 et sont rentrées en application dès le 2 août 2022. La Commission européenne a proposé dans la directive publiée le 22/09/2021 de conférer plusieurs mandats sur les risques durabilité à l'EIOPA.

Le régulateur européen doit évaluer s'il conviendrait de réserver un traitement prudentiel spécifique aux expositions associées aux actifs ou activités étroitement liés à des objectifs environnementaux ou sociaux. Sur la finance durable, un cadre de prise en compte des risques climatiques et de biodiversité pourrait être mis en place. Dans l'article 304 bis de la directive publié par la Commission Européenne le 22/09/2021, l'EIOPA se voit donc confier le mandat d'étudier d'ici juin 2023 un éventuel différentiel de risque et un traitement prudentiel dédié aux actifs « verts » et « bruns ». L'introduction d'une obligation pour les assureurs d'identifier leurs expositions significatives aux risques de changement climatique et d'évaluer le cas échéant l'impact de scénarios de changement climatique est aussi proposé.

La modification de l'article 45 du Règlement Délégué va avoir plusieurs conséquences pour les compagnies d'assurance. Tout d'abord, concernant l'ORSA, les assureurs vont devoir intégrer le risque de durabilité et donc le risque climatique dans le BGS. La gouvernance des entreprises sera aussi impactée. En effet, la fonction clé « gestion des risques » aurait l'obligation d'identifier et d'évaluer les risques en matière de durabilité et la fonction actuarielle devra donner son avis sur les effets du risque climatique sur la politique de souscription de l'entreprise. Ainsi, les politiques de souscription, de provisionnement et de gestion du risque d'investissement vont devoir intégrer le risque de durabilité. Les compagnies auront l'obligation d'inclure des informations sur la manière dont elles tiennent compte des risques de durabilité dans leur système de gestion des risques.

Dans ses avis sur l'intégration des risques climatiques EIOPA (2020), l'EIOPA propose une matrice représentée sur le tableau 1.2 croisant les risques prudentiels connus et pris en compte dans Solvabilité II avec les nouveaux risques liés au changement climatique. Cette matrice de transition va permettre d'évoquer la matérialité des risques et le processus que les compagnies doivent mettre en place pour estimer leur exposition.

Risques Climatiques / Risques Prudentiels		Risque de Souscription	Risque de Marché	Risque de Crédit	Risque Opérationnel, de Réputation et Stratégique
Risque de Transition	Politique		x	x	x
	Légal		x	x	x
	Technologique		x	x	x
	Sentiment de Marché		x	x	x
	Réputation		x	x	x
Risque Physique	Chronique	x	x	x	x
	D'occurrence	x	x	x	x

TABLE 1.2 : Matrice croisant risques climatiques et risques prudentiels de Solvabilité II pour une compagnie d'assurance vie, EIOPA (2020)

Pour rappel, les risques sont considérés comme matériels ou importants dans le contexte de Solvabilité II lorsque le fait d'ignorer le risque pourrait influencer la prise de décision ou le jugement des utilisateurs qui, dans le cas de l'ORSA, sont l'organe d'administration, de gestion ou de contrôle de l'entreprise et son personnel compétent.

Or, le risque de transition peut perturber la composition sectorielle de l'économie, par exemple en passant d'un secteur à forte intensité de carbone à un secteur vert. Les stratégies d'investissement axées sur le carbone risquent alors d'être mises à mal. On parle alors « d'actifs bloqués » ou de « *stranded assets* ». En outre, une telle évolution mettra en péril la viabilité des modèles commerciaux reposant sur les clients des secteurs à forte intensité de carbone, mais créera également des opportunités pour le développement et la conception de nouveaux produits d'assurance destinés aux secteurs économiques émergents.

L'EIOPA et les superviseurs à l'échelle nationale s'attendent donc que les compagnies identifient la matérialité de leurs propres expositions aux risques liés au changement climatique par une combinaison d'analyses qualitatives et quantitatives. Le processus d'évaluation de la matérialité va donc suivre le schéma de la figure 1.5.

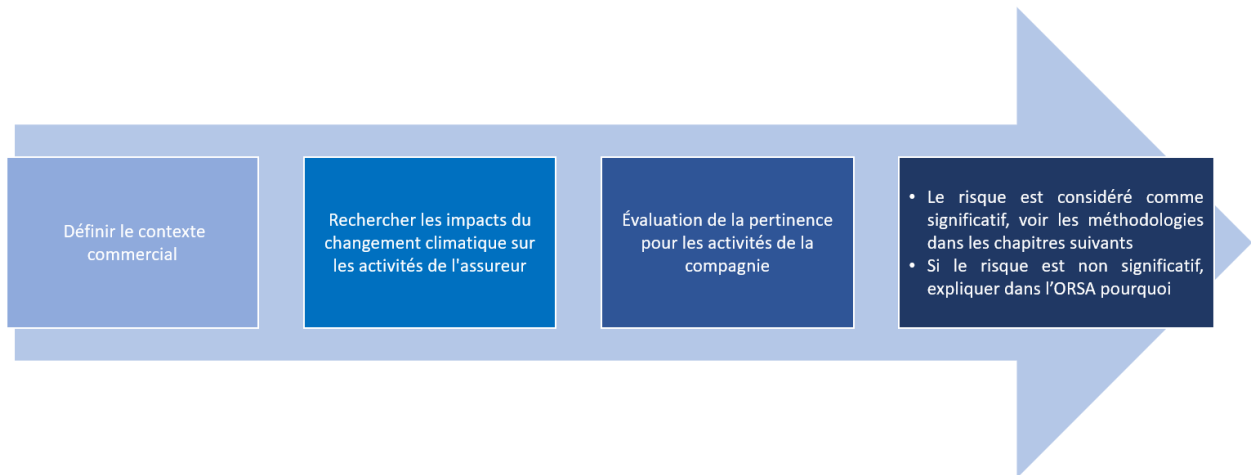


FIGURE 1.5 : Processus d'évaluation de la matérialité des risques liés au climat, EIOPA (2021a)

Le processus se fait donc en 3 étapes :

- **Définir le contexte commercial** : Dans la première étape, l'entreprise peut définir le contexte dans lequel elle serait exposée aux risques liés au changement climatique. La compagnie peut par exemple décrire les activités d'assurance concernées, l'horizon temporel considéré, le contexte stratégique, etc. L'organisme peut estimer s'il a investi dans des secteurs sensibles à la transition vers une économie moins carbonée.
- **Rechercher les impacts du changement climatique sur les activités de l'assureur** : Dans la deuxième étape, l'entreprise recherche quels pourraient être les impacts possibles des risques liés au changement climatique sur leur exposition. Dans cette étape, une distinction peut être faite entre le risque de transition et le risque physique. L'entreprise élabore avec une analyse qualitative les effets possibles sur ses produits d'assurance ou sur son bilan.
- **Évaluation de la pertinence pour les activités de la compagnie** : L'entreprise évalue la matérialité de chaque risque lié au changement climatique sur les deux côtés du bilan. La matérialité doit prendre en compte la taille de l'exposition de l'entreprise, l'impact du changement climatique sur l'exposition spécifique et la probabilité que l'impact se produise. L'évaluation de la matérialité peut être résumée dans une matrice de risque qui sera détaillée dans le chapitre suivant.

L'intégration du risque climatique est schématisée sur la figure 1.6.

L'EIOPA a aussi émis un avis EIOPA (2022) sur les hypothèses concernant les scénarios de transition à utiliser et les différentes méthodologies à utiliser pour effectuer des *stress-tests* climatiques qui seront détaillés dans les chapitres suivants. Cependant, les *stress-tests* et l'ORSA n'ont pas les

mêmes objectifs. L'ORSA est principalement un outil de pilotage interne pour les entreprises alors que les *stress-tests* ont pour objectif d'identifier les vulnérabilités sur le marché.

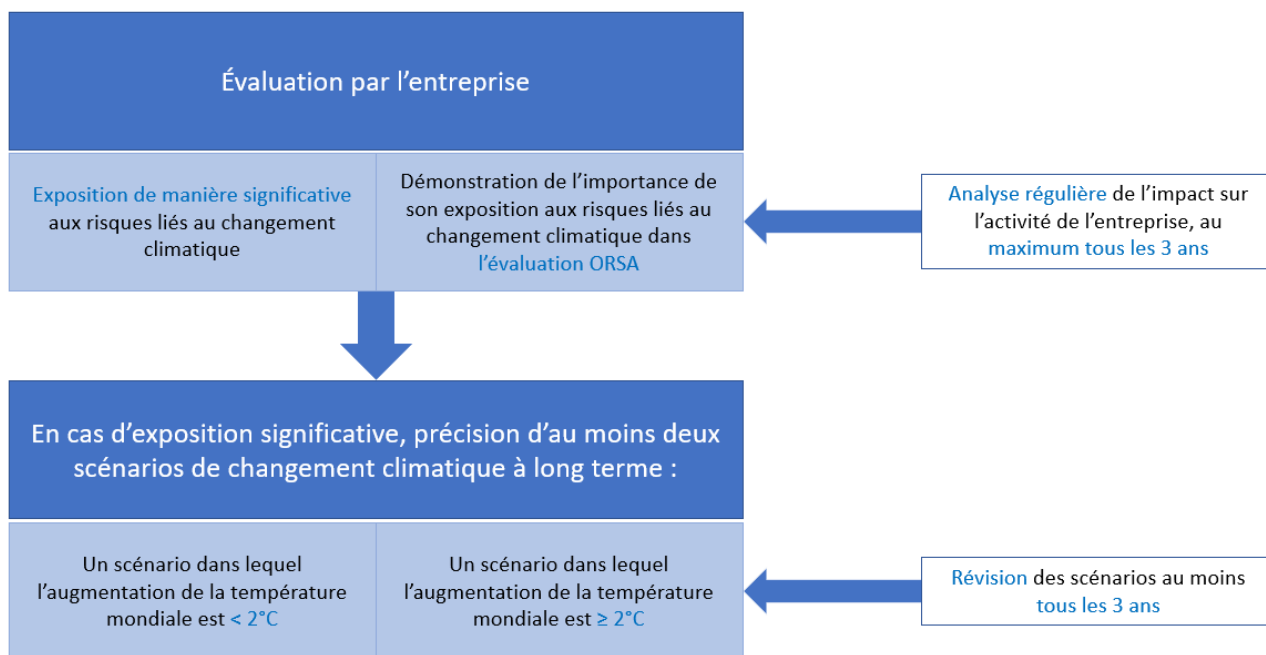


FIGURE 1.6 : Schéma de l'intégration du risque climatique, L'INSTITUT DES ACTUAIRES (2022)

Les assureurs et les régulateurs à l'échelle nationale avaient déjà anticipé la prise en compte du risque climatique. En effet, en France, l'ACPR avait déjà mis en place un exercice pilote permettant d'observer l'exposition des assureurs et des banques françaises au risque climatique.

1.3 Première approche : l'exercice pilote de l'ACPR

En 2020, cette préoccupation croissante du risque climatique a conduit au lancement d'un exercice prospectif dit de « *stress-test* climatique » par l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR), associant les principaux groupes bancaires et organismes d'assurance. Cet exercice inédit avait pour ambition d'évaluer la sensibilisation et l'appétence de la place financière de Paris dans la gestion et l'intégration des risques liés au changement climatique pour s'assurer de leur stabilité financière. Un lecteur intéressé pourra se référer aux publications de l'ACPR sur les hypothèses ACPR (2019) et les résultats obtenus ACPR (2021) lors de cet exercice pilote.

1.3.1 Présentation de l'étude

De juillet 2020 à avril 2021, l'ACPR a conduit cet exercice pilote inédit pour de nombreuses raisons. Pour la première fois, des groupes bancaires et des organismes d'assurance ont participé à une évaluation des risques associés au changement climatique, et cela, sous la responsabilité du superviseur.

Cette étude est l'une des plus complètes et exigeantes concernant les études du risque climatique. En effet, l'horizon temporel étudié allant jusqu'à 2050, horizon de temps bien supérieur à ceux utilisés,

les hypothèses novatrices notamment de bilan dynamique et les nouvelles méthodologies avec des scénarios construits par secteur d'activités en font un exercice ambitieux et innovant. Cette expérience a permis de couvrir les impacts liés au risque physique et au risque de transition. Pour cela, l'ACPR a mis à disposition des participants des hypothèses et des scénarios communs afin qu'ils puissent évaluer directement les impacts du changement climatique.

L'exercice mené par l'ACPR a atteint de nombreux objectifs, notamment d'un point de vue de mobilisation et de sensibilisation des institutions financières face au changement climatique. Il a aussi permis d'obtenir une première mesure de l'impact du changement climatique.

L'ACPR a réussi à mobiliser une grande partie des établissements bancaires et des organismes d'assurance. Les 9 groupes bancaires et les 15 groupes d'assurance représentent 85% et 75% du bilan de leur secteur respectif. Parmi les participants, on peut évoquer BNP Paribas, Société Générale ou encore la BPCE du côté bancaire et Axa, Allianz ou SCOR du côté assurance et réassurance. Une grande partie des institutions financières a participé à cet exercice même si la participation s'effectuait sur la base du volontariat. Cette étude est donc représentative du marché actuel.

Cette mobilisation a permis de sensibiliser les acteurs aux risques de changement climatique. En effet, les participants ont souligné l'intérêt de cet exercice pilote, et cela, malgré les limites liées aux méthodologies utilisées et à l'absence de données. Pendant le déroulé de l'exercice, les entreprises ont pu observer une mobilisation très transversale des équipes qui a amené à une meilleure compréhension des enjeux et de l'impact du changement climatique sur leur modèle d'activité. Les institutions financières ont donc été encouragées à progresser sur leur prise en compte du risque climatique dans leur gestion des risques.

Cette étude a aussi été l'une des premières à utiliser des scénarios complexes de transition climatique ou des scénarios liés au risque physique. Ces scénarios ont été développés en respectant les orientations du *Network for Greening the Financial System* (NGFS). Le NGFS est un réseau composé de plus de 114 banques centrales et superviseurs financiers. Leur objectif est d'accélérer le verdissement du secteur financier et d'élaborer des recommandations sur le rôle des banques centrales pour limiter le changement climatique.

Ces scénarios ont été construits par les équipes de la Banque de France et leur construction sera détaillée dans les chapitres suivants. Quatre scénarios différents ont été utilisés, trois pour étudier le risque de transition et un pour le risque physique. La figure 1.7 schématise la trajectoire des émissions de gaz à effet de serre dans chacun des scénarios. Ils ont aussi été utilisés lors de l'exercice piloté par la Banque d'Angleterre qui a débuté en juin 2021 et lors de l'exercice de *stress-test* de la Banque Centrale Européenne en 2022. De nombreux superviseurs commencent donc à construire des scénarios et à lancer leurs propres exercices liés au changement climatique. Cela permettra de contribuer ainsi à l'élaboration d'un socle commun de connaissances et d'évaluation des risques climatiques.

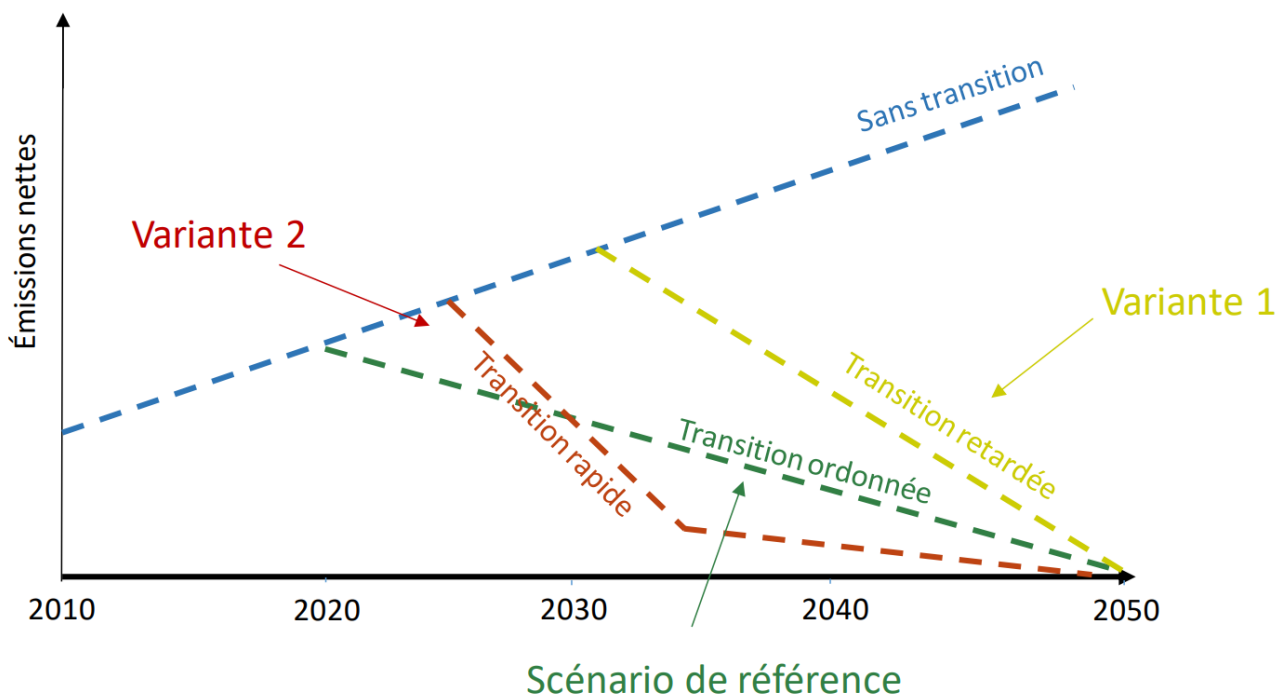


FIGURE 1.7 : Représentation schématique des scénarios de transition et de risque physique inclus dans l'exercice pilote de l'ACPR, ACPR (2019)

L'exercice pilote a permis de servir de première mesure des risques et vulnérabilités auxquels les banques et assureurs français sont exposés. En avril 2019, L'ACPR avait déjà effectué différentes analyses sur l'exposition des institutions financières avec une évaluation non-prospective. L'utilisation de scénarios divers et l'horizon de temps beaucoup plus long que pour les *stress-tests* classiques rajoute une vision prospective aux anciens exercices.

De plus, les participants ont pu évaluer leur capacité d'action en utilisant l'hypothèse de bilan dynamique proposée par l'ACPR. Pour cela, les compagnies avaient la possibilité de retirer leurs investissements de certains secteurs ou certaines activités émettrices de gaz à effet de serre. L'utilisation du bilan dynamique associé à un horizon de temps long a fait de l'exercice pilote une première analyse prospective de l'exposition aux risques climatiques des institutions financières.

1.3.2 Les résultats obtenus pour le secteur de la banque et de l'assurance

Comme dans les analyses précédentes de l'ACPR, l'exposition et la vulnérabilité aux risques liés au changement climatique sont globalement modérées. En utilisant les projections faites par le GIEC et par le NGFS, la France et l'Europe sont moins impactées par rapport à d'autres zones géographiques.

Selon AGENCE INTERNATIONALE DE L'ÉNERGIE (2017), la France émet 0,9% des émissions de mondiales de gaz à effet de serre, ce qui correspond à 4,56 tonnes d'émissions de CO_2 par habitant par an. Des pays comme les États-Unis ou la Chine qui représentent respectivement plus de 28,2% et 14,5% des émissions mondiales, soit respectivement 6,68 et 14,61 de tonnes d'émissions de CO_2 par habitant, sont certainement plus exposés. Cette faible part dans les émissions mondiales est due à la manière dont la France produit son électricité. Le nucléaire représente 67% de la production d'électricité. Cependant, ce *mix* énergétique n'est pas sans risque comme le montre la sécheresse de

l'été 2020. Les fortes chaleurs ont entraîné une baisse des cours d'eau empêchant le refroidissement des centrales nucléaires. Cela a forcé au gouvernement d'utiliser de l'électricité produite par des centrales à charbon. L'Allemagne, qui a un *mix* énergétique relativement différent, émet 8,7 tonnes de CO_2 par habitant. Ainsi, la France est relativement moins exposée que d'autres pays au risque de transition.

Dans l'exercice pilote, les scénarios pour déterminer l'exposition au risque de transition permettaient d'avoir une granularité sectorielle sur les investissements des institutions financières. Les secteurs identifiés comme étant les plus impactés si une transition climatique a lieu sont les industries extractives, la cokéfaction et le raffinage, le pétrole, l'agriculture, etc. En effet, c'est bien dans ces secteurs que l'on observe une hausse des probabilités de défaut et du coût du risque. Le coût du risque représente l'ensemble des coûts inhérents aux risques de défaillance, de contrepartie, de crédit, supportés par la banque. Dans les scénarios de transition, ce coût augmente fortement et est multiplié par trois dans ces secteurs dits « sensibles ». Si l'on compare cela avec la crise de la COVID qui correspond à un contexte de fortes récessions économiques, le coût du risque des banques françaises avait été multiplié par deux. Les pertes des banques et des assureurs sont donc vraiment concentrées dans ces secteurs.

Pour répondre à cette hausse de l'exposition, les établissements bancaires ont utilisé l'hypothèse de bilan dynamique afin de réduire leur part d'investissement dans ces secteurs, ce qui a diminué leur exposition. Cependant, l'ACPR a pu observer une réelle dispersion selon les expositions individuelles des entreprises et les organismes d'assurance ont très peu utilisé cette possibilité.

Les résultats de l'exercice pilote ont aussi démontré que les organismes d'assurance peuvent être vulnérables au risque physique, et cela, même si la France est relativement épargnée dans les scénarios du GIEC. En effet, dans certaines zones géographiques françaises, le coût de la sinistralité pourrait être multiplié par 6 entre 2030 et 2050. Cette hausse est liée à l'augmentation de la sévérité et de la fréquence des sécheresses et des inondations dans certains départements. Les assureurs ont estimé pouvoir intégralement compenser ces pertes en augmentant les primes des assurés.

Les banques ont eu plus de difficultés à évaluer leurs expositions au risque physique, car les établissements bancaires n'arrivent pas à avoir une vision précise de la localisation géographique de leurs expositions notamment dans l'immobilier ou les *corporates*.

Les institutions bancaires et les assureurs doivent donc approfondir dès aujourd'hui leurs actions en faveur de la lutte contre le changement climatique. Pour cela, ils doivent intégrer les risques induits par ce dernier dans leur processus d'évaluation des risques financiers, car ce sont ces actions qui contribueront aux évolutions observables à moyen et long terme. Cette meilleure prise en compte du risque de changement climatique est en effet nécessaire pour favoriser une meilleure allocation des ressources et assurer le financement de la transition. Si la prise de conscience semble générale, le degré de maturité reste hétérogène et certaines institutions n'ont pas encore nécessairement intégré le bon degré d'urgence à agir.

1.3.3 Les différentes limites observées

Si l'exercice pilote a permis des avancées sur la prise en compte du risque climatique, de nombreuses limites méthodologiques ont été observées et sur lesquelles il est nécessaire de progresser. Des travaux complémentaires doivent donc être menés et un nouvel exercice pilote mené par l'ACPR doit se dérouler de 2023 à 2024.

L'une des premières limites de l'exercice pilote a été le choix des hypothèses retenues dans la construction des scénarios et l'identification des secteurs sensibles.

L'horizon de temps choisi pour l'exercice a été une réelle difficulté rencontrée par les institutions financières. En effet, la période d'étude s'étalant jusqu'à 2050 est bien plus longue que les horizons habituels sur lesquels les entreprises travaillent. L'ACPR a fourni un ensemble de variables macroéconomiques et financières projetées par pas de cinq ans pour illustrer les différents scénarios. Les banques et les assureurs n'avaient pas des modèles adaptés pour intégrer l'évolution de ces variables sur le long terme. Sur les 15 groupes d'assurances participant à l'exercice, six sont passés par des prestataires afin d'obtenir les projections nécessaires. Les outils de gestion actif-passif ne sont pas adaptés pour des temps si longs. L'horizon de temps très long a pu engendrer des temps de calcul très élevés notamment concernant les paramètres liés au risque de crédit. Les assureurs ont donc très peu utilisé l'hypothèse de bilan dynamique pour réallouer leurs investissements. En effet, seul un participant a eu recours à une réallocation stratégique de ces actifs pour réagir aux scénarios adverses.

Les participants ont aussi remarqué une très faible variabilité entre les différents scénarios proposés par l'ACPR. Le superviseur avait donc rajouté un scénario en plus de ceux du NGFS. De plus, l'objectif de l'ACPR n'était pas de savoir si les banques et les assureurs étaient capables de résister à des chocs extrêmes liés aux risques induits par le changement climatique mais de vraiment sensibiliser les participants. Les scénarios ne prenaient donc pas en compte de récession économique contrairement aux hypothèses utilisées dans les *stress-tests* classiques.

L'identification des secteurs sensibles est un véritable enjeu dans l'analyse des risques liés au changement climatique. Les scénarios nécessitent des hypothèses concernant l'évolution du *mix* énergétique. Ces hypothèses permettent une première évaluation de la sensibilité des secteurs. Il est aussi possible d'utiliser les émissions de gaz à effet de serre afin d'identifier les secteurs exposés au changement climatique. Le choix des secteurs n'est donc pas neutre.

L'ACPR a fait le choix d'utiliser une segmentation par code NACE pour attribuer les différents chocs. La NACE est la Nomenclature statistique des Activités économiques dans la Communauté Européenne. C'est un système de classification des activités économiques recensant 615 codes. Cette segmentation pose de nombreux problèmes.

Certaines entreprises ont de multiples activités. Une entreprise peut avoir une partie de son activité peu exposée au risque de transition et une autre partie plus à risque. Ainsi, dans la segmentation, le code NACE utilisé peut être celui de l'activité non exposée. Un exemple concret est celui lié à la fusion des entreprises Glencore et Xstrata. Glencore est une entreprise spécialisée dans le « commerce de gros » et Xstrata est une entreprise rattachée au secteur des industries extractives. En utilisant le code NACE G46 correspondant à l'activité « commerce de gros », l'exposition de Glencore Xstrata est sous-estimée. Ainsi, le risque est de sous-évaluer l'exposition au risque de transition en ayant recours à une segmentation par code NACE.

De plus, en utilisant une déclinaison sectorielle par code NACE, on ne peut pas prendre en compte les différences au sein d'un même secteur d'activité. Dans l'exercice pilote, le secteur « électricité et gaz » est faiblement impacté dans tous les scénarios utilisés. Cependant, les entreprises au sein même de ce secteur n'utilisent pas du tout les mêmes technologies pour produire de l'électricité. Par exemple, si l'on compare ENEL et RWE, deux entreprises affectées à ce code NACE, leur probabilité de défaut évolue différemment. La probabilité de défaut de RWE augmente bien plus que celle d'ENEL car 30% de sa production d'électricité est générée par du charbon. Il est important d'utiliser une approche différente ou plus fine dans la segmentation des entreprises, notamment dans les secteurs clés de la transition.

Il est donc nécessaire d'améliorer les modèles et les approches utilisées par les organismes d'assurance pour mieux tenir compte du risque de transition climatique. Pour cela, les compagnies d'assurance auront besoin de nombreuses sources de données afin d'améliorer les pistes méthodologiques qui

ont été mises en œuvre par les institutions financières dans le contexte de cet exercice. Dans les chapitres suivants, nous allons expliquer quelles sont les méthodologies possibles pour prendre en compte de manière qualitative et de manière quantitative le risque de transition climatique dans l'ORSA.

Chapitre 2

Les hypothèses et la construction des scénarios de transition climatique

Nous détaillons dans cette partie les hypothèses à effectuer pour construire et utiliser les scénarios de transition. Nous avons fait le choix de fonder les scénarios sur une hausse de la fiscalité carbone. Ainsi, nous faisons un lien entre la diminution des gaz à effet de serre et la hausse du prix du carbone. Nous développons les approches qualitatives possibles pour estimer la matérialité et l'exposition au risque de transition en fonction des scénarios choisis.

2.1 La fiscalité du carbone : un enjeu majeur de la transition

La fiscalité carbone est un des leviers majeurs des politiques pour effectuer une transition climatique. En effet, une hausse de la fiscalité carbone permettrait de diminuer les émissions de gaz à effet de serre. Pour mettre en place cette fiscalité, de nombreux moyens sont mis à la disposition des États. Cependant, il n'existe pas encore de fiscalité carbone uniforme dans le monde. Actuellement, les pays disposent de deux manières différentes de réguler économiquement les émissions carbone : la taxe carbone et le marché du carbone.

2.1.1 La taxe carbone

La taxe carbone est une taxe environnementale ou une écotaxe qui concerne les émissions des gaz à effet de serre. Plus précisément, c'est une taxe qui associe un impôt à chaque tonne de CO_2 -équivalent. Ainsi, l'objectif est d'inciter les particuliers et les entreprises à consommer en limitant les émissions de gaz à effet de serre. Cette taxe est une taxe dite pigouvienne du nom de l'économiste britannique Arthur Cecil Pigou. En effet, une taxe pigouvienne est destinée à internaliser le coût social des activités économiques, notamment en ce qui concerne la pollution. Elle encourage à quantifier les coûts des externalités négatives des produits et services. C'est pour cela que le terme « pollueur-payeur » est utilisé pour qualifier cette taxe.

La taxe carbone peut être appliquée de deux manières différentes :

- La taxe peut être prélevée **en aval**. Ce mode de prélèvement consiste à calculer les émissions de gaz à effet de serre induites par la production et la distribution d'un produit ou d'un service.

Cette méthode est rarement appliquée par les États car cela demande de mettre en place une comptabilisation des émissions trop complexe.

- La taxe peut être prélevée **en amont**. Les États prélèvent donc la taxe sur les consommations finales notamment des énergies fossiles. Les émissions finales de gaz à effet de serre des différentes énergies fossiles étant connues, ce mode de prélèvement est privilégié.

Le terme de taxe pour évoquer la taxe carbone peut être vu comme un abus de langage. En effet, cette taxe prend davantage la forme d'une redevance. Une taxe est un prélèvement obligatoire au profit d'un service public déterminé. La redevance correspond quant à elle à un prélèvement non-obligatoire payé uniquement par l'utilisateur d'un service. À titre d'exemple, si un consommateur n'effectue pas de plein d'essence, il ne paiera pas la composante carbone associée. À contrario, si un individu réussit à être dans une stratégie zéro déchet, il paiera la taxe sur les ordures ménagères. Ainsi, l'objectif d'une redevance est de compenser le juste coût d'un service.

Le prélèvement de la taxe carbone est effectué de manière proportionnelle aux quantités émises ce qui signifie que plus l'émission est forte, plus la taxe est élevée. Ainsi, la taxe est tarifée à la tonne de CO_2 -équivalent émise. L'objectif est ensuite d'effectuer des hausses progressives afin d'augmenter les investissements sur les projets à faibles émissions et en même temps de ne pas pénaliser de manière excessive les acteurs sur un court terme.

L'élaboration d'une taxe carbone a eu lieu lors du Protocole de Kyoto en 2007, accord international visant à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ce mode de fonctionnement a donné lieu à de nombreuses critiques ce qui a amené à l'élaboration de divers marchés du carbone proposés par les industriels. En effet, la taxe carbone peut nuire au pouvoir d'achat des consommateurs en gonflant les prix des biens et des services. Les derniers rapports du GIEC et la COP21 ont relancé le débat sur la mise en place de la taxe carbone. En effet, elle reste l'un des moyens les plus efficaces de lutte contre le réchauffement climatique. Cependant, les signataires des Accords de Paris n'ont pas l'obligation d'appliquer la taxe carbone, elle est seulement recommandée.

En France, les entreprises et les particuliers sont concernés par cette taxe car elle est intégrée au prix final de l'essence, du gazole et du gaz naturel. En effet, la composante carbone également nommée contribution climat énergie (CCE) est déjà intégrée depuis 2014 dans trois de quatre taxes intérieures de consommation (TIC) :

- La taxe intérieure de consommation sur les produits énergétiques (TICPE)
- La taxe intérieure sur la consommation de gaz naturel (TICGN)
- La taxe intérieure sur la consommation de charbon (TICC)

Les parts de la composante carbone dans les différentes TIC sont résumées dans le tableau 2.1. Le principe de la taxe carbone proposé à la suite du protocole de Kyoto a été rejeté dans un premier temps pour être ensuite acté en 2007 suite au Grenelle de l'environnement. La CCE n'a été appliquée que 7 ans après cette décision soit en 2014 sous le gouvernement Ayrault.

Comme évoqué précédemment, le gouvernement avait pour objectif d'augmenter progressivement la taxe carbone. Cette hausse progressive devait permettre aux entreprises et aux particuliers d'adapter leurs usages. Les différents paliers de la taxe carbone ont été votés en 2015 avec la loi n°2015-992 dite loi relative à la transition énergétique pour la croissance verte. Le prix de la tonne de CO_2 a débuté à 7€ pour atteindre 44,6€ en janvier 2022. Cependant, le prix n'a plus évolué depuis la fin 2018 suite

à la crise des gilets jaunes. En effet, le prix en 2020 aurait dû être de 55€ par tonne de CO_2 . Le prix a pour objectif d'atteindre 100€ par tonne de gaz à effet de serre en 2030.

Combustible	Unité	Montant de la TIC (hors TVA)	Montant de la composante carbone (hors TVA)	Part de la composante carbone
GPL	c€/kg	16,50	9,11	55%
Essence	c€/l	63,07	6,97	11%
Gazole	c€/l	53,07	8,07	15%
Fioul domestique	c€/l	11,89	8,07	68%
Gaz naturel	€/MWh PCS	5,88	5,88	100%
Fioul lourd	c€/kg	9,54	9,54	100%
Charbon	€/MWh	9,99	9,99	100%

TABLE 2.1 : Part de la composante carbone dans les TIC en 2017, MINISTÈRE DE L'ENVIRONNEMENT, DE L'ÉNERGIE ET DE LA MER (2016)

Des économistes de l'Organisation pour la Coopération et le Développement Économique (OCDE) ont publié dans DUSSAUX (2020) des analyses sur les conséquences de la taxe carbone sur plus de 8 000 entreprises. Ainsi, la taxe carbone en France a conduit à une baisse de 5% des émissions en 2018 ce qui correspond à 3,6 millions de tonnes de CO_2 en moins pour le secteur manufacturier français. Si le prix de la taxe avait suivi les évolutions votées en 2015, ce qui correspond à un prix de 86€ la tonne et non de 45,6€, alors la réduction aurait été d'environ 6,2 millions de tonnes de carbone. De plus, l'Institut national de la statistique et des études économiques (INSEE) explique dans CALVETANDT et MARICAL (2011) que la hausse du prix du carburant de 10% est corrélée à une baisse de la consommation de carburant de 3,5% à court terme et 7% à long terme. La taxe carbone a aussi engendré 9 milliards d'euros de gains pour l'État en 2018. Cependant, ces gains ont essentiellement été supportés par les ménages et les entreprises tertiaires. Selon l'OCDE, la taxe carbone engendre une hausse faible des licenciements de l'ordre de 2% pour les entreprises les plus énergivores. L'étude rajoute que l'effet total est nul sur l'emploi car le personnel licencié de ces entreprises est réorienté vers des sociétés moins consommatrices.

La France n'est pas l'unique pays à avoir mis en place un système de taxe carbone. En 2020, plus de 31 taxes carbone sont déjà en fonctionnement dans le monde. La majorité des pays utilisant ce système sont des pays de l'Union Européenne et cette taxe a pu rapporter environ 26 milliards de dollars aux différents États. La figure A.1 permet d'observer les différents prix de la taxe à travers le monde. Le prix de la tonne de carbone est vraiment différent d'un pays à l'autre. Le Mexique a fixé un prix à 3\$ la tonne de CO_2 alors que la Suède l'a fixé à 123\$.

Cependant, la taxe carbone fait face à certaines critiques. La principale critique estime que cette taxe est inégalitaire. La taxe carbone est un outil important pour lutter contre le changement climatique mais elle pèse davantage sur les ménages les plus modestes. Les plus pauvres consacrent une part très importante de leurs revenus dans les dépenses énergétiques. Selon DUSSAUX (2020), les 10% des ménages les plus modestes reversent en moyenne 110€ à l'État via la taxe carbone ce qui représente 1% de leur revenu. Les 10% des ménages les plus riches dépensent quant à eux 203€ en moyenne avec la taxe carbone et cela représente 0,2% de leur revenu. La seconde critique concerne le manque de transparence de l'État sur les débouchés de cette taxe. En France, les dépenses publiques doivent obéir au principe d'universalité budgétaire. Ainsi, il est interdit d'utiliser une recette déterminée pour le financement d'une dépense déterminée.

Aujourd'hui, la taxe carbone reste l'un des meilleurs moyens pour favoriser une transition énergétique et limiter les activités émettant des gaz à effet de serre. Son futur objectif est de concilier engagements climatiques et justice sociale. Cependant, elle reste encore marginale si l'on regarde le prix associé et le peu de pays l'ayant mis en place dans le monde. De plus, de nombreux pays ont choisi un système alternatif à la taxe carbone : un marché du carbone.

2.1.2 Le marché du carbone

Les marchés du carbone, comme les taxes carbonées, sont des outils réglementaires permettant d'atteindre les objectifs de réduction de gaz à effet de serre fixés publiquement. Ils peuvent également être nommés systèmes d'échange de quotas d'émissions ou *Emissions Trading Schemes (ETS)* pour système de permis d'émissions négociables. Généralement, un quota carbone correspond à l'émission d'une tonne de CO_2 . Le marché du carbone le plus connu et ayant un fonctionnement le plus avancé est le marché de l'Union Européenne mis en place en 2005.

Ces systèmes d'échanges de quotas permettent de contrôler directement les quantités de gaz à effet de serre émises par les entreprises. Les émissions sont dans un premier temps définies par une quantité de quotas déterminée par l'autorité publique. Dans un second temps, elles sont distribuées aux installations couvertes par le marché de manière gratuite ou par un système d'enchère. Ainsi, sur une période donnée, les installations couvertes doivent ensuite restituer la même quantité de quotas à l'autorité publique. Pour atteindre leurs objectifs, les installations ont la possibilité d'acheter ou de vendre des quotas sur le marché. Les échanges peuvent s'effectuer soit sur des places de marché, soit directement ou via un intermédiaire ou soit de gré à gré.

Les volumes échangés et les prix des transactions sont généralement publics. En effet, le marché du carbone s'appuie sur différents éléments afin de garantir une intégrité environnementale et une certaine transparence. Tout d'abord, l'autorité publique doit mettre à disposition un registre comptable où les émissions, les échanges et la conformité de chaque installation sont enregistrés. Elle doit aussi avoir un système de mesure robuste des émissions afin de s'assurer de la validité des données. Enfin, l'autorité publique doit pouvoir donner des pénalités pour s'assurer que les règles soient bien respectées.

Actuellement, la majorité des marchés carbonés mis en place utilisent deux manières pour accorder une flexibilité dite temporelle aux installations.

- Le *banking*. Les installations ont la possibilité d'épargner des quotas afin de les utiliser sur des périodes futures. Ainsi, lorsqu'une installation émet moins de quotas que la quantité qui lui est allouée, elle peut alors stocker ce différentiel afin de l'utiliser pour des années futures. Ce système permet de réduire les émissions à court terme et également de lisser le prix sur le long terme.
- Le *borrowing*. Les acteurs du marché peuvent emprunter des quotas des périodes futures pour les utiliser sur la période en cours. Ce système permet de limiter la hausse des prix à court terme mais il limite la baisse des émissions.

Les entreprises ont intérêt à réduire leurs émissions si le prix du quota est supérieur au coût de réduction de l'émission. Le prix du quota suit la loi de l'offre et de la demande. Ainsi, si les émissions sont supérieures aux quotas alors le prix du quota augmente, si les émissions sont inférieures au nombre de quotas distribués alors le prix diminue. Les évolutions du prix du quota carbone évoluent donc de la même façon que les prix sur les marchés financiers classiques. L'objectif de l'autorité publique est donc de diminuer chaque année les quotas alloués pour diminuer les émissions de gaz à effet de serre.

Actuellement, les pays n'utilisent pas tous un marché carbone comme le montre la figure A.1. L'Union Européenne est la première à avoir mis en place un marché unique pour réglementer les émissions de l'industrie et de la production d'énergie. Le marché européen est le plus élaboré et il est connu sous le nom du système européen d'échanges de quotas d'émissions de gaz à effet de serre (SEQE) ou *EU Emissions Trading System (EU ETS)*. Il a été déployé à la suite du Protocole de Kyoto et afin de respecter les engagements pris par l'UE. Actuellement, plus de 11 000 installations fixes sont concernées par ce marché et il couvre près de 45% des émissions de gaz à effet de serre de l'UE. Il a été établi que le SEQE allait fonctionner en quatre phases. Les trois premières phases sont résumées dans la table 2.2. Nous pouvons remarquer que la quasi-totalité des quotas était allouée gratuitement avant 2012. Les quotas vendus aux enchères représentent plus de la moitié depuis le début de la phase 3 et l'UE cherche encore à augmenter cette part. Cependant, certaines installations ont toujours la possibilité de recevoir des quotas gratuits pour éviter le risque de fuite du carbone sur certains secteurs. Ce risque correspond au risque de délocalisation de certaines installations pour ne pas avoir à payer les quotas carbonés. Les producteurs d'électricité quant à eux ne reçoivent aucune allocation gratuite de quotas car ils font face à une concurrence moindre et ils peuvent passer ces coûts au niveau des prix des consommateurs. De 2021 à 2030, lors de la phase 4, ce sont surtout les attributions des quotas gratuits et la vérification des calculs des émissions qui vont évoluer. En effet, le taux d'attribution va diminuer de 2,2% chaque année au lieu de 1,74% ce qui représente une baisse de 48 millions de tonnes par an. Cependant, le taux de baisse devrait être supérieur à 4% pour suivre les objectifs de la COP 21.

	Phase 1 (2005-2007)	Phase 2 (2008-2012)	Phase 3 (2013-2020)
Pays	UE 25 + Roumanie et Bulgarie en 2007	UE 27 + Norvège, Liechtenstein et Islande	UE 28 + Norvège, Liechtenstein et Islande
Plafond	~ 2 300 Mt/an (dont réserves)	~ 2 100 Mt/an (dont réserves)	~ 1 950 Mt en 2013 décroissant tous les ans de 1,74% de la moyenne de l'allocation 2008-2012
Allocation gratuite	Minimum de 95% de quotas gratuit principalement basés sur les émissions historiques	Minimum de 90% de quotas gratuits	100% du benchmark pour les industries exposées à risque de fuite carbone Pour les autres secteurs, affectation gratuite à hauteur de 80% du benchmark en 2013, pour atteindre 30% en 2020 et 0% en 2027
Enchères	-	4% principalement au Royaume-Uni et en Allemagne	100% enchère pour le secteur électrique (sauf dérogation exceptionnelle transitoire pour quelques pays)
Banking	Illimité au sein de la phase mais interdit en 2007	Illimité au sein de la phase Autorisé de phase 2 à 3	Illimité
Borrowing	Possible au sein de la phase et limité à l'allocation gratuite de l'année N pour conformité N-1 Impossible en 2007	Possible au sein de la phase et limité à l'allocation gratuite de l'année N pour conformité N-1 Impossible en 2012	Dépend pour chaque installation de si elle reçoit une allocation gratuite ou non (sans quotas gratuits pas de <i>borrowing</i> possible)
Pénalités	40 €/t	100 €/t	100 €/t + inflation

TABLE 2.2 : Changements dans le SEQE depuis 2005, MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉNERGÉTIQUE (2021)

Le marché européen n'est pas l'unique marché du carbone dans le monde. Plus d'une trentaine de marchés étaient mis en place ou sont à l'étude en 2021 comme les marchés des pays d'Amérique latine, des États américains et des Provinces canadiennes. La majorité des pays s'inspirent de l'UE tout en s'adaptant aux spécificités locales. Le marché le plus attendu a été le marché carbone de la Chine et

est effectif depuis le mois de février 2021. Ce marché devrait couvrir le tiers des émissions du pays qui représente une part importante des émissions mondiales.

2.1.3 Le prix du carbone

À la suite des nombreux accords comme le Protocole de Kyoto ou les Accords de Paris, les pays ont eu recours aux deux mécanismes présentés précédemment pour donner un « prix au carbone ». La taxe carbone et le marché du carbone sont deux systèmes complémentaires et leur objectif est le même : diminuer les émissions de gaz à effet de serre.

Ainsi, la majorité des institutions financières utilisent les variations du prix du carbone pour intégrer le risque de transition climatique dans la construction des scénarios. En effet, le NGFS qui a construit divers scénarios climatiques pour aider les acteurs financiers, reprend la définition du prix du carbone donnée par le GIEC. Le prix du carbone correspond donc au « prix des émissions de dioxyde de carbone (CO_2) ou d'équivalent CO_2 évitées ou libérées. Il peut s'agir du taux d'une taxe sur le carbone ou du prix des permis d'émission. Dans de nombreux modèles utilisés pour évaluer les coûts économiques de l'atténuation, les prix du carbone sont utilisés comme une approximation, comme un *proxy* pour représenter le niveau d'effort des politiques d'atténuation ». Nous verrons que ce *proxy* génère des biais dans la prise en compte du risque climatique de transition, notamment pour les entreprises qui seraient capables de revendre leurs quotas carbone par exemple.

Actuellement, une part encore trop faible mais croissante des émissions mondiales est couverte par un prix du carbone. En 2015, d'après le rapport de LA BANQUE MONDIALE (2015), seulement 12% des émissions mondiales étaient couvertes par une tarification du carbone et seulement 40 pays avaient un dispositif pour mettre un prix au carbone. Cette couverture des émissions par un prix du carbone a triplé entre 2005 et 2015 et continue d'augmenter avec la mise en place de nombreux mécanismes comme le marché carbone national en Chine. Les principaux systèmes existants et les ressources générées sont résumés sur les figures A.1 et A.2.

Pour répondre à l'urgence climatique, il est nécessaire d'élargir la tarification carbone dans le monde. La *Carbon Pricing leadership Coalition* (CPLC) a été fondée en septembre 2014 lors du sommet pour le climat par la Banque Mondiale afin de concrétiser les initiatives de mettre un prix au carbone. L'objectif de la CPLC était de couvrir 25% des émissions mondiales en 2020 puis 50% en 2050. Cependant, en 2021, seulement 21% des émissions étaient soumises à un prix du carbone. En effet, le rapport IETA (2021) montre que pour atteindre les 25% de couverture, les programmes existants doivent être complétés par d'autres mesures. Pour cela, les marchés pourraient s'étendre à de nouveaux secteurs et les prix des quotas ou de la taxe pourraient augmenter. Les auteurs estiment que l'objectif de 50% est ambitieux, mais atteignable. Il faudrait que plusieurs grands pays comme l'Australie, la Russie ou la Turquie adoptent une tarification carbone couvrant une grande part de leurs émissions. La tarification carbone peut avoir de réels impacts sur les réductions d'émissions de gaz à effet de serre si les États augmentent la part des émissions prise en compte.

2.1.4 Les émissions des entreprises

Avant d'utiliser le prix du carbone dans divers scénarios, nous devons nous focaliser sur les différents protocoles de comptabilisation des émissions de gaz à effet de serre des entreprises. Les méthodologies les plus reconnues sont le « Bilan Carbone » ou le « *GHG Protocol (GreenHouse Gas Protocol)* ». Comme le *GHG protocol* est le plus utilisé par les entreprises, nous nous focaliserons sur cette méthodologie dans ce mémoire.

En 2001, deux organismes, *World Business Council for Sustainable Development* (WBCSD) et *World Resources Institute* (WRI), lancent le *GHG protocol*. Il prend en compte la majorité des émissions de gaz à effet de serre causée par les activités humaines. Ces deux organismes fournissent une méthode qui permet un calcul des émissions causées par les activités d'une entreprise se déroulant en quatre étapes.

- **Définir le champ de l'étude.** Les entreprises doivent définir les émissions à inclure dans les calculs et délimiter la période. Les émissions sont réparties en trois *scopes* distincts. Il existe différents postes d'émissions à l'intérieur de ces *scopes* comme le montre le tableau 2.3.
- **Calculer les émissions en suivant les principes fournis par le GIEC.** Le calcul se fait donc en équivalent CO_2 comme évoquer dans la section 1.1.1.
- **Contrôler la qualité et la fiabilité des résultats.** L'entreprise doit effectuer des calculs d'incertitudes et faire appel à un tiers.
- **Interpréter les résultats vérifiés.** Après avoir vérifié les calculs des différents *scopes* d'émissions, l'entreprise doit interpréter les résultats afin de définir un objectif de réduction voir un plan d'action.

Le *scope 1* regroupe toutes les émissions directes provenant des installations fixes ou mobiles situées à l'intérieur du périmètre organisationnel de l'entreprise. Ainsi, cela concerne les émissions contrôlées directement par l'entreprise. Le *scope 2* concerne les émissions indirectes liées à l'achat ou la production d'énergie pour les activités de l'entreprise. Le *scope 3* permet de comptabiliser toutes les autres émissions indirectes dues à l'activité de la compagnie et qui ne sont pas comptabilisées dans les autres *scopes*. Ainsi, ce *scope* comprend la majorité des émissions, mais il est le plus compliqué à estimer. C'est dans ce *scope* que sont comptabilisées les émissions liées à l'extraction et au raffinage du pétrole.

Dans ce mémoire, nous nous focalisons principalement sur la fiscalité carbone qui comprend actuellement la taxe carbone et le marché des quotas carbonés. En effet, nous verrons que ces leviers auxquels les politiques peuvent avoir recours permettent d'effectuer une analyse quantitative des conséquences d'une transition climatique sur les actifs d'un organisme d'assurance. De plus, la majorité des scénarios présentée dans la section suivante utilise la hausse de la fiscalité carbone pour estimer les conséquences macroéconomiques d'une transition climatique. Cependant, il existe d'autres leviers pour limiter les émissions de gaz à effet de serre comme une interdiction de certaines activités (l'extraction de pétrole par exemple) ou la mise en place de certains types d'investissements comme les *green bonds* ou de nouvelles réglementations comme la taxonomie verte européenne. Ces deux moyens ne sont pas développés dans le mémoire. En effet, elles permettent de réorienter les investissements des acteurs financiers dans des secteurs compatibles avec la transition écologique et énergétiques, mais elles ne donnent pas la possibilité d'estimer les conséquences d'une transition. Un lecteur intéressé peut se référer à *State and Trends of Carbon Pricing 2021* (2021), SANTIKARN et al. (2021) et BANQUE DE FRANCE (2021).

Catégories d'émissions	n°	Postes
Scope 1 : Émissions directes de GES	1	Émissions directes des sources fixes de combustion
	2	Émissions directes des sources mobiles à moteur thermique
	3	Émissions directes des procédés hors énergie
	4	Émissions directes fugitives
	5	Émissions issues de la biomasse
Scope 2 : Émissions indirectes liées à l'énergie	6	Émissions indirectes liées à la consommation d'électricité
	7	Émissions indirectes liées à la consommation de vapeur, chaleur ou froid
Scope 3 : Autres émissions indirectes de GES	8	Émissions liées à l'énergie non incluse dans les catégories émissions directes de GES et émissions de GES à énergie indirectes
	9	Achats de produits et de services
	10	Immobilisation des biens
	11	Déchets
	12	Transport de marchandise amont
	13	Déplacement professionnels
	14	Actif en leasing amont
	15	Investissements
	16	Transport des visiteurs et des clients
	17	Transport des marchandises aval
	18	Utilisation des produits vendus
	19	Fin des produits vendus
	20	Franchise aval
	21	Leasing aval
	22	Déplacement domicile travail
23	Autres émissions indirectes	

TABLE 2.3 : Décomposition des *scopes*

2.2 Les scénarios de transition

Avant de pouvoir quantifier et analyser les conséquences d'une transition vers un monde décarboné, il est nécessaire de construire des scénarios de transition climatique et économique. La majorité des scénarios est construite de manière prospective. Les scénarios climatiques et les scénarios économiques sont reliés en utilisant le prix du carbone et une évolution du *mix* énergétique. L'EIOPA a déjà émis de nombreux avis concernant les scénarios climatiques et économiques à utiliser. Les organismes d'assurance et les superviseurs peuvent aussi avoir recours à des scénarios construits par des organismes externes comme le NGFS.

2.2.1 Les principes de construction des scénarios et les scénarios requis par l'EIOPA

Dans ces derniers avis publiés, EIOPA (2021a) évoque les différents principes de construction de ces scénarios et les scénarios minimum à évaluer. En effet, les étapes de constructions doivent suivre le schéma de la figure 2.1.

Définir les scénarios

L'EIOPA laisse beaucoup de liberté aux organismes d'assurance sur les scénarios requis dans l'ORSA. En effet, le superviseur européen recommande seulement deux scénarios long terme (plus de 10 années

de projection) à étudier. Cependant, il est nécessaire de faire une étude sur une liste de scénarios plus élaborée. Les deux scénarios long terme requis sont :

- Un scénario où la hausse de la température globale reste comprise entre 1,5°C et 2°C, comme l'exigent les engagements pris par l'U.E.
- Un scénario où l'augmentation des températures mondiales dépasse 2°C.



FIGURE 2.1 : Schéma des étapes de construction des scénarios de transition, EIOPA (2021a)

Concernant les scénarios de transition à court terme, entre 1 et 5 ans, l'EIOPA a donné plus de précision en reprenant la méthodologie détaillée en quatre étapes par le 2DII. Le 2DII pour *The 2° Investing Initiative* est un groupe de réflexion indépendant et à but non lucratif qui travaille à aligner les marchés financiers et les réglementations sur l'Accord de Paris.

La première étape de la méthodologie développée par le 2DII précise qu'il est faut commencer par définir les exigences concernant les scénarios globaux. En effet, les scénarios définissent différents points de vue sur la décarbonisation future de l'économie. Les tendances associées sont utilisées dans le cadre de la modélisation des risques de transition. Ainsi, les scénarios doivent refléter les tendances de la transition. Il faut prendre en compte les évolutions possibles concernant les technologies énergétiques. Certaines agences de modélisation comme l'AIE (Agence Internationale de l'Énergie) ont développé de tels scénarios.

La deuxième étape après avoir défini les scénarios de transition est de définir les paramètres à prendre en compte. Les paramètres clés peuvent être :

- **Les tendances macroéconomiques.** Ces tendances peuvent être représentées en utilisant l'évolution du PIB, de l'inflation et des chocs économiques.
- **Les coûts et incitations politiques mis en place.** Par exemple, les États peuvent utiliser la tarification du carbone présentée précédemment. Ils peuvent aussi avoir recours à des mécanismes de subventionnement via des tarifs de rachat pour accélérer les investissements dans les moyens de production d'énergie renouvelable.
- **Les prix du marché.** L'évolution du prix de certains biens comme le pétrole, le gaz ou les batteries sont des variables à utiliser lors de la construction des scénarios.

- **Les paramètres concernant les productions de biens et de technologies** : la production de pétrole, la production d'électricité, la vente de véhicules électriques, etc.
- **Les paramètres juridiques et réputationnels.**

Dans la troisième étape, il faut définir l'ambition des scénarios. La gestion des risques nécessite d'avoir une vision prospective. Ainsi, les niveaux d'ambition et les manières d'atteindre ces objectifs d'ambition peuvent être significativement différents. Les principaux types de scénarios sont **le statu quo** (*business as usual* en anglais) qui correspond à un réchauffement de 6°C, **la décarbonisation douce** avec une hausse de la température entre 3 et 4°C et **la décarbonisation ambitieuse** où le réchauffement global est inférieur à 2°C. Chacun de ces scénarios est associé à des probabilités différentes d'atteindre une fourchette de degrés de réchauffement.

Il est ensuite nécessaire de choisir la vitesse des scénarios lors de la dernière étape. La vitesse des scénarios permet de déterminer à quelle date les objectifs de transition seront atteints. En effet, les hypothèses en lien avec la vitesse, le caractère « perturbateur » ou le côté non-linéaire de la transition sont des caractéristiques distinctives essentielles pour les scénarios. Ces éléments sont importants pour l'évaluation des risques, car les impacts plus soudains et abrupts sont susceptibles de créer des risques plus importants que les transitions dites « douces ».

Transformer les scénarios en risques liés au changement climatique

Des scénarios de transition différents entraîneront des risques de transition différents. La transition vers l'abandon des combustibles fossiles, de la production et de la consommation à forte intensité de carbone nécessite une évolution importante vers des alternatives neutres en termes d'émissions dans tous les secteurs. La transition énergétique requise par le choc politique aura un impact sur les revenus et les dépenses des entreprises, l'amplitude de l'effet variant selon le secteur et le marché dans lesquels elles opèrent. Ces changements dans les bénéfices des entreprises auront ensuite un impact sur leur valeur marchande. Par exemple, l'un des principaux facteurs du risque de transition est l'évolution future des prix et des volumes des combustibles fossiles, avec des retombées potentielles sur l'économie en général.

Transformer les risques liés au changement climatique en pertes financières

Cette partie est assez complexe. En effet, les organismes n'ont pas le devoir de créer eux-mêmes les scénarios climatiques, mais ils doivent être capables d'estimer les pertes financières qu'engendrent ces scénarios. Par exemple, ils doivent être en capacité de convertir les conséquences financières d'une hausse de la fiscalité carbone sur leur portefeuille d'actifs et ensuite sur leur bilan. Nous détaillons dans la suite cette étape. De nombreux organismes ont développé des méthodologies et des scénarios permettant de prendre en compte le risque de transition. L'organisme le plus reconnu est le NGFS qui fournit quatre catégories de scénarios différents avec un accès public.

2.2.2 Les différents scénarios du NGFS

Pour rappel, le NGFS pour *Network for Greening the Financial System* est un réseau de 114 banques centrales et superviseurs financier. Son objectif est d'accélérer la mise à l'échelle de la finance verte et de fournir des outils permettant aux entreprises du secteur financier de prendre en compte le changement

climatique. Lors de l'exercice pilote de l'ACPR, les scénarios étaient construits à partir des travaux du NGFS.

Le NGFS a développé un ensemble de voies de transition qui semblent pertinentes pour les risques liés au changement climatique. Ces voies de transition sont réparties en quatre catégories différentes. Les liens entre les scénarios et les risques liés au changement climatique comme le risque physique ou le risque de transition sont représentés sur la figure 2.2

- **Les scénarios ordonnés.** Ces scénarios, appelés *orderly* en anglais, correspondent à une action politique précoce. La transition vers une économie neutre en carbone commence tôt et l'augmentation de la température mondiale reste inférieure à 2°C, conformément à l'Accord de Paris. Les risques physiques et de transition sont minimisés dans ce scénario.
- **Les scénarios désordonnés.** Ils correspondent au scénario *disorderly* en anglais et à une action politique tardive, dans lequel l'objectif climatique mondial est atteint, mais la transition est retardée et doit être plus sévère pour compenser le démarrage tardif. Dans ce scénario, les risques physiques apparaissent plus rapidement au début et les risques de transition sont particulièrement prononcés par rapport au scénario d'action politique précoce.
- **Les scénarios « trop peu, trop tard ».** Ils sont plus connus avec le nom anglais : *too little, too late*. Dans ces scénarios, la manifestation des risques physiques incite à une transition désordonnée, mais pas suffisamment pour atteindre les objectifs de l'accord de Paris. Les risques physiques et de transition sont à la fois élevés et graves.
- **Les scénarios *Business as usual*.** Ils sont aussi connus sous le nom de scénario *hot house world*. Ainsi, il n'y aurait aucune action politique supplémentaire et aucune action politique déjà annoncée ne serait mise en œuvre dans ces scénarios. La transition est donc insuffisante pour que le monde atteigne l'objectif climatique de l'accord de Paris et les risques physiques seront particulièrement prononcés.

Le NGFS a ensuite pu construire six scénarios de référence qui sont inclus dans les quatre catégories de scénarios comme le montre la figure 2.2. Le NGFS a mis à disposition une plateforme interactive en ligne appelée « *NGFS Scenario Explorer* ». Il est aussi possible de récupérer la base de données qui est disponible en ligne² de tous les scénarios. Par ailleurs, le réseau bancaire a mis à disposition une plateforme appelée « *Climate Impact Explorer and data* » permettant de regarder les effets du changement climatique lié au risque physique. Les caractéristiques des 6 scénarios sont résumées dans le tableau 2.4.

2. Disponible ici : <https://www.ngfs.net/ngfs-scenarios-portal/data-resources>

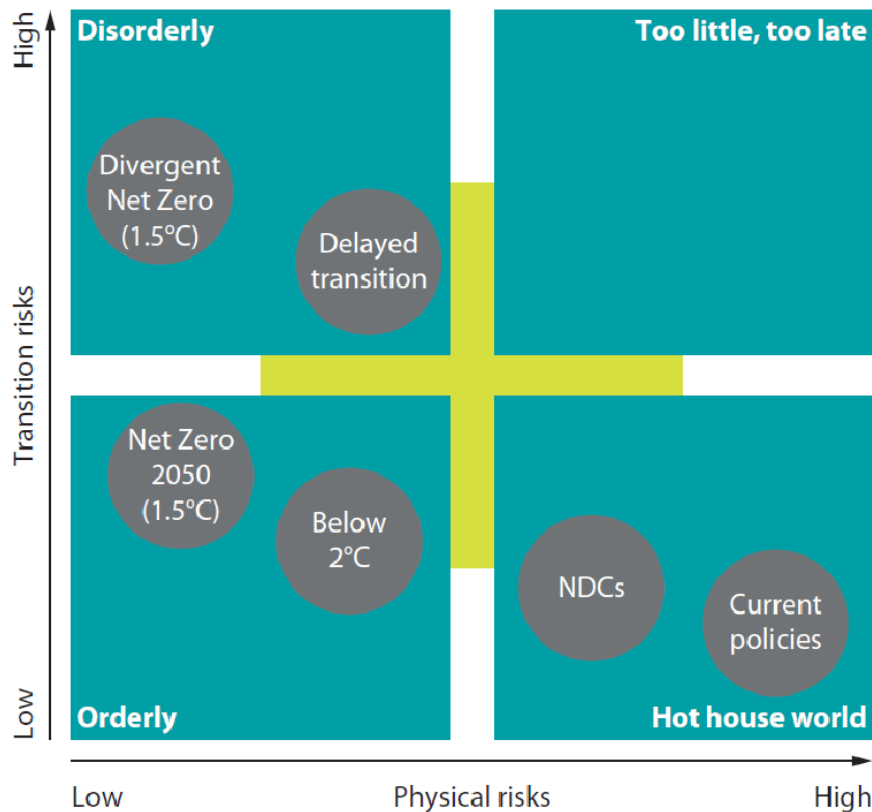


FIGURE 2.2 : Vue d'ensemble des scénarios du NGFS, BERTRAM et al. (2021)

- **Le scénario « Net Zero 2050 ».** C'est un scénario ambitieux qui limite le réchauffement climatique à 1,5°C avec une probabilité de 50%. Cette limitation se fait grâce à des politiques climatiques strictes et à l'innovation, pour atteindre des émissions nettes de CO_2 à zéro vers 2050. Certaines juridictions comme les États-Unis, l'UE et le Japon atteignent le zéro net pour tous les gaz à effet de serre à ce moment-là. Les technologies de captation du CO_2 sont utilisées pour accélérer la décarbonisation.
- **Le scénario « Below 2°C ».** Il limite la hausse de température à 2°C avec une probabilité de 67%. Pour atteindre ces objectifs, le NGFS suppose que les politiques climatiques sont introduites immédiatement et deviennent progressivement plus strictes, mais pas aussi strictes que dans le premier scénario. Le déploiement de la captation du carbone est relativement faible. Les émissions nettes de CO_2 sont atteintes après 2070. Les risques physiques et de transition sont tous deux relativement faibles.
- **Le scénario « Delayed Transition ».** Ce scénario de transition retardée suppose que de nouvelles politiques climatiques ne sont pas introduites avant 2030 et que le niveau d'action diffère selon les pays et les régions en fonction des politiques actuellement mises en œuvre. Ainsi, cela entraîne une reprise de la hausse des émissions après la crise économique provoquée par la COVID-19, comme cela a pu être observée. La disponibilité des technologies de captation des émissions de carbone est supposée être faible, ce qui fait que les prix du carbone sont plus élevés que dans le scénario « Net Zero 2050 ». En conséquence, les émissions dépassent temporairement le budget carbone. Cependant, elles diminuent plus rapidement que dans le scénario « Below 2°C » après 2030. Cela permet de garantir une probabilité de 67% de limiter le réchauffement

climatique à moins de 2°C. Cela entraîne des coûts de transition et des coûts physiques plus élevés. Il en résulte des risques de transition et des risques physiques plus élevés que dans les deux premiers scénarios.

- **Le scénario « Divergent Net Zero ».** Il se différencie du « Net Zero 2050 ». En effet, les politiques climatiques sont plus strictes dans les secteurs du transport et des bâtiments. Cela ressemble à une situation où l'incapacité de coordonner la rigueur des politiques entre les secteurs entraîne un fardeau élevé pour les consommateurs. La décarbonisation de l'approvisionnement en énergie et de l'industrie est quant à elle moins rigoureuse. En outre, la disponibilité des technologies de captation des émissions de carbone est supposée être plus faible que dans le scénario « Net Zero 2050 ». Les émissions sont conformes à un objectif climatique donnant au moins 50% de chances de limiter le réchauffement planétaire à moins de 1,5°C. Cela entraîne des risques de transition considérablement plus élevés que le scénario « Net Zero 2050 », mais globalement les risques physiques les plus faibles des six scénarios NGFS.
- **Le scénario « Nationally Determined Contributions ».** L'acronyme de ce scénario est NDCs. Il correspond à un choix de contributions et de mesures politiques déterminées au niveau national. Ainsi, l'ambition climatique est modérée et elle est hétérogène entre les pays. Les émissions diminuent mais entraînent néanmoins un réchauffement d'environ 2,5 °C associé à des risques physiques modérés à graves. Les risques de transition sont relativement faibles.
- **Le scénario « Business as usual ».** Il correspond au scénario avec les mesures politiques actuelles. Les émissions augmentent jusqu'en 2080, entraînant un réchauffement d'environ 3 °C et des risques physiques graves. Cela inclut des changements irréversibles, comme l'élévation du niveau de la mer. Ce scénario peut aider les banques centrales et les autorités de surveillance à envisager les risques physiques à long terme pour l'économie et le système financier si nous continuons sur la voie actuelle d'un monde chaud. Le risque de transition dans ce scénario est nul.

Catégorie	Scénario	Ambition politique	Réaction politique	Captation du CO ₂	Variation entre les politiques régionales
Ordonné	Net Zero 2050	1,5°C	Immédiate et Douce	Utilisation moyenne	Variation moyenne
	Sous les 2°C	1,7°C	Immédiate et Douce	Utilisation moyenne	Peu de variation
Désordonné	Divergent Net Zero	1,5°C	Immédiate et Brutale	Peu utilisée	Variation moyenne
	Transition retardée	1,8°C	Retardée	Peu utilisée	Variation élevée
Hot House World	Contributions déterminées au niveau national (NDCs)	environ 2,5°C	NDCs	Peu utilisée	Peu de variation
	Mesures actuelles	+ 3°C	Aucune ou Mesures actuelles	Peu utilisée	Peu de variation

TABLE 2.4 : Résumé des caractéristiques des 6 scénarios du NGFS, BERTRAM et al. (2021)

La construction des scénarios suit le même principe que les scénarios de l'exercice pilote de l'ACPR expliqués à la section 2.2.3. Le schéma de la figure 2.3 résume le processus de construction des différentes variables.

La première étape consiste à utiliser des IAM pour *Integrated Assessment Model* pour générer les chemins de transition en ayant un point de vue global. Ces modèles sont conçus pour nous aider à comprendre comment les développements humains et les choix sociétaux s'influencent mutuellement

et influencent le monde naturel, y compris le changement climatique. Ils sont dits « *integrated* » parce qu'ils combinent différents domaines de connaissances pour modéliser la société humaine et les parties du système terrestre. Le NGFS utilise trois modèles différents : GCAM, MESSAGEix-GLOBIOM and REMIND-MAGPIE. Ces modèles ont été particulièrement utilisés et revus par des scientifiques pour évaluer les transitions climatiques. Ils permettent d'estimer des coûts d'atténuation mondiaux et régionaux, d'analyser des voies d'émissions, d'évaluer les caractéristiques associées à l'utilisation des sols, évaluer la transition des systèmes énergétiques et quantifier les investissements liés à la transformation des systèmes énergétiques. Ces trois modèles ont des structures similaires mais elles ne seront pas présentées dans ce mémoire.

Les modèles IAM permettent donc de produire des scénarios en couvrant un large champ pour évaluer les liens entre l'activité humaine et l'environnement mondial. Cependant, tous les aspects présentés par les modèles ne sont pas déterminés de manière endogène. Il faut distinguer les variables endogènes, semi-endogènes et les variables d'entrées exogènes. Les variables endogènes comprennent toutes les informations déterminées au cours d'une exécution du modèle, telles que les choix technologiques, l'évolution des prix, les changements sectoriels et les prix des émissions. Les variables semi-endogènes sont en grande partie déterminées par les hypothèses d'entrée ou les modules de demande associés et qui comprennent par exemple le PIB ou les coûts du capital pour les technologies énergétiques. Les variables d'entrée exogènes qui comprennent des variables telles que la population, les ressources en combustibles fossiles et les potentielles ressources renouvelables. Ces données sont dérivées d'autres analyses et ne servent qu'à alimenter les modèles.

La seconde étape de la construction des scénarios est d'utiliser les sorties des modèles IAM afin d'obtenir des données moins agrégées, notamment des données à l'échelle étatique. Pour cela, le NGFS utilise le modèle NiGEM pour *National institute Global Econometrics Model*. C'est le principal modèle macroéconomique mondial, utilisé par les décideurs politiques et les organisations du secteur privé du monde entier pour les prévisions économiques, l'élaboration de scénarios et les tests de résistance. Il se compose de modèles nationaux individuels pour les principales économies, qui sont reliées entre elles par le commerce des biens et des services et des marchés de capitaux intégrés. NiGEM est un modèle économétrique. Ainsi, les équations comportementales clés sont estimées à l'aide de données historiques. Cela garantit que la dynamique et les principales élasticités du modèle correspondent aux principales caractéristiques des données de chaque pays. Un lecteur intéressé pourra se référer aux publications du NGFS comme BERTRAM et al. (2021) pour avoir une explication plus détaillée sur la construction des scénarios des NGFS.

2.2.3 Les scénarios utilisés lors de l'exercice pilote de l'ACPR

Comme présenté précédemment, l'exercice pilote de l'ACPR avait pour objectif d'évaluer les sensibilités des banques et des organismes d'assurance aux risques liés au changement climatique. Cet exercice a commencé en 2020. Ainsi, les scénarios du NGFS n'étaient pas encore aussi développés. L'ACPR a donc utilisé une méthode similaire à celle du NGFS pour développer trois scénarios où le risque de transition était élevé et un scénario pour l'étude du risque physique.

Après avoir obtenu les sorties des modèles IAM et du modèle NiGEM, la Banque de France a couplé les résultats macroéconomiques avec un cadre interne multi-pays et multi-secteurs. Cela donne une image désagrégée de l'économie pour quatre blocs de pays : la France, le reste de l'U.E., les États-Unis et le reste du monde. La publication de ALLEN et al., 2020 permet d'avoir une explication détaillée du modèle sectoriel utilisé lors de l'exercice pilote. Ce modèle sectoriel est une version légèrement ajustée des travaux de DEVULDER et LISACK (2020). Il s'appuie sur la littérature sur les réseaux de production développée, entre autres, par BAQAEE et FARHI (2019) et suit les travaux de HEBBINK

et al. (2019). En outre, comme le montre la figure 2.3 schématisant la construction des scénarios, le modèle prend en compte la fiscalité du carbone. De plus, le modèle le prend de manière plus détaillée que le modèle NiGEM, puisqu'il présente des taxes carbone non seulement sur la consommation de combustibles fossiles, mais aussi sur les émissions de gaz à effet de serre inhérentes au processus de production, comme le méthane pour l'agriculture.

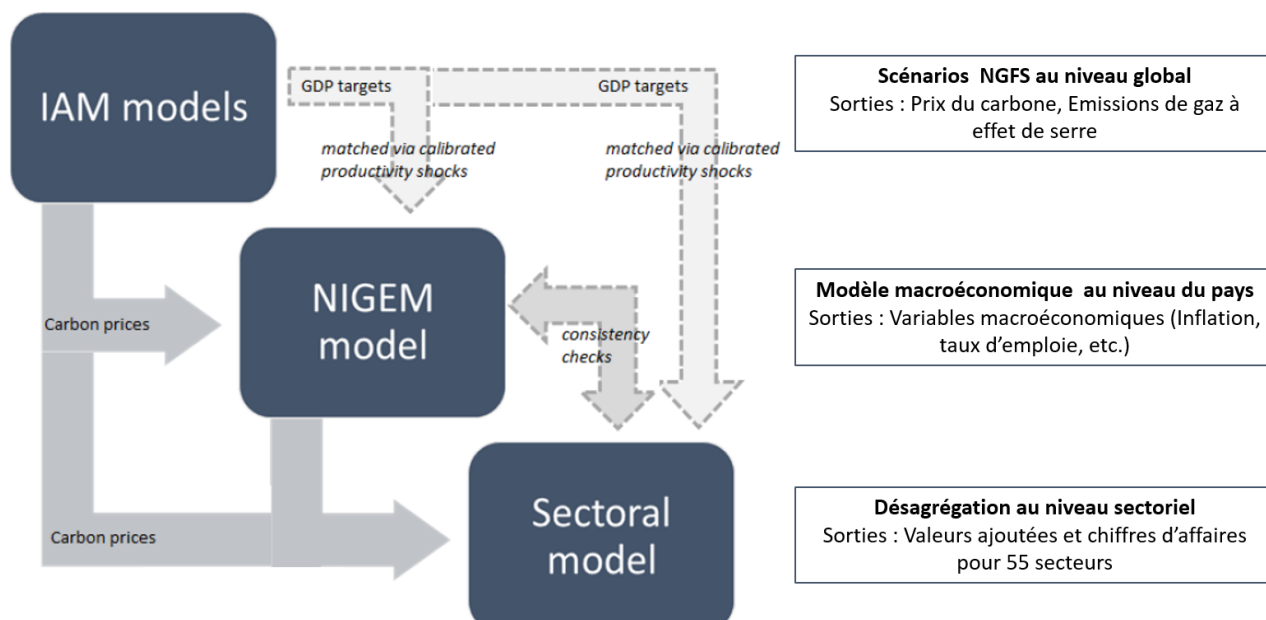


FIGURE 2.3 : Schéma présentant le principe de construction des scénarios climatiques, ALLEN et al. (2020)

Comme expliqué dans le premier chapitre, quatre scénarios différents ont été utilisés, trois pour étudier le risque de transition et un pour le risque physique. La figure 1.7 schématise la trajectoire des émissions de gaz à effet de serre dans chacun des scénarios. Les scénarios s'étalent sur la période 2020 à 2050. Le premier scénario de transition correspond au scénario de références et les deux autres scénarios de transition dits adverses correspondent à la variante 1 et 2. Ainsi, les trois scénarios se basent sur des hypothèses bien différentes, notamment concernant le calendrier et l'ampleur des mesures publiques mises en place, les coûts de développement technologique pour la production et l'utilisation d'énergie et de leurs possibles effets d'éviction sur les investissements dans les autres secteurs. Ainsi, les trois scénarios de transition présentent des trajectoires d'émissions et des trajectoires du prix du carbone différentes comme le montre la figure 2.4.

Le scénario de référence utilisé lors de l'exercice pilote correspond à la catégorie des scénarios ordonnés du NGFS. Ainsi, d'un point de vue narratif, cela peut être équivalent aux objectifs de transition fixés par la Stratégie Nationale Bas Carbone (SNBC). La SNBC a défini une feuille de route pour atteindre zéro émission nette en 2050. Le scénario de référence établit des impacts macroéconomiques en étant calibré sur les données du NGFS. Les deux scénarios adverses sont simulés en utilisant ce scénario de référence. Les trajectoires du prix du carbone diffèrent car les transitions sont considérées comme désordonnées. Dans ces deux variantes, la hausse du prix du carbone engendre une hausse des coûts de production et une perte de pouvoir d'achat.

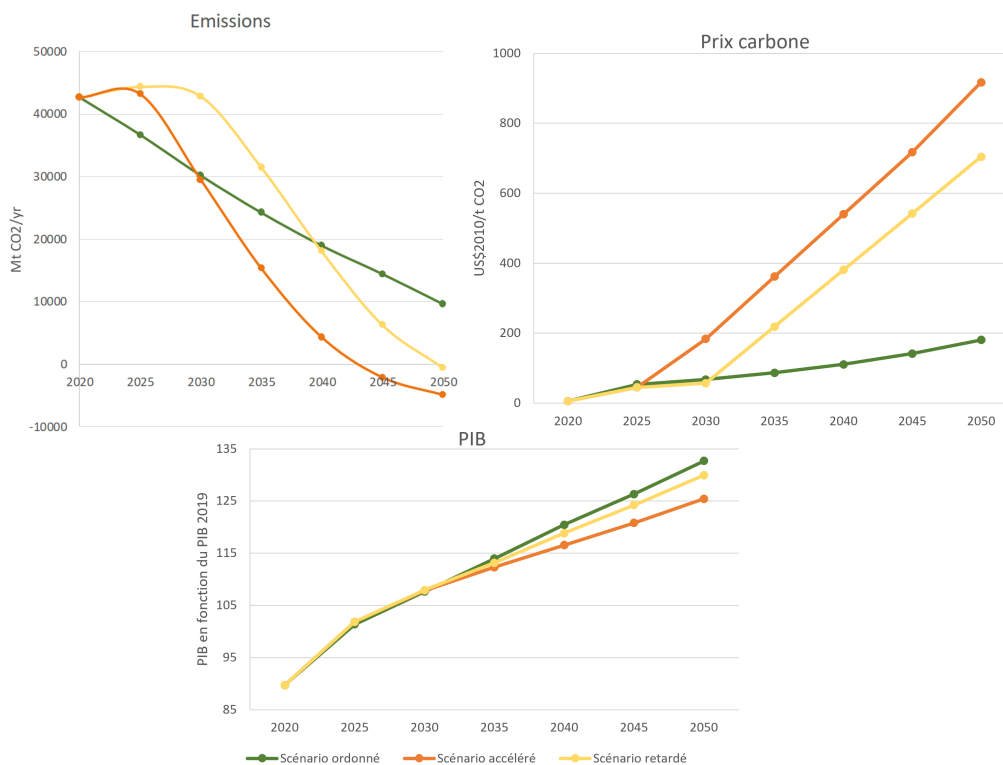


FIGURE 2.4 : Les trajectoires d'émissions de gaz à effet de serre et du prix du carbone en fonction des différents scénarios de l'ACPR, ACPR (2019)

Le premier scénario adverse correspond à une hypothèse de transition tardive. En effet, il suppose que les objectifs de réduction des gaz à effet de serre ne sont pas atteints en 2030 et que des mesures brutales sont mises en place après cette période. Ce scénario correspond à la catégorie des scénarios désordonnés du NGFS et il suit les hypothèses du scénario avec une transition retardée. Il repose principalement sur une forte hausse du prix du carbone en 2030 afin d'obtenir la neutralité carbone à horizon 2050. Ainsi, si l'on compare ce scénario adverse avec le scénario de référence, le risque de transition est plus important à long terme. En effet, avant 2035, les effets sur les activités économiques sont légèrement plus positifs par rapport à ceux du scénario de référence. Cependant, après la hausse du prix du carbone en 2035, le niveau du PIB en volume est plus faible que le premier scénario. Il atteint même une différence de 2,1% par rapport au niveau du PIB du scénario de référence. La hausse moins graduelle du prix du carbone engendre une hausse de l'inflation plus significative que dans le scénario de référence. Le taux d'inflation est entre 0,1 et 0,6 point de pourcentage supérieur au taux du scénario de base. Cependant, à la fin de l'horizon, la baisse d'activité provoque un phénomène désinflationniste qui compense la hausse de l'inflation liée à la hausse des prix de l'énergie.

Le deuxième scénario adverse est un scénario de transition rapide et brutale. Il appartient à la catégorie des scénarios désordonnée du NGFS. Les trajectoires du prix du carbone sont calibrées sur les trajectoires des scénarios du NGFS. Les prix de l'énergie sont plus élevés que ceux du scénario de référence et cela nécessite davantage d'investissements dans ce secteur. Le choc de productivité a lieu en 2025 suite au début de la hausse du prix du carbone. En effet, le prix est de 14\$ par tonne CO₂ en 2025 et augmente jusqu'à atteindre 917\$ en 2050. Ainsi, la baisse d'activité est plus forte que celle modélisée dans les deux premiers scénarios. Le PIB est 5,5% inférieur au PIB du scénario de

référence. En plus de la hausse du prix du carbone, ce scénario considère une baisse de la productivité et de l'offre plus importante que celles du premier scénario adverse. On observe donc une hausse de l'inflation plus importante par rapport aux deux premiers scénarios.

Les hypothèses de ces scénarios et les résultats de l'exercice pilote de l'ACPR sont publiés dans ACPR (2019) et ACPR (2021). Lors de l'analyse du *stress test* climatique mis en place par le superviseur et lors de la publication des recommandations de l'EIOPA, de nombreuses problématiques liées à la prise en compte des scénarios ont été soulignées.

2.2.4 Les problématiques des scénarios pour évaluer l'impact du changement climatique

Les scénarios du NGFS et ceux de l'exercice pilote sont des outils permettant de prendre en compte le risque de transition climatique. Cependant, comme le risque de transition est un risque émergent, les organismes d'assurance n'ont pas encore tous les moyens techniques pour le prendre en compte. Ces scénarios sont bien différents des scénarios étudiés lors des ORSA classiques. Les assureurs ont donc le devoir de faire des choix lors de la prise en compte de ces scénarios. Lors de ses derniers avis publiés comme EIOPA (2021a) et EIOPA (2022), l'EIOPA a expliqué les problématiques qu'engendre la prise en compte du risque de transition climatique.

L'horizon de temps

L'un des principaux enjeux de la prise en compte du risque de transition dans un contexte ORSA est de choisir un horizon de temps approprié. En effet, comme le montre la figure 2.5, l'horizon *business plan* est nettement différent de l'horizon de temps des risques climatiques.

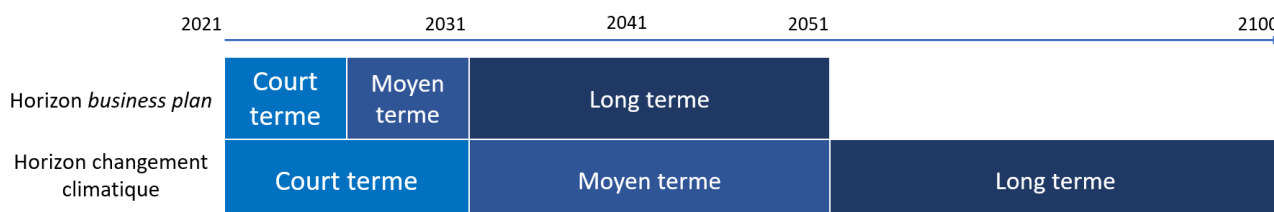


FIGURE 2.5 : Schéma sur les différences d'horizon de temps entre *business plan* et changement climatique, EIOPA (2021a)

Le défi consiste à concilier la dynamique à très long terme du changement climatique avec la capacité opérationnelle d'évaluer l'impact des risques connexes sur la base du modèle économique actuel de l'entreprise. Pour rappel, l'ORSA prospectif est généralement effectué sur un horizon de 3 à 5 ans. Cela pourrait nécessiter une nouvelle approche dans l'ORSA pour l'analyse des risques liés au changement climatique. Alors que l'horizon à long terme des trajectoires de réchauffement planétaire est généralement la fin du siècle, l'horizon à long terme des impacts et des risques qui en résultent peut être évalué par la compagnie sur les 15 à 30 prochaines années. Dans tous les cas, l'horizon temporel de l'analyse des risques liés au changement climatique doit être cohérent avec les engagements à long terme de la compagnie. De plus, les entreprises doivent être en mesure de pouvoir effectuer des analyses sur des horizons de projection de plus de 30 ans. Au-delà de la capacité des

modèles, le nouvel horizon de temps questionne aussi sur le calibrage des hypothèses techniques. Les hypothèses faites actuellement ne sont pas nécessairement pertinentes pour un horizon plus long. Cela nécessite des capacités de calculs et des outils qui ne sont pas toujours développés au sein des compagnies d'assurance. Une autre problématique en lien avec l'horizon de temps concerne la fréquence des calculs lors des projections, c'est-à-dire si les calculs sont requis à des intervalles intermittents dans l'horizon de modélisation.

Un horizon de temps très long engendre de faire un choix dans la vision du bilan de l'entreprise à considérer. En effet, sur des horizons si longs, le bilan de l'entreprise est amené à évoluer. Dans un ORSA classique, les organismes d'assurances ont pour habitude de prendre une vision instantanée et stable de leur bilan. Lors des *stress tests* développés par les différents superviseurs européens, les chocs étaient appliqués sur une base instantanée au bilan à la date de référence. Puis, les organismes devaient choisir s'ils gardaient ce bilan de référence statique ou s'ils décidaient de prendre en compte des actions managériales futures suites à une réaction face aux différents scénarios de transition (par exemple une réallocation des actifs). Le tableau 2.5 résume les objectifs, les avantages et les inconvénients des différentes visions possibles.

Fréquence des calculs	Bilan fixe ou dynamique	Résultats	Avantages	Inconvénients
À la fin de l'horizon de modélisation uniquement	Bilan fixe, impact sur la date de référence du bilan	Scénario climatique modélisé à court, moyen ou long terme avec des chocs instantanés sur le bilan à la date de référence. Aucune action de gestion réactive n'est autorisée	Relativement facile à mettre en œuvre Amélioration de la comparabilité Permet d'évaluer l'impact potentiel en fonction des activités et bilans actuels	Les actions réactives des directions ne sont pas prises en compte. Cela pourrait surestimer l'impact.
	Bilan dynamique, le bilan peut évoluer	Scénario climatique modélisé à court, moyen ou long terme avec des chocs instantanés sur le bilan. Actions de gestion réactives sont autorisées	La prise en compte des actions de gestion permet une analyse plus réaliste notamment pour les impacts à long terme	Réduit la comparabilité, car les actions de gestion peuvent varier et être difficiles à valider. L'impact des actions de gestion est difficile à évaluer en fonction de l'horizon temporel
À des intervalles intermittents (1 à 5 ans)	Bilan fixe, impact sur la date de référence du bilan	Scénario climatique modélisé à court, moyen ou long terme avec des chocs instantanés sur le bilan à la date de référence et pour des intervalles spécifiques. Aucune action de gestion réactive n'est autorisée	Une complexité moyenne Permet d'évaluer les impacts sur le bilan actuel dans le temps	Les actions réactives des directions ne sont pas prises en compte. Cela pourrait surestimer l'impact. Ajouter une spécification supplémentaire rajoute une charge de calcul par rapport à l'impact de fin de période seulement.
	Bilan dynamique, le bilan peut évoluer	Scénario climatique modélisé à court, moyen ou long terme avec des chocs instantanés sur le bilan à la date de référence et pour des intervalles spécifiques. Actions de gestion réactives autorisées à chaque intervalle spécifique	Alternative la plus réaliste et permet d'évaluer les actions et réponses face aux différents scénarios de transition	Alternative très complexe en termes de spécification de scénario et en charge de calcul Comparabilité réduite car les résultats sont très difficiles à valider

TABLE 2.5 : Résumés des impacts liés à l'horizon de temps des scénarios, EIOPA (2022)

La granularité de l'étude

La deuxième problématique pour prendre en compte le risque de transition dans l'ORSA concerne la granularité de l'étude étant donné que les scénarios climatiques peuvent être spécifiés et agrégés à

différents niveaux.

Avant de détailler les différentes granularités possibles, il faut rappeler la composition des actifs des organismes d'assurance vie. Une analyse du marché de l'assurance vie effectué par la Banque de France dans BANQUE DE FRANCE (2022) détaille les placements financiers des sociétés d'assurance en France au premier trimestre de 2022. Le total des encours des assureurs vie et mixtes étaient de 2425 milliards d'euros début 2022. Ces placements financiers sont composés à 55% de titres créances comme les obligations d'États et d'entreprises, à 33% d'OPC (Organismes de Placement Collectif) comme les fonds monétaires ou non monétaires et 7% de titres de capital comme les actions cotées ou non cotées. Les 4% restants sont des prêts, des dérivés, de la monnaie ou des dépôts. La Banque de France a ensuite filtré sur les encours des différents OPC des assureurs lorsque cela était possible. Cela permet d'avoir une idée plus précise des encours des assureurs français. La figure 2.6 résume les investissements à différentes mailles. Il est important de préciser que la répartition des investissements peut évoluer dans le futur. En effet, la remontée des taux et l'inflation sont susceptibles de venir affecter l'allocation d'actifs moyenne, que ce soit en termes d'émetteurs ou de catégorie de titres.

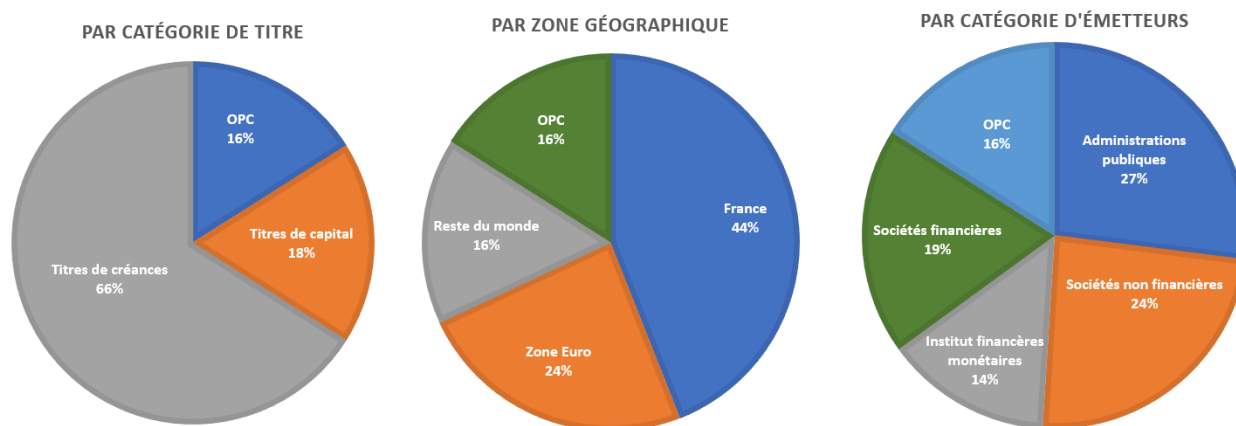


FIGURE 2.6 : Répartition des encours des assureurs au premier trimestre 2022, BANQUE DE FRANCE (2022)

Ainsi, en France, les actifs des assureurs vie sont principalement constitués de titres de créance. Ces titres de créances sont essentiellement composés d'obligation d'États et d'obligation d'entreprise. Concernant les obligations d'États, la maille à utiliser est donc la maille étatique, c'est-à-dire par pays. Pour les actifs non publics comme les actions ou les obligations d'entreprise, les organismes doivent donc effectuer un choix sur la granularité de l'étude pour prendre en compte le risque de transition.

Pour la granularité de l'étude, il y a donc de nombreux choix. En général, plus le niveau d'agrégation et de spécification est élevé, plus les entreprises participantes disposent de degrés de liberté pour calculer et évaluer l'impact financier du scénario climatique sur leur portefeuille et entreprise. Néanmoins, les résultats seraient moins comparables et plus difficiles à valider. Inversement, plus la spécification du scénario est granulaire, plus les spécifications techniques et l'exercice sont complexes. D'un autre côté, cela conduirait à une plus grande cohérence et comparabilité des résultats et pourrait permettre une plus grande validation des résultats. La figure 2.7 résume les liens entre complexité des analyses et les différents niveaux d'études.

L'EIOPA conseille de ne pas faire une analyse avec une maille moins fine que sectorielle pour les obligations d'entreprises, les actions et les expositions immobilières. Pour des secteurs spécifiques

particulièrement exposés, il peut s'avérer nécessaire de faire une analyse avec une granularité plus élevée. Une analyse par secteur permet de clarifier les implications et les impacts de chaque secteur économique. De plus, il existe différents outils disponibles et permettant de séparer les actifs par secteurs d'activité. Les principaux outils de classification utilisés sont les codes GICS et les codes NACE. Le code GICS pour *Global Industry Classification Standard* est une classification conçue par deux agents économiques : MSCI et S&P. Cette méthodologie de classification permet de cataloguer chaque entreprise selon son cœur d'activité. Dans cette classification, les échelons sont répartis sur 4 niveaux composés de 11 secteurs, 24 groupes d'industries, 68 industries et 154 sous-industries. Le code NACE correspond à la nomenclature statistique des activités économiques dans la communauté européenne et est, lui aussi, un système de classification des activités économiques recensant 615 codes. Cette nomenclature a très souvent été utilisé lors des *stress tests* mis en place par des superviseurs comme lors de l'exercice pilote de l'ACPR. En utilisant une étude à la maille sectorielle, cela permet d'avoir des résultats en ayant une complexité d'étude des scénarios raisonnable. Cependant, il n'existe pas encore de méthodologie ayant obtenu un consensus scientifique pour estimer les impacts sectoriels des scénarios climatiques. De plus, les impacts sectoriels ne tiennent pas compte de l'hétérogénéité des entreprises au sein des secteurs. Les limites de l'exercice pilote de l'ACPR expliquées dans la section 1.3.3 démontrent bien la problématique de la maille sectorielle.

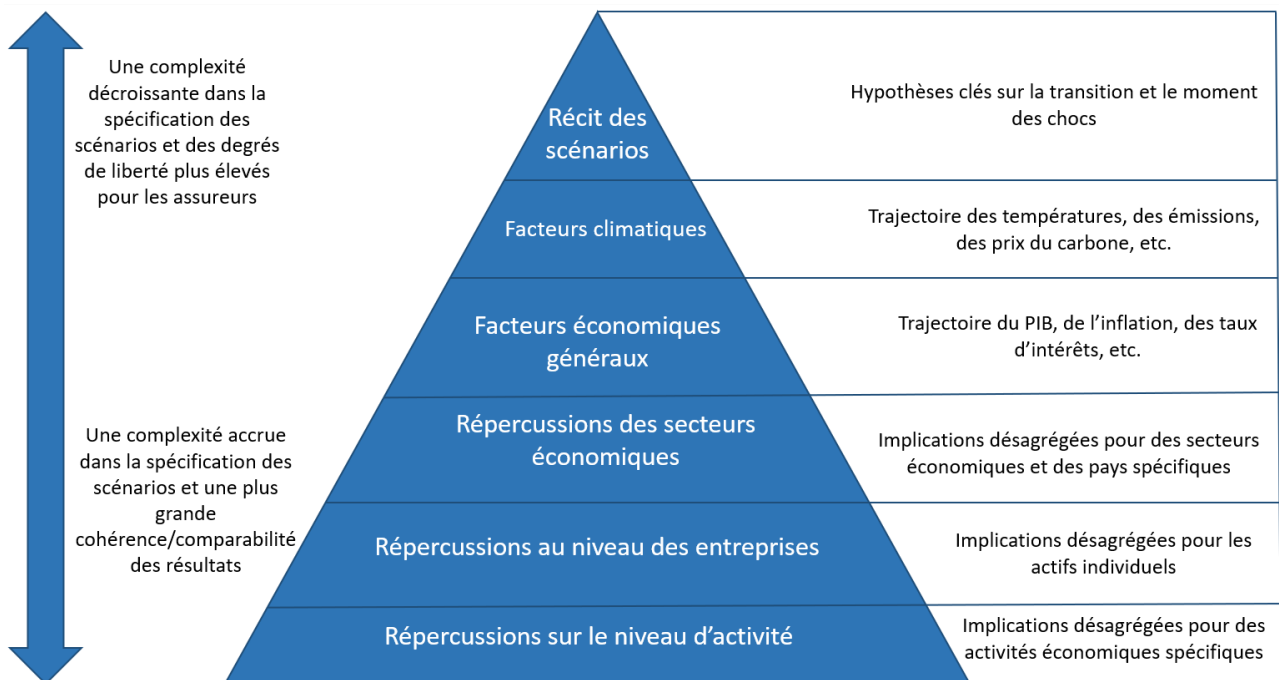


FIGURE 2.7 : Schéma sur la granularité des scénarios climatiques, EIOPA (2022)

Pour avoir une analyse plus précise et encore plus cohérente, il est possible de désagréger jusqu'à la maille des entreprises. En effet, cela permet de bien tenir compte de l'hétérogénéité des entreprises et de spécifier les impacts de chaque entreprise sur la base de ses activités. L'organisme effectuant l'étude peut ainsi comparer et s'assurer de la cohérence des résultats car les impacts sont fournis au niveau des actifs individuels. Une analyse à une maille plus fine permet avant tout d'avoir une meilleure mesure des risques permettant une meilleure stratégie de gestion des risques. De plus, ce niveau d'agrégation permet de favoriser la prise de conscience de l'impact sur l'environnement des investissements de l'organisme d'assurance effectuant l'étude. Pour spécifier chaque entreprise dans la base d'actifs, il est

possible d'utiliser le code ISIN qui permet d'identifier les valeurs mobilières comme les actions, les obligations, etc. Ce code est composé de douze chiffres et les deux premiers permettent d'identifier le pays d'émissions de la valeur mobilière. L'étude mise en place par le projet PACTA qui sera détaillée dans la section 2.3.2 utilise le code ISIN afin d'établir l'exposition d'un portefeuille d'actif face au risque de transition. Cependant, la spécification à la maille des entreprises d'un portefeuille d'actifs peut s'avérer complexe et nécessite une cartographie étendue du portefeuille aux actifs individuels. Les données climatiques pertinentes au niveau des entreprises sont souvent incomplètes et ne fournissent qu'une vue partielle des activités de l'entreprise. Les émissions de gaz à effet de serre par *scope* ne sont pas toujours détaillées ou disponibles publiquement. De son côté, l'EIOPA estime que les incitations pour renforcer la gestion des risques pour les entreprises afin d'évaluer les expositions des actifs individuels ne sont pas prioritaires. Le superviseur européen explique que les impacts leur seraient fournis à un niveau trop granulaire.

Une dernière possibilité non citée dans les méthodologies de l'EIOPA est d'utiliser une méthode de *scoring* permettant de regrouper les différentes contreparties des organismes d'assurance. La méthodologie de *scoring* est le Bêta Carbone et sera détaillée dans la section 2.3.3. Le Bêta Carbone est un coefficient issu d'une régression linéaire. Plus le bêta Carbone est faible, moins l'entreprise sera exposée au risque de transition. Plus le Bêta Carbone de l'entreprise est élevé, plus l'entreprise sera exposée au risque de transition. Il est donc possible d'utiliser ce score pour regrouper les actifs en différentes classes d'actifs comme les actifs dits « verts », « bruns » et « neutres ». Si les politiques mettent en place des mesures vers un monde décarboné, les modèles d'entreprise fondés sur le carbone, donc dites « brunes », devraient perdre de leur importance, tandis que les modèles d'entreprise « vertes » bénéficieront de leurs faibles émissions. Par conséquent, de nombreuses entreprises « brunes » perdront de la valeur, voire cesseront leurs activités actuelles. À l'inverse, d'autres entreprises ayant des références « vertes » devraient voir leur valeur augmenter de manière significative ou réapparaître avec des nouveaux modèles commerciaux.

Ainsi, la première phase de l'étude concernant le risque de transition qui concerne la conception des scénarios climatiques est effectuée. Il ne faut pas négliger la difficulté sur les choix de l'horizon de temps des scénarios et la granularité de l'étude. En effet, ces deux points auront des conséquences directes sur l'étude du risque de transition climatique. Les organismes d'assurances peuvent donc dans un second temps faire une évaluation des conséquences sur des mesures de risques bien choisies rappelées dans la section 1.2.2. Avant d'effectuer une véritable analyse quantitative de l'impact de ces scénarios prospectifs, les organismes d'assurance doivent faire une brève analyse qualitative de la matérialité des risques liés à une transition climatique.

2.3 Une première analyse pour estimer la matérialité du risque de transition

Une analyse qui peut être vue comme une analyse qualitative permet de faire une première évaluation de l'exposition d'un organisme d'assurance face au risque de transition en fonction des scénarios. Avec EIOPA (2021a), le superviseur européen a déjà donné des exemples sur cette étape de la prise en compte du risque climatique dans l'ORSA. Deux outils permettent d'obtenir un premier avis sur l'exposition liée à une transition climatique d'une compagnie d'assurance : le Bêta Carbone et la méthode PACTA.

2.3.1 Méthodologie pour évaluer la matérialité des risques liés au changement climatique

Afin d'effectuer l'évaluation de la matérialité comme demandé lors du processus schématisé sur la figure 1.5, trois dimensions peuvent être prises en compte : l'impact, la probabilité et l'horizon temporel. La prise en compte de l'impact du changement climatique et de la probabilité correspondante pour différents horizons temporels est importante. En effet, il est logique de s'attendre que sur des horizons temporels différents, le changement climatique aura des impacts différents. Les entreprises doivent penser à l'impact du changement climatique au-delà de l'horizon typique à court terme étudié lors de l'ORSA. En outre, certains risques liés au changement climatique se matérialisent déjà à court terme.

Les entreprises vont dans un premier temps estimer leur exposition au risque climatique. Pour cela, nous allons détailler deux approches permettant aux assureurs vies d'estimer l'exposition de leur portefeuille d'actifs. Puis, dans un second temps, les organismes d'assurances doivent suivre les étapes de construction définies dans la section 2.2.1 et sur la figure 2.1. Pour rappel, il est conseillé d'intégrer deux scénarios au minimum, mais l'entreprise peut en considérer davantage. Les deux scénarios étant : un scénario dans lequel la hausse de la température globale est inférieure à 2°C, donc l'exposition au risque de transition est élevée ; et un scénario dans lequel la hausse de la température est supérieure à 2°C, donc l'exposition au risque physique est élevée. Après avoir intégré ces scénarios, il est nécessaire de suivre le processus défini dans la section 1.2.3 et sur la figure 1.6 pour intégrer le risque climatique de transition. Cette étape permet d'estimer les premières conséquences du risque climatique sur les activités de l'organisme d'assurance.

Les entreprises peuvent utiliser les résultats de l'analyse de l'impact du changement climatique sur le bilan et les présenter dans une matrice d'évaluation de l'importance relative, comme le montre la figure 2.8. Cela permet de voir à la fois comment le risque évolue dans le temps et pour quel horizon temporel il est le plus pertinent. La matrice d'évaluation présente également l'avantage de fournir une vision prospective. Les correspondances entre les risques liés au changement climatique, soient les risques physiques ou de transition et les aspects qui seraient touchés dans le bilan, pourraient être effectuées dans la matrice de matérialité. Elles pourraient également être représentées du point de vue de l'impact et de la probabilité d'occurrence. Il convient de noter que les illustrations ci-dessous sont réalisées à un niveau de granularité assez faible. Les organismes d'assurance pourraient décider de présenter l'analyse à un niveau de granularité plus détaillé.

L'EIOPA estime que Les analyses concernant la prise en compte du risque climatique doivent être publiées dans le rapport ORSA. Ainsi, toutes les parties du rapport ORSA sont susceptibles d'évoquer les risques liés au changement climatique, notamment celles concernant : la vision et la stratégie de l'entreprise, l'appétit pour le risque ou le profil de risque, l'évaluation des risques, l'analyse de scénario, les actions de gestion. En l'état des réflexions actuelles, les aménagements éventuels qui pourraient être apportés au rapport ORSA ne sont pas connus. Différentes approches ont été proposées par l'EIOPA pour effectuer une analyse rapide de la matérialité du risque de transition, en particulier le projet PACTA et le Bêta Carbone que nous détaillons dans la suite de ce mémoire.

2.3.2 L'approche PACTA

L'approche PACTA pour *Paris Agreement Capital Transition Assessment* est un outil *open-source* développé par 2DII. Le logiciel fournit une analyse des expositions par secteur et par technologie, basée sur la mise en correspondance des informations sur les sites de production réels avec les sociétés mères ultimes et donc avec les actifs du portefeuille. En outre, il permet de comparer l'intensité de

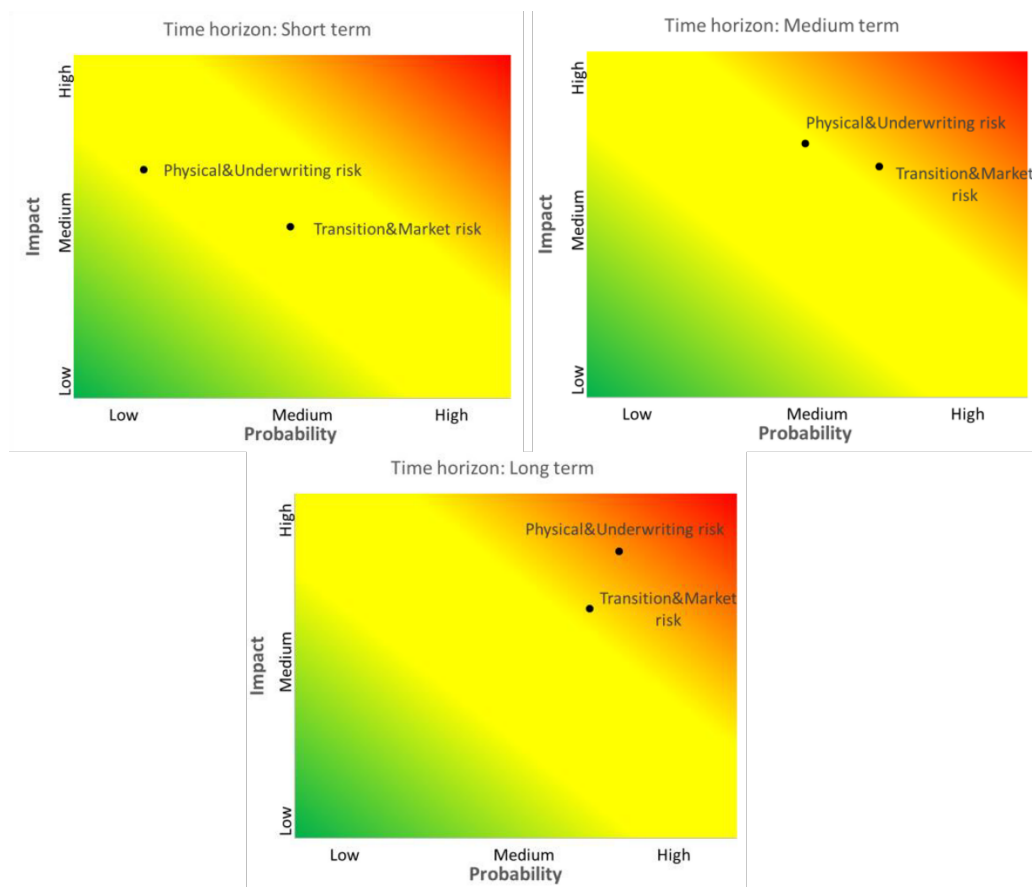


FIGURE 2.8 : Les matrices de risques liés au changement climatique, EIOPA (2021a)

carbone des plans de production des investissements en fonction de divers scénarios de changement climatique. L'article de PACTA (2021a) et de PACTA (2021b) font une description plus détaillée de la méthodologie utilisée et de l'objectif du projet PACTA. Cette approche permet d'effectuer la seconde étape de la figure 1.5, soit l'étape de recherche des conséquences des risques climatiques sur l'activité de l'entreprise.

L'outil permet aux utilisateurs d'obtenir une vue granulaire de l'alignement de leurs portefeuilles par secteurs et technologies connexes. Pour cela, il se procure des données sectorielles auprès de Bloomberg et d'autres bases de données financières, ainsi que des données de production prospectives spécifiques aux entreprises auprès d'autres fournisseurs. Puis, le logiciel PACTA est en capacité de comparer ces données aux feuilles de route technologiques de l'accord de Paris. Les entrées de l'outil sont faciles à obtenir et comprennent les codes ISIN, la valeur marchande et la devise de chaque titre. Les titres seront regroupés en huit secteurs à forte intensité de carbone (pétrole et gaz, mines de charbon, production d'électricité, automobile, aviation, transport maritime, ciment et acier) considérés comme responsables de plus de 75% des émissions totales de gaz à effet de serre selon PACTA (2021a). Ces indicateurs permettent d'obtenir une première idée sur l'exposition financière en fonction des secteurs des actifs. L'analyse peut être faite sur un portefeuille d'actif non agrégé ou par type d'actif comme les actions, les obligations d'entreprises. Nous n'avons pas testé le logiciel mis à disposition par le groupe de travail dans ce mémoire car nous nous sommes concentrés sur la deuxième approche évoquée par l'EIOPA : le Bêta Carbone.

2.3.3 Le Bêta Carbone du portefeuille de l'organisme d'assurance

Le Bêta Carbone a été développé par des chercheurs de l'université d'Augsbourg et de l'entreprise VfU, financé par le Ministère Fédéral de l'Éducation et de la Recherche Allemand dans le cadre du projet CARIMA pour *Carbon Risk Management*. La méthodologie de cette mesure de risque est détaillée dans le manuel d'utilisation GÖRGEN et al. (2019). L'objectif du Bêta Carbone est d'introduire une mesure de risque prenant en compte le risque de transition. En effet, le Bêta Carbone estime les effets sur les entreprises dû à des changements possibles dans les attentes qui peuvent se produire au fur et à mesure que l'économie actuelle évolue vers une économie verte. Les prix des marchés boursiers reflètent immédiatement la vitesse du processus de transition que les participants au marché supposent en cours et donc la voie de transition attendue par la société. Les variations correspondantes des cours boursiers peuvent donc être utilisées comme indicateurs pour évaluer la politique climatique. Ainsi, les changements soudains des attentes concernant le processus de transition de l'économie se reflètent dans le Bêta Carbone. Plus la valeur absolue du Bêta Carbone est élevée, plus l'impact, à la hausse ou à la baisse, sera important sur la valeur de l'entreprise. Le lecteur peut se référer au schéma en annexe A.3 résumant la méthodologie de la construction du Bêta Carbone. Le calcul du Bêta Carbone s'effectue en différentes étapes :

- Construction de la base de données appelée *Master Dataset*
- Calcul du premier score : le *BGS* pour *Brown-Green-Score*
- Calcul du premier facteur de risque carbone : le *BMG* pour *Brown-Minus-Green*
- Utilisation d'un modèle à facteur qui sera détaillé par la suite
- Calcul et application du Bêta Carbone

Les chercheurs du projet CARIMA mettent à disposition une maquette Excel permettant d'effectuer des calculs du Bêta Carbone sur différents actifs comme les actions et obligations d'entreprises, les actifs immobiliers ou le Bêta Carbone d'un pays ou d'un secteur d'activité particulier.

La construction du *Master Dataset*

Afin de calculer le facteur BMG, il est nécessaire de traiter plusieurs bases de données contenant de nombreuses informations sur des entreprises, notamment les critères ESG pour critères environnementaux, sociaux et de gouvernance. Le projet CARIMA a utilisé quatre bases de données ESG : la base *Carbon Disclosure Project (CDP) Climate Change Questionnaire*, la base *MSCI ESG-Stats and IVA-Ratings*, la base *Sustainalytics ESG Ratings and Emission Data* et la base *Thomson Reuters ESG*. Plus de 785 variables ESG sont utilisées et compilées contenant des observations sur plus de 40 000 entreprises sur la période de 1991 à 2017. Ces variables permettent de préciser si une entreprise est considérée comme « verte » ou « brune ».

Le BGS

L'objectif de cette étape est de calculer le *Brown-Green-Score (BGS)* sur une sélection spécifique de certaines entreprises. Ce premier score va permettre d'évaluer si la valeur des entreprises sélectionnées sera affectée positivement ou négativement par des changements inattendus dans le processus de transition de l'économie, autrement dit, si une entreprise sera considérée comme « verte » ou « brune ». Pour

cela, les chercheurs ont trié les 785 variables ESG des quatre bases de données explicitées précédemment pour uniquement conserver les variables reliées au risque carbone. Au total, 363 variables ont été attribuées au secteur environnemental et 131 ont fourni des informations pertinentes concernant les émissions, les objectifs de réduction des émissions et d'autres caractéristiques spécifiques liée à une transition climatique. Il a fallu ensuite vérifier que les informations sur ces 131 variables étaient disponibles pour des secteurs d'entreprise divers, des tailles d'entreprises différentes. Ainsi, la dernière étape consiste à créer 55 *proxy* appelés *Carbon Risk Proxy Variables* à partir des 131 variables gardées. Cependant, le projet CARIMA ne détaille pas la méthodologie pour calculer ces *proxy*.

Après avoir créé ces variables, elles sont affectées à trois catégories différentes : la chaîne de valeur, la perception du public et l'adaptation. La première catégorie correspond aux indicateurs comme la production, les processus et les technologies utilisées par l'entreprise. Elle comprend aussi les indicateurs en lien avec les émissions carbonées. La catégorie sur la perception du public peut être considérée comme les variables mesurant les émissions carbonées perçues d'une entreprise et non les émissions réelles. La dernière catégorie regroupe les indicateurs en lien avec la stratégie, les directives et le management de l'entreprise permettant de déterminer si une entreprise est prête à faire face à des changements inattendus dû à une transition de l'économie. La répartition des 55 *proxy* est détaillée dans la figure A.4 en annexe. Après la répartition des *proxy*, chaque entreprise obtient un score de 0 ou 1 pour chacun des 55 *proxy*. La variable prend la valeur 0 si la variable est en dessous de la médiane du *Master Dataset* si et 1 si au-dessus. Puis, le score de chaque catégorie est calculé en prenant la moyenne des variables de chaque catégorie. Le score des trois catégories sera donc une valeur comprise entre 0 et 1. Un score de 0 correspond à une catégorie considérée comme « verte » et un score de 1 à une catégorie dite « brune ».

Ainsi, après avoir agrégé et calculé le score des trois catégories de toutes les entreprises présentes dans la base de données initiales, il est possible de calculer le *BGS* annuellement. Si l'on considère respectivement $CV_{i,t}$, $PP_{i,t}$ et $A_{i,t}$ la chaîne de valeur, la perception du public et la capacité d'adaptation d'une entreprise i à la date t , alors le *BGS* d'une entreprise i à la date t est

$$BGS_{i,t} = (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) - (0,7 \times CV_{i,t} + 0,3 \times PP_{i,t}) \times \frac{1 - A_{i,t}}{3}. \quad (2.1)$$

Une entreprise dont le *BGS* est proche de 0 est considérée comme « complètement verte », tandis qu'une entreprise dont le *BGS* est proche de 1 est considérée comme « complètement brune ». La catégorie regroupant les variables en lien avec la chaîne de valeur est la plus importante, elle regroupe 70% de la pondération. En effet, les chercheurs ont considéré que les informations liées à la chaîne de valeur comme la production, les processus et la gestion d'approvisionnement constituent le cœur de l'entreprise. En outre, les réglementations gouvernementales relatives au changement climatique sont principalement axées sur les émissions actuelles. De nombreuses études comme celle de RONCALLI et al. (2020) traitant uniquement des émissions de carbone confirment l'importance du score concernant la chaîne de valeur. Le groupe de travail a aussi considéré que le score en lien avec la perception du public était important pour l'évaluation des risques carbone. Il est utilisé en particulier pour saisir l'exposition des entreprises aux risques de réputation d'un public de plus en plus conscient de la nécessité d'évoluer vers une économie verte. Ces deux indicateurs augmentent donc l'exposition de l'entreprise au risque de transition climatique. La dernière catégorie concernant l'adaptabilité des entreprises permet de réduire cette exposition. Par exemple, même si une entreprise a une production à forte intensité d'émissions et est considérée par le public comme étant polluieuse, elle peut être en mesure de s'adapter efficacement à une économie à faible émission de carbone avec une faible perte de valeur. La pondération choisie par les acteurs du projet CARIMA repose cependant sur un jugement d'expert. Le tableau 2.6 donne un exemple de score *BGS* pour différentes entreprises.

Les scientifiques ont ensuite fait le choix de garder le *BGS* d'un certain nombre d'entreprises

spécifiques afin de garder une homogénéité entre les différents secteurs d'activités et les différentes zones géographiques possibles. Ils ont aussi gardé les entreprises dont les données ESG étaient disponibles pour permettre de calculer un nombre suffisamment grand de *proxy*. Le choix a été fait d'exclure les entreprises non cotées en bourse car les rendements des actions de ces entreprises sont des données complexes à collecter. Les entreprises dans le secteur de la finance ont aussi été exclues car leur exposition au risque de transition est significativement différente des autres secteurs. En effet, les banques par exemple n'ont aucune émission de gaz à effet de serre directe mais elles financent les entreprises ayant des émissions directes élevées. Ainsi, plus de 1 637 entreprises de 50 pays ont été sélectionnées et dont le *BGS* a été calculé.

Entreprise	Secteur d'activités	<i>BGS</i>
Gazprom	Extraction et transport de gaz naturel	0,65
Shell	Secteur pétrolier	0,53
IBM	Matériel informatique, logiciel et service informatique	0,31
Johnson & Johnson	Secteur pharmaceutique	0,28
Vestas	Energies renouvelables principalement éoliennes	0,18

TABLE 2.6 : Exemple de score *BGS* pour certaines entreprises, GÖRGEN et al. (2019)

Le BMG

Tout le travail précédent avait pour objectif de déterminer le facteur *Brown-Minus-Green* (BMG) de l'économie en général à la date t . Avant d'expliquer à quoi correspond le BMG, il faut faire un retour sur la théorie autour de la gestion de portefeuille. Pour cela, nous allons introduire les modèles à facteurs permettant d'évaluer des actifs financiers et plus particulièrement les actions.

Le principe des modèles à facteurs est de faire l'hypothèse que les rendements d'un titre sont reliés à des facteurs choisis selon leur pertinence. Les modèles à facteurs considèrent que le rendement d'un titre i au temps t peut être donné par

$$r_{i,t} = \alpha_i + \sum_j \beta_i^{(j)} F_t^{(j)} + \epsilon_{i,t}, \quad (2.2)$$

où les $F_t^{(j)}$ correspondent aux rendements des facteurs considérés comme influents. Les paramètres α_i et $\beta_i^{(j)}$ sont déterminés comme dans une régression linéaire car $\epsilon_{i,t}$ est considéré comme étant un bruit blanc. Le modèle utilisé par les participants du projet CARIMA s'inspire de l'approche développée par deux économistes américains : Eugene Fama et Kenneth French. Le modèle de FAMA et FRENCH (1993) est un modèle à trois facteurs. Les trois facteurs utilisés sont basés sur la prime de risque du marché notée $r_t^M = (r_t^{mkt} - r_t^f)$ où r_t^{mkt} et r_t^f correspondent au rendement du marché et au taux d'intérêt sans risque, la prime de risque basée sur la taille de l'entreprise notée SMB_t et la prime de risque basée sur le ratio *book-to-market* notée HML_t , ratio comparant la valeur comptable et la valeur de marché de l'entreprise. Ainsi, les rendements des actions d'une entreprise i au temps t notés $r_{i,t}$ sont donnés par la relation suivante

$$r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \epsilon_{i,t}. \quad (2.3)$$

La quantité $r_{i,t} - r_t^f$ correspond au rendement excédentaire de l'actif i par rapport à celui de l'actif sans risque au temps t .

Puis, dans CARHART (1997), Mark Cahart a rajouté un quatrième facteur appelé prime liée au *momentum* ou inertie des rendements de l'entreprise au temps t notée WML_t . Le principe de l'inertie

des rendements correspond au principe de la persistance de la performance d'une entreprise. Ainsi, l'hypothèse est que les valeurs qui ont sur-performé dans les mois récents ont tendance à continuer dans les mois à venir et que les valeurs qui ont sous-performé continuent sur cette base. Dans le modèle à facteur de CARHART (1997), les rendements de l'entreprise sont égaux à

$$r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \beta_i^{WML} WML_t + \epsilon_{i,t}. \quad (2.4)$$

La construction des quatre facteurs se base sur la méthodologie développée par FAMA et FRENCH (1993). L'objectif est de partir d'une base de données contenant des informations sur de nombreuses entreprises. Les entreprises seront ensuite divisées en plusieurs catégories en fonction du facteur à déterminer. Tous ces facteurs sont disponibles publiquement. En effet, les facteurs sont mis à disposition sur le site de FRENCH (2022) et par l'entreprise AQR (2022) qui propose aussi une base de données contenant les valeurs dans le temps de ces facteurs. La valeur des facteurs peut évoluer en fonction de la base d'entreprises choisie avant le calcul et la séparation entre les différentes catégories. FRENCH (2022) utilise une base de données contenant toutes les entreprises américaines cotées au NYSE, au NASDAQ et à l'AMEX et l'entreprise AQR fournit des facteurs pour des entreprises d'autres pays.

Pour construire le facteur lié à la prime de risque du marché r_t^M , il faut calculer les rendements liés au marché, soit r_t^{mkt} . Pour cela, il suffit de prendre la moyenne des rendements de toutes les entreprises présentes dans la base de données choisie initialement.

Concernant le facteur taille, noté SMB_t pour *Small Minus Big*, les entreprises vont être divisées en fonction de leur capitalisation boursière et du ratio entre la valeur comptable et la valeur de marché. Ainsi, le portefeuille d'entreprise va être divisé en 6 portefeuilles notés S/L, S/M, S/H, B/L, B/M et B/H comme le montre le tableau 2.7.

	Capitalisation boursière faible, notée S pour <i>Small</i>	Capitalisation boursière élevée, notée B pour <i>Big</i>
Ratio <i>book-to-market</i> faible, notés L pour <i>Low</i>	S/L	B/L
Ratio <i>book-to-market</i> moyen, notés M pour <i>Medium</i>	S/M	B/M
Ratio <i>book-to-market</i> élevé, notés H pour <i>High</i>	S/H	B/H

TABLE 2.7 : Construction des six portefeuilles pour calculer les facteurs SMB et HML

Le facteur SMB_t au temps t sera alors

$$SMB_t = \frac{1}{3} \left(R_t^{S/L} + R_t^{S/M} + R_t^{S/H} \right) - \frac{1}{3} \left(R_t^{B/L} + R_t^{B/M} + R_t^{B/H} \right), \quad (2.5)$$

où $(R_t^{S/L}, R_t^{S/M}, R_t^{S/H}, R_t^{B/L}, R_t^{B/M}, R_t^{B/H})$ correspondent aux rendements mensuels des six portefeuilles explicités précédemment pondérés par la capitalisation boursière de chaque entreprise. La séparation entre les différentes catégories, comme S et B pour la capitalisation, est choisie de manière arbitraire. Par exemple, la catégorie S va contenir les entreprises ayant une capitalisation boursière inférieure à la médiane de la capitalisation des entreprises du portefeuille et inversement pour la catégorie B.

Le facteur *book-to-market* noté HML pour *High Minus Low* va comparer la valeur comptable et la valeur de marché de l'entreprise. Le calcul suit la même méthodologie que le SMB . Pour construire

ce facteur, il faut commencer par calculer le ratio $\frac{VC}{VM}$ où VC et VM correspondent respectivement à la valeur comptable et la valeur de marché de l'entreprise. Ainsi, seulement quatre des six portefeuilles construits sont gardés comme le montre le tableau 2.7. Le facteur HML_t au temps t sera alors

$$HML_t = \frac{1}{2} \left(R_t^{S/L} + R_t^{B/L} \right) - \frac{1}{2} \left(R_t^{S/H} + R_t^{B/H} \right). \quad (2.6)$$

Pour le facteur concernant le *momentum* sur les performances de l'entreprise, la construction suit le même principe que les deux premiers facteurs. Ce facteur est noté WML pour *Winners Minus Losers* mais peut aussi être trouvé avec la notation UMD . Les portefeuilles, qui sont construits mensuellement, sont les intersections de 2 portefeuilles formés sur la taille, soit en fonction de la capitalisation boursière, et de 3 portefeuilles formés sur les rendements antérieurs, soit les rendements sur les 11 derniers mois. Les points de rupture mensuels des rendements antérieurs sont aussi choisis de manière arbitraire. Le tableau 2.8 résume la construction des différents portefeuilles pour ce facteur. Si l'on considère $(R_t^{S/U}, R_t^{B/U}, R_t^{S/D}, R_t^{B/D})$ comme étant les rendements au mois t des différents portefeuilles d'entreprises $S/U, B/U, S/D$ et B/D renseignés dans le tableau 2.8 et pondérés par la capitalisation boursière de chaque entreprise, alors le facteur WML au mois t est

$$WML_t = \frac{1}{2} \left(R_t^{S/U} + R_t^{B/U} \right) - \frac{1}{2} \left(R_t^{S/D} + R_t^{B/D} \right). \quad (2.7)$$

	Capitalisation boursière faible, notée S pour <i>Small</i>	Capitalisation boursière élevée, notée B pour <i>Big</i>
Rendements faibles sur les derniers mois, notés D pour <i>Down</i>	S/D	B/D
Rendements moyens sur les derniers mois, notés M pour <i>Medium</i>	S/M	B/M
Rendements élevés sur les derniers mois, notés U pour <i>Up</i>	S/U	B/U

TABLE 2.8 : Construction des six portefeuilles pour calculer les facteurs WML

Cette méthodologie a été utilisée pour construire le facteur concernant la prime de risque lié au risque de transition pour ensuite intégrer le risque lié au climat dans un modèle à facteur. Ainsi, comme le montre la figure 2.9, le portefeuille utilisé lors du projet CARIMA a été divisé en six en fonction de deux catégories différentes : la taille et la valeur du score BGS . Comme pour les facteurs précédents, les entreprises ont été réparties en deux concernant la taille avec S et B pour *Small* et *Big*, et en 3 concernant leur BGS avec L, N et H pour *low*, *Neutral* et *High*. La séparation a été faite de telle sorte que les groupes contiennent le même nombre et la même proportion d'entreprises de la base de données initiale. Le BGS permettant de modéliser l'exposition des entreprises au risque de transition climatique, soit si une entreprise est considérée comme « verte » ou « brune », le facteur BMG permet de mesurer la différence de rendement entre les entreprises dites « brunes » et « vertes ». Le calcul du BMG_t suit la formule suivante

$$BMG_t = \frac{1}{2} \left(R_t^{S/H} + R_t^{B/H} \right) - \frac{1}{2} \left(R_t^{S/L} + R_t^{B/L} \right), \quad (2.8)$$

où $(R_t^{S/H}, R_t^{B/H})$ représentent les rendements des entreprises considérées comme « brunes » et $(R_t^{S/L}, R_t^{B/L})$ les rendements des entreprises considérées comme « vertes ».

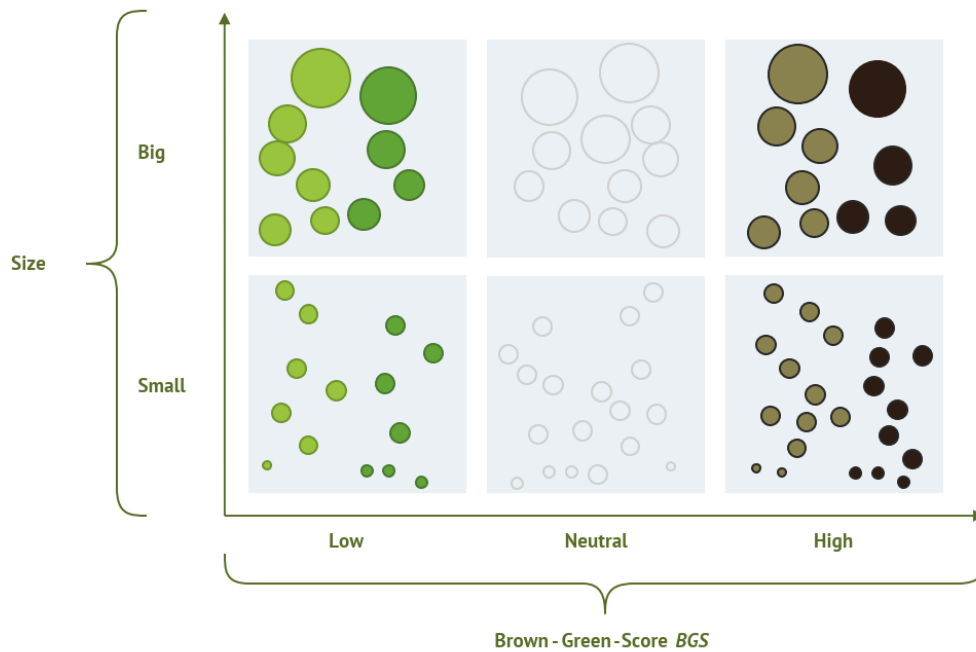


FIGURE 2.9 : Schéma sur la séparation des portefeuilles pour le calcul du *BMG*, GÖRGEN et al. (2019)

Il existe des alternatives concernant le calcul du *BGM*. En effet, il est possible de séparer les entreprises en utilisant un autre quantile. Par exemple, le portefeuille *High* pourrait être composé d'entreprises qui, mesurées par le *BGS*, sont au-dessus du quantile 80%. Le portefeuille *Low*, quant à lui, peut-être composé d'entreprises situées en dessous du quantile 20%. De plus, la séparation en fonction de la taille de l'entreprise n'est ici pas nécessaire. Il est aussi possible de calculer le *BGM* d'un secteur ou d'un pays en particulier. Pour cela, il suffit de garder les entreprises qui sont concernées lors du calcul du *BGM* d'un pays ou d'un secteur.

Le calcul du Bêta Carbone en utilisant le modèle à facteur

Pour calculer le Bêta Carbone d'une entreprise, il suffit de rajouter le facteur *BMG* dans le modèle à quatre facteurs. L'équation (2.4) devient alors

$$r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \beta_i^{WML} WML_t + \beta_i^{BMG} BMG_t + \epsilon_{i,t}. \quad (2.9)$$

Pour rappel, l'idée centrale des modèles factoriels est que les rendements des actions et donc aussi les risques globaux des actions peuvent être décomposés en diverses composantes appelées facteurs. L'une de ces composantes est la sensibilité de la valeur des actions à des changements inattendus dans le processus de transition de l'économie. Le Bêta Carbone souhaité β_i^{BMG} , qui mesure le risque de transition d'une action, est calculé à l'aide d'une simple régression linéaire multiple selon ce modèle à facteurs. Le résultat du facteur β_i^{BMG} peut être analysé de deux manières : soit en prenant la valeur relative ou en prenant la valeur absolue. En effet, si l'organisme d'assurance souhaite prendre position face au risque de transition, alors il regardera la mesure relative, soit directement la quantité suivante β_i^{BMG} . Si la compagnie souhaite posséder un portefeuille d'actif non sensible au risque de transition, alors il étudiera la valeur absolue, soit la quantité suivante $|\beta_i^{BMG}|$.

Ainsi, pour calculer le Bêta Carbone d'une entreprise, il faut avoir à disposition une base de

données contenant les quatre facteurs r^{mkt} , SMB , HML , WML présentés, le facteur BMG pour la composante liée au risque de transition climatique, les rendements de l'action de l'entreprise notés r_i et d'un actif sans risque noté r_f . Concernant la période de temps à utiliser, plus la période de temps est grande, mieux les facteurs pourront être estimés possible. Le BMG est seulement disponible sur la période de 2010 à 2019. Il est nécessaire de prendre un autre aspect en compte concernant la période de temps à utiliser. En effet, le modèle suppose que la relation entre les facteurs et les rendements de l'action est constante sur la période étudiée, ce qui n'est pas toujours vérifiée. Prenons une entreprise qui a procédé à une grande fusion au cours des dernières années. Alors, il est possible que le Bêta Carbone ait eu une valeur significativement différente avant et après la fusion. Il peut être judicieux de choisir une période plus courte afin de capturer seulement la relation entre les rendements et les facteurs et non d'autres impacts. Il faut aussi faire un choix concernant un pas de temps adapté. Le Bêta Carbone peut être calculé en utilisant un pas de temps mensuel ou un pas de temps journalier. Il est préférable d'utiliser des rendements mensuels afin d'éviter d'avoir des rendements journaliers qui ne sont pas mesurés sur la même période. Ainsi, il est nécessaire que les prix soient observés au même moment. Or, si l'on utilise, par exemple, les cours de clôture des bourses de différents pays (ou fuseaux horaires), cette condition n'est souvent pas remplie. Les chercheurs du projet CARIMA ont proposé deux règles sur la période et le pas de temps :

- Si la relation entre les facteurs et les rendements de l'action est stable, un horizon temporel doit être de cinq ans pour les rendements mensuels, soit 60 rendements mensuels, et d'un an pour les rendements quotidiens, soit environ 250 rendements quotidiens.
- Les données quotidiennes sont préférables aux données mensuelles si les problèmes mentionnés ci-dessus peuvent être exclus ou corrigés.

Il est important de faire le calcul en utilisant la bonne monnaie pour ne pas capturer les variations entre l'euro et le dollar lors du calcul de la régression pour obtenir le Bêta Carbone. En effet, le calcul du BMG a été fait sur la valeur des actions en dollars. Pour convertir la base des différents facteurs en euros, il suffit d'utiliser l'équation suivante

$$r(EUR)_{i,t} = r(USD)_{i,t} \times \left(1 + \text{taux} \left(\frac{EUR}{USD} \right)_{i,t} \right), \quad (2.10)$$

où $r(EUR)_{i,t}$, $r(USD)_{i,t}$ et $\text{taux} \left(\frac{EUR}{USD} \right)_{i,t}$ représentent respectivement la valeur d'un facteur en euros, en dollars et le taux de change du dollar à l'euro pour l'action i à la date t .

Lors de l'étude de ce score, nous avons calculé le Bêta Carbone des entreprises du CAC40. Les résultats obtenus sont résumés sur la figure 2.10. Pour effectuer ces calculs, nous avons suivi la méthodologie expliquée précédemment. Nous avons choisi de faire l'étude avec les données mensuelles sur la période de 2014 à 2019 lors que les données boursières étaient disponibles. Les valeurs mensuelles du BMG ont été calculées par les chercheurs du projet CARIMA et nous avons utilisé la base de données de l'entreprise AQR³ pour les autres facteurs. Nous avons ensuite choisi la régression avec tous les facteurs, soit celle de l'équation (2.9). Nous remarquons que les entreprises dans les secteurs du pétrole, des matières premières ont un Bêta Carbone élevé. Cela semble logique au vu de leurs activités très carbonées. De plus, le secteur du luxe avec les entreprises comme Hermès, Keiring et LVMH ont aussi un score élevé. En effet, les entreprises dans ce secteur ont souvent des rendements actions importants. Ainsi, dans le modèle, ce rendement élevé s'expliquerait par d'une activité carbone élevée, ce qui n'est pas le cas de ces entreprises. La deuxième limite du modèle concerne le Bêta Carbone des

3. Disponible ici : <https://www.aqr.com/Insights/Datasets/Betting-Against-Beta-Equity-Factors-Monthly>

entreprises dans le secteur de la finance comme les banques. En effet, en ne prenant pas en compte ce type d'entreprises dans le calcul du *BGM*, leur Bêta Carbone est faussé. Ainsi, les banques ont un score faible ce qui en fait des entreprises dites « vertes ». De plus, la variable liée à la perception du public dans le score complique l'analyse du Bêta Carbone. Prenons une entreprise comme Veolia qui a une activité se concentrant dans le secteur du traitement de l'eau et des déchets. Le public va estimer que c'est une entreprise dite « verte » comme toutes les entreprises travaillant dans ce secteur. Ainsi, les entreprises dans le secteur du traitement de l'eau et des déchets auront un Bêta Carbone qui sera plus faible. Cependant, les compagnies dans ce secteur émettent une quantité conséquente de gaz à effet de serre ce qui en fait des entreprises exposées au risque de transition ou encore des entreprises dites « brune ». Nous verrons plus tard qu'il existe des alternatives pour calculer le *BMG* sans passer par le calcul du *BGS*.

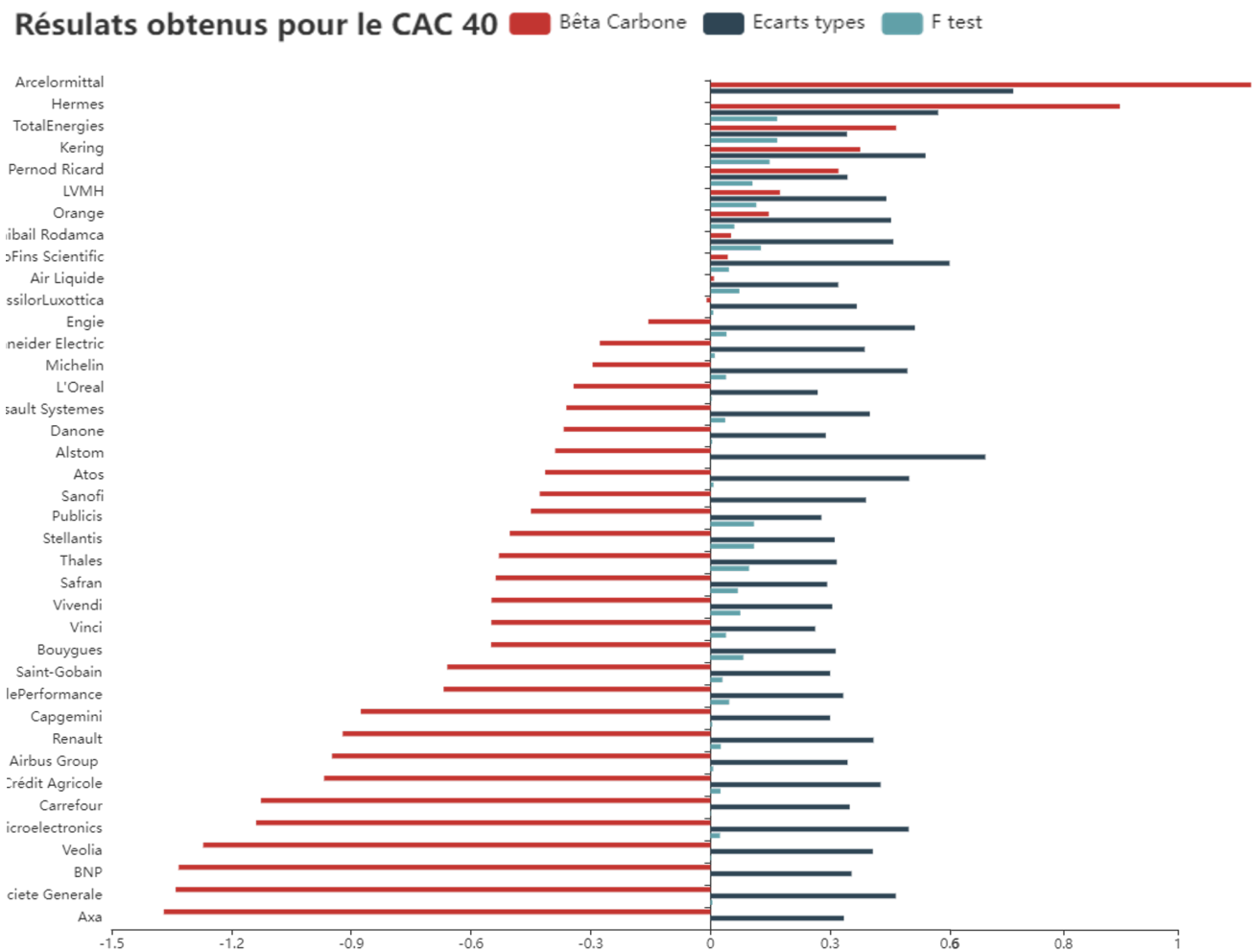


FIGURE 2.10 : Bêta Carbone des entreprises du CAC40

Le Bêta Carbone peut être calculé pour tout un portefeuille. En effet, deux méthodes peuvent être utilisées pour calculer le Bêta Carbone des actifs d'un organisme d'assurance. La première méthode consiste à utiliser la régression (2.9) en prenant $r_{i,t}$ comme étant les rendements du portefeuille de l'entreprise. Cette approche correspond à une approche dite descendante ou *top-down*. La deuxième approche consiste à utiliser la relation entre le rendement du portefeuille et les rendements de tous les

actifs, notée

$$r_{p,t} = \sum_i^N w_{i,t} \times r_{i,t}. \quad (2.11)$$

où $w_{i,t}$ représente la part de rendement lié à l'actif i .

Il suffit donc de calculer l'ensemble des Bêtas Carbones de chaque actif du portefeuille pour déterminer ensuite le Bêta Carbone de la compagnie d'assurance. Cette approche peut s'avérer compliquée à mettre en place car les données ne sont pas toujours disponibles. Cependant, cela peut permettre à l'entreprise de mieux connaître son portefeuille et de savoir quels actifs sont exposés au risque de transition. GÖRGEN et al. (2019) propose aussi une méthodologie afin de calculer le Bêta Carbone des obligations d'entreprises. Cette méthodologie n'est pas détaillée dans ce mémoire.

Le projet CARIMA propose aussi une méthodologie pour déterminer l'exposition d'un secteur d'activités ou d'un pays au risque de transition. Une analyse du Bêta Carbone au niveau national révèle la sensibilité d'un pays, ou plus précisément de la somme de ses entreprises cotées, aux changements inattendus dans le processus de transition vers une économie verte. Comprendre la situation actuelle et être capable de la comparer avec d'autres pays peut fournir à un gouvernement des informations sur l'efficacité et l'efficience de ses politiques climatiques. En outre, la compréhension du Bêta Carbone au niveau sectoriel fournit des indications importantes. Il est ainsi possible d'évaluer les effets de la réglementation de certaines industries par des décisions politiques gouvernementales, comme l'abandon progressif de la production de charbon.

Le fait de pouvoir calculer le Bêta Carbone à la fois au niveau du pays et du secteur permet aux gestionnaires de portefeuille et aux organismes d'assurance d'analyser leurs stratégies d'allocation de portefeuille en ce qui concerne les risques de transition et de les comparer à des choix spécifiques de pays et de secteurs. De cette façon, ils peuvent évaluer le risque carbone de leurs portefeuilles, ce qui peut être utile dans les stratégies d'ajustement de portefeuille. En outre, une vision claire de la distribution du bêta carbone au sein d'un pays et d'un secteur peut aider à développer des stratégies d'investissement.

Le Bêta Carbone d'un pays et d'un secteur peut être déterminé en plusieurs étapes. Il faut commencer par spécifier le pays ou le secteur à analyser puis sélectionner les actifs pertinents. La deuxième étape consiste à déterminer le Bêta Carbone de chaque actif sélectionné puis d'agréger par pays ou par secteur. Il est possible d'illustrer les résultats en utilisant des graphiques comme la figure 2.11 ou la figure A.5 disponibles en annexe représentant le Bêta Carbone calculé pour différents pays.

Le calcul des Bêtas Carbones de la figure 2.11 a été effectué par GERMAIN (2022) en utilisant un facteur *BMG* avec une méthodologie que nous allons présenter dans les alternatives possibles. Le calcul a été effectué sur les entreprises du CAC 40 et sur celle du S&P 100 puis les Bêtas Carbones ont été regroupés par secteur en utilisant la nomenclature GICS pour *Global Industry Classification Standard* de l'entreprise MSCI. Cette nomenclature est détaillée dans la section 3.1.3. La figure représente les valeurs absolues et relatives permettant d'effectuer deux analyses différentes : soit de faire une analyse dans le but d'être neutre face au risque de transition, soit une analyse dans l'objectif de saisir des opportunités si une transition a lieu. Comme nous le pensions initialement, nous remarquons que les deux secteurs les plus sensibles au risque de transition sont le secteur de l'énergie et le secteur service aux collectivités qui correspond au secteur de production, distribution et commercialisation d'eau, d'électricité. Nous observons que le Bêta Carbone varie de manière non négligeable pour les entreprises d'un même secteur, ce qui prouve une variance sectorielle élevée. Cela souligne une des problématiques d'effectuer une étude à la maille sectorielle. En effet, les entreprises au sein d'un même secteur ne sont pas exposées de la même façon au risque de transition. Ainsi, pour les secteurs particulièrement exposés, il peut s'avérer nécessaire d'effectuer une étude plus fine, une étude à la

maille des entreprises par exemple.

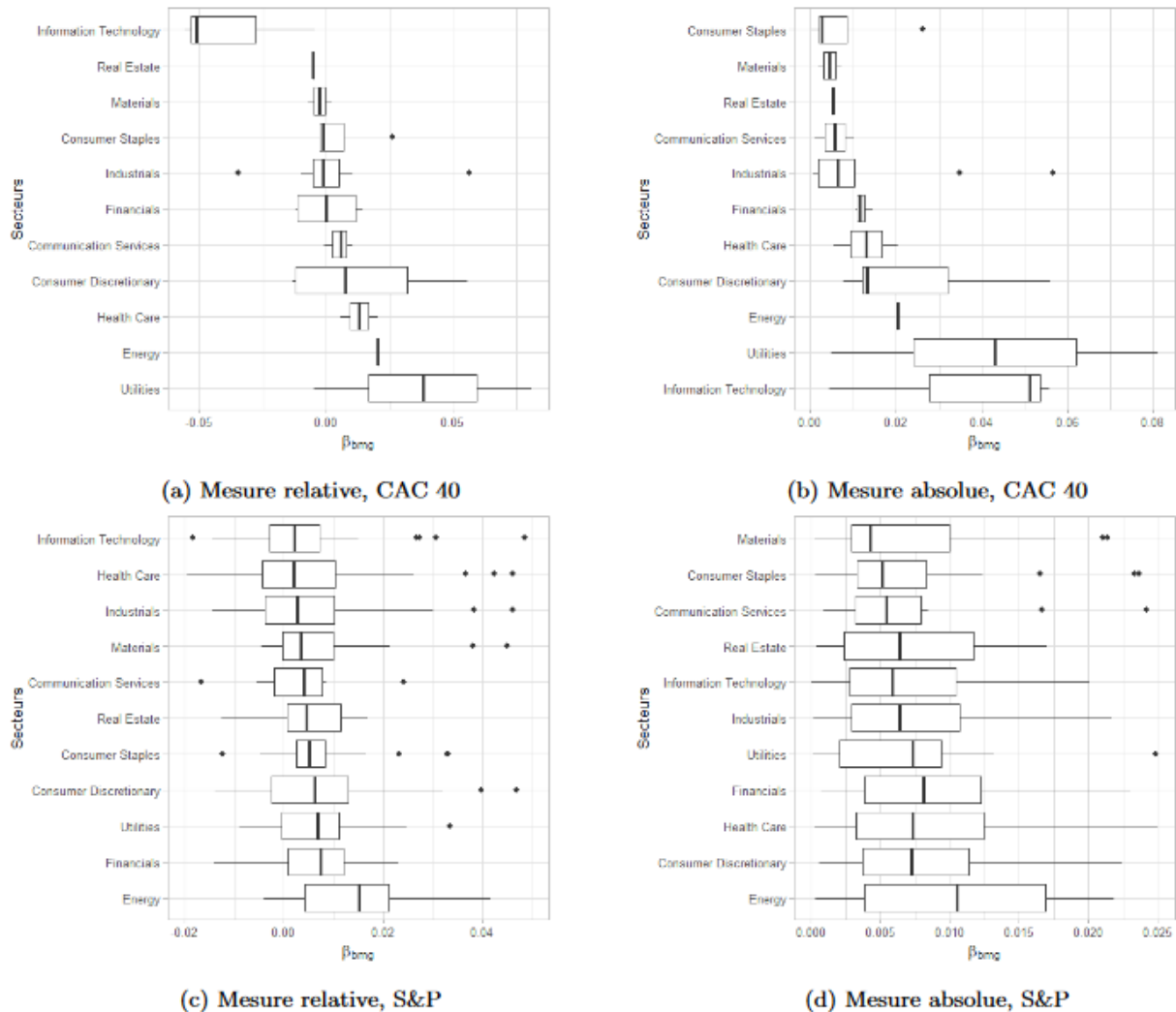


FIGURE 2.11 : Bêta Carbone par secteur et indice boursier pour l'année 2020, GERMAIN (2022)

Les alternatives possibles

Suite à la publication du projet CARIMA, des alternatives sur certaines étapes du calcul du Bêta Carbone ont été proposées. L'entreprise Amundi propose différents points dans RONCALLI et al. (2020) afin de rendre le calcul et la reproduction de la méthode moins fastidieuse et plus réalisable. Dans le mémoire de GERMAIN (2022), l'auteur reprend les travaux d'Amundi afin de calibrer un choc à horizon un an pour le calcul du SCR. D'autres approches ont été étudiées notamment dans l'article HUIJ et al. (2022) mais elles ne seront pas détaillées dans ce mémoire.

Le premier point de RONCALLI et al. (2020) a été de revoir la méthodologie de calcul sur le facteur *BGS* détaillée à la page 70. La méthode du projet CARIMA est assez fastidieuse et peu reproductible. Il est nécessaire d'avoir accès à des bases de données ESG qui sont souvent payantes afin d'obtenir les nombreuses variables ESG utilisées pour calculer les 55 *proxy*. Deux méthodes ont été proposées par

RONCALLI et al. (2020) et les deux se basent sur l'utilisation d'une seule variable ESG pour calculer l'équivalent du *BGS* :

- L'intensité carbone qui correspond au rapport entre la somme des trois *scopes* d'émissions de gaz à effet de serre et le revenu en dollar d'une entreprise. Ainsi, l'intensité carbone au temps t notée IC_t est égale à

$$IC_t = \frac{\sum_{i=1}^2 SCP_t(i)}{CA_t},$$

où $SCP_t(i)$ et CA_t correspondent respectivement aux émissions de gaz à effet de serre du *scope* i et le chiffre d'affaires de l'entreprise au temps t . Les auteurs de l'article observent une corrélation de 58% entre le facteur *BMG* du projet CARIMA et le nouveau BMG^{IC} calculé à partir de la variable intensité de carbone.

- L'exposition liée aux émissions carbonées notée *ES* qui est un score de MSCI, entreprise américaine fournissant des indices financiers. Ce score se base sur les activités à forte émissions de gaz à effet de serre et sur les réglementations actuelles et potentielles en matière de gaz à effet de serre. La corrélation entre le facteur *BMG* du projet CARIMA et le nouveau BMG^{ES} calculé à partir du score présenté est de 64%.

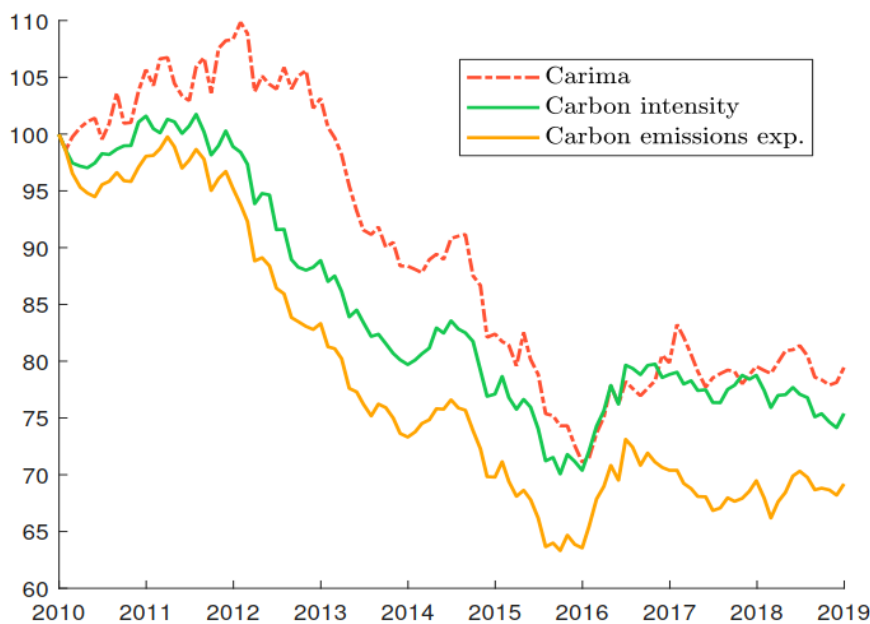


FIGURE 2.12 : Performances cumulées des différentes approches (sur l'indice MSCI World), RONCALLI et al. (2020)

La figure 2.12 montre que l'utilisation d'une seule variable pour le calcul du *BGS* est suffisante pour ensuite calculer la valeur du *BMG*. A contrario des chercheurs du projet CARIMA, les auteurs de RONCALLI et al. (2020) estiment que ne pas prendre en compte les entreprises financières comme les banques ne permet pas d'obtenir les conséquences réelles du risque lié à une transition sur les rendements d'actifs financiers.

Le deuxième point soulevé dans RONCALLI et al. (2020) est le choix des facteurs pour expliquer les rendements d'un actif. En effet, sur la matrice de corrélation entre les facteurs représentée sur le tableau 2.9, le facteur *BMG* est relativement corrélé à une grande partie des facteurs. Notons :

- le modèle de base CAPM, modèle ayant un unique facteur lié au marché, comme étant

$$\text{CAPM : } r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \epsilon_{i,t}, \tag{2.12}$$

- le modèle de FAMA et FRENCH (1993) comme étant

$$\text{FF : } r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \epsilon_{i,t}, \tag{2.13}$$

- le modèle de CARHART (1997) comme étant

$$\text{4F : } r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \epsilon_{i,t}. \tag{2.14}$$

Le tableau 2.10 résume les tests effectués entre les différents modèles. On remarque tout d’abord que le modèle *FF* et *CAPM + BMG* augmente de manière significative le pouvoir explicatif par rapport au modèle *CAPM*. Nous remarquons aussi que les rendements des actions sont plus sensibles au facteur *BMG* lié à la composante transition climatique qu’au facteur lié au *momentum*. Le dernier test confirme la pertinence de rajouter la composante carbone au modèle *4F*, soit le modèle de CARHART (1997). La conclusion la plus importante est que le facteur lié au risque de transition joue un rôle clé dans les variations des rendements boursiers. Pour contourner le problème lié à la corrélation entre le facteur *BMG* et certains des facteurs du modèle *4F*, il est possible d’utiliser la régression suivante

$$\text{MKT + BMG : } r_{i,t} - r_t^f = \alpha_i + \beta_i^M r_t^M + \beta_i^{BMG} BMG_t + \epsilon_{i,t}. \tag{2.15}$$

La calibration d’un choc sectoriel à horizon un an dans le mémoire de GERMAIN (2022) a été faite en utilisant ce dernier modèle et l’article RONCALLI et al. (2020) utilise aussi cette régression.

Factor	MKT	SMB	HML	WML	BMG
MKT	100,00***				
SMB	1,41	100,00***			
HML	11,51	-8,93	100,00***		
WML	-14,59	3,87	-41,43***	100,00***	
BMG	5,33	20,33**	27,41***	-21,28**	100,00***

TABLE 2.9 : Corrélations entre les différents facteurs en %, GÖRGEN et al. (2020)

	Adjusted R^2	F-test		
	difference	10%	5%	1%
CAPM vs FF	1,74	34,6	25,5	13,5
CAPM vs CAPM + BMG	1,74	21,2	15,6	9,2
FF vs FF + BMG	1,73	22,5	17,5	9,7
FF vs FF + WML (ou 4F)	0,22	6,6	3,0	0,8
4F vs 4F + BMG	1,76	23,6	18,6	10,0

TABLE 2.10 : Comparaison des différentes régressions, RONCALLI et al. (2020)

L’introduction de la fiscalité carbone a permis d’expliquer comment la majorité des scénarios de transition climatique sont construits. Cela a aussi permis d’introduire le prix du carbone, variable que nous allons utiliser dans les méthodologies du chapitre suivant. Les scénarios prospectifs comme ceux développés par le NGFS ou l’ACPR permettent d’effectuer une première analyse qualitative essentielle pour l’ORSA des assureurs, notamment concernant l’exposition et la matérialité des risques liés à une transition climatique. Cette analyse permet d’introduire le raisonnement quantitatif expliqué dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Les méthodologies pour la modélisation des chocs liés au risque de transition climatique

Après avoir présenté le cadre réglementaire et les étapes préliminaires pour prendre en compte le risque de transition climatique, nous développons dans cette partie les différentes méthodologies possibles pour modéliser les risques. Le risque de transition ayant des conséquences directes sur les actifs des assureurs, nous débutons par détailler les approches concernant les actions que les organismes d'assureurs possèdent. Nous allons ensuite expliquer les méthodologies modélisant les obligations d'entreprises et d'États.

3.1 Le risque action

Les actions ne sont pas les actifs financiers favoris des organismes d'assurance vie. Cependant, elles représentent une part non négligeable du portefeuille de ces entreprises. En effet, 18% des encours des assureurs sont des titres de capital au premier trimestre 2022 comme le montre la figure 2.6. Nous avons pu présenter deux approches différentes pour modéliser un choc action. Ces deux méthodes ont recours à des modèles à dividendes actualisés.

3.1.1 Les modèles à dividendes actualisés

Il est important de rappeler la différence entre le prix « fondamental » d'une action et sa valeur sur le marché. Cela permet d'introduire le prix « juste » d'une action et de savoir si une action est sur ou sous-évaluée. WILLIAM (1938) a été le premier à reconnaître que les prix du marché et les valeurs fondamentales sont « des choses séparées et distinctes à ne pas confondre ». Dans son ouvrage, il affirme que la valeur intrinsèque à long terme d'un actif est la valeur actuelle de tous les flux de trésorerie futurs, c'est-à-dire les dividendes et le prix de vente futur.

Ainsi, notons $P(t)$ et $D(t)$ les variables aléatoires représentant respectivement la valeur fondamentale d'une action et les dividendes versés au temps $t \in \mathbb{N}$ et $k_e(t)$ le taux de rendement attendu par l'actionnaire. Le prix de l'action $p(t)$ est $p(t) = \mathbb{E}[P(t)]$. Ainsi, si l'actionnaire l'achète au temps t et la revend au temps $t + 1$, la valeur de l'action revient à la somme du prix $P(t + 1)$ et des dividendes

$D(t+1)$ au temps $t+1$ actualisés avec le taux de rendement attendu $k_e(t)$,

$$p(t) = \mathbb{E} \left[\frac{P(t+1) + D(t+1)}{1 + k_e(t+1)} \right]. \quad (3.1)$$

Ensuite, SAMUELSON (1973) a démontré la formule (3.2) si l'actionnaire achète l'action et ne la vend pas.

$$\lim_{i \rightarrow +\infty} \mathbb{E} \left[\frac{P(t+i)}{\prod_{j=1}^i (1 + k_e(t+j))} \right] = 0. \quad (3.2)$$

Ainsi, le prix de l'action peut être défini comme la somme des espérances des dividendes futurs actualisés,

$$p(t) = \sum_{i=1}^{+\infty} \mathbb{E} \left[\frac{D(t+i)}{\prod_{j=1}^i (1 + k_e(t+j))} \right]. \quad (3.3)$$

Nous définissons ensuite le taux de croissance des dividendes comme étant $g(t) = \frac{D(t+1) - D(t)}{D(t)}$, ce qui revient à $D(t+1) = D(t)(1 + g(t))$, le prix de l'action devient

$$p(t) = D(t) \sum_{i=1}^{+\infty} \mathbb{E} \left[\prod_{j=1}^i \frac{1 + g(t+j)}{1 + k_e(t+j)} \right]. \quad (3.4)$$

En prenant un taux de croissance des dividendes et un taux de rendement attendu constant, soit $\forall (t, j) \in \mathbb{N}^2$ $g(t+j) = g$ et $k_e(t+j) = k_e$, le prix correspond à la formule de GORDON et SHAPIRO (1956) défini à l'équation (3.5)

$$p^G(t) = D(t) \frac{1 + g}{k_e - g} \quad \text{ou} \quad p^G(t) = \frac{D(t+1)}{k_e - g}. \quad (3.5)$$

Il est possible de faire une hypothèse supplémentaire sur la relation entre les bénéfices et les dividendes de l'entreprise. Ainsi, si on note $B(t)$ la variable aléatoire représentant les bénéfices, nous pouvons supposer que les dividendes sont une fraction α_t des bénéfices, soit $D(t) = \alpha_t B(t)$ avec $(\alpha_t)_{t \in \mathbb{N}} \in [0; 1]$. En prenant une fraction constante α , on obtient un nouveau prix de l'action défini en (3.6),

$$p^G(t) = \alpha B(t) \frac{1 + g}{k_e - g} \quad \text{ou} \quad p^G(t) = \frac{\alpha B(t+1)}{k_e - g}. \quad (3.6)$$

Le modèle de GORDON et SHAPIRO (1956) est simple car il ne nécessite que des estimations du taux de croissance des dividendes et du taux d'actualisation, qui sont tous deux faciles à obtenir à partir des données historiques d'une entreprise. Néanmoins, le modèle a de nombreuses limites. Tout d'abord, il impose $g < k_e$ pour obtenir un prix fini. Le modèle peut donner lieu à des estimations incorrectes du prix lorsque le taux de croissance se rapproche du taux d'actualisation, car le prix a tendance à croître jusqu'à l'infini. Par conséquent, ce modèle est plus adapté aux entreprises ayant une politique de dividendes stable et dont la croissance est inférieure à celle de l'économie. Pour contourner ces problèmes, il est possible de considérer plusieurs périodes pour éviter de prendre un taux de croissance des dividendes constant et un taux de rendement attendu constant. Ces variantes du modèle sont détaillées dans MALKIEL (1963), FULLER et HSIA (1984) ou MOLODOVSKY et al. (1965).

3.1.2 L'approche de l'exercice pilote de l'ACPR en utilisant les scénarios prospectifs par secteur du NGFS

Dans cette partie, nous détaillons l'approche utilisée lors de l'exercice pilote de l'ACPR pour calibrer le choc sur les actions. La méthodologie est détaillée dans ces deux articles : BATTISTON et al. (2019)

et ALLEN et al. (2020). Cette méthode permet d'obtenir des chocs sur des indices actions par secteur et par pays.

La première étape consiste à récupérer les différents scénarios macroéconomiques mis à disposition par le NGFS (2022). Cette première partie a été détaillée dans la section 2.2. Pour rappel, de nombreuses variables macroéconomiques sont construites dans les scénarios *open-source* du NGFS. En effet, dans les derniers scénarios publiés, le réseau bancaire reprend le modèle NiGEM présenté dans la section 2.2.2 à la page 60 et utilisé lors de l'exercice pilote de l'ACPR mais n'utilise pas le modèle sectoriel. Ainsi, pour la première étape de cette approche, il est nécessaire de récupérer les résultats provenant du modèle NiGEM et sectoriel. Puis, il faut utiliser les projections du chiffre d'affaires et des valeurs ajoutées entre 2025 et 2050 des différentes zones économiques et des différents secteurs.

La seconde étape consiste à faire des hypothèses financières fortes. Lors de l'exercice pilote, L'ACPR a supposé que les dividendes distribués représentent 50% de la rémunération du capital, soit un taux de distribution des dividendes de 50% du rendement du capital. La rémunération du capital représente quant à elle 33% de la valeur ajoutée. Ces hypothèses et les variables macroéconomiques récupérées lors de la première étape permettent d'utiliser le modèle de dividendes actualisés présenté dans la section 3.1.1.

La dernière étape consiste à calculer les différents prix d'actions par zone économique et par secteur grâce à l'équation (3.4). Pour rappel, le flux de dividendes est calculé lors de la deuxième étape. Puis, il est actualisé en utilisant un taux d'actualisation donné par le rendement moyen de l'indice boursier par secteur et par zone économique calculé sur une période antécédente. Pour l'exercice pilote de l'ACPR, la période prise en compte était de janvier 2001 à décembre 2019. La Banque de France avait ensuite corrigé ce taux d'actualisation par une projection d'une composante de correction du risque spécifique au secteur, imitant le comportement du *spread* de crédit des entreprises du même secteur.

La figure 3.1 montre l'écart de prix des actions par rapport au scénario de référence étudié par l'ACPR sur certains secteurs particulièrement exposés. Pour rappel, le secteur de référence correspond à un scénario de transition ordonnée. Les résultats obtenus sur d'autres secteurs sont aussi disponibles en ligne sur le site de l'ACPR (2020). La valeur des actions liées au secteur du pétrole diminuent presque de 50% dans un scénario de transition accélérée par rapport au scénario de référence. Ces résultats semblent cohérents étant donné que ces secteurs sont responsables d'une part majeure des émissions de gaz à effet de serre comme le montre la figure 1.2. Il aurait été intéressant de comparer les trois scénarios de transition au scénario *business as usual* pour obtenir une meilleure comparaison.

Cependant, cette approche a plusieurs limites. Le risque de contagion entre différents secteurs n'est pas vraiment pris en compte. En effet, les actions des entreprises dans le secteur de la finance comme les banques et les organismes d'assureurs sont très peu impactés dans les résultats obtenus par l'ACPR. De plus, pour utiliser cette méthodologie, il est nécessaire de faire une étude à une maille sectorielle. Cependant, de nombreuses entreprises ont des activités diversifiées. Il n'est pas toujours évident d'attribuer un seul secteur par entreprise. Comme nous l'avons souligné dans la section 2.3.3 à la page 79, les entreprises au sein d'un même secteur ne sont pas exposées de la même manière au risque climatique de transition. En effet, il existe une variance intra-sectorielle forte. Le NGFS ne publie pas les projections par secteur dans leurs scénarios. Pour reproduire cette méthode, il faut être en capacité de répliquer le modèle sectoriel utilisé par l'ACPR dans son exercice pilote présenté dans la section 2.2.3. Nous proposons une deuxième approche permettant de calculer les chocs par entreprises et nécessitant moins de données concernant les scénarios prospectifs par secteurs.

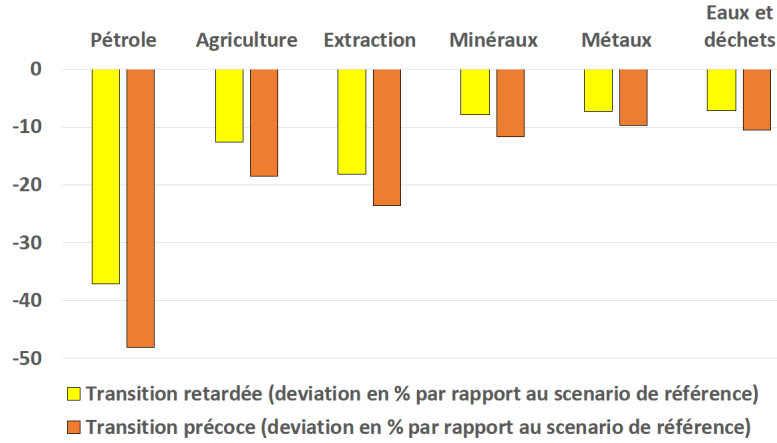


FIGURE 3.1 : Ecarts de prix des actions avec le scénario de référence, ACPR (2019)

3.1.3 Application d'un choc suite à une hausse du prix du carbone

Dans cette partie, nous allons détailler la méthodologie que nous avons pu développer pour calibrer un choc action en fonction de divers scénarios de transition. L'objectif de cette approche est de calibrer le choc action en fonction de la diminution des bénéfices d'une entreprise due à une hausse de la fiscalité carbone. Cette hausse de la fiscalité carbone peut provenir de la taxe carbone ou du marché carbone présentés dans la section 2.1. Nous utilisons un *proxy* qui est le prix du carbone pour modéliser cette hausse et nous modifions le modèle de dividendes actualisés de la section 3.1.1 pour calibrer un nouveau choc action. Cette méthodologie permet de calibrer un choc à une maille moins agrégée que celle de l'ACPR.

Définition du choc

Après avoir choisi l'horizon de temps du stress test noté T et supposé que le taux de croissance des bénéfices et des rendements sont constants après la date T , nous pouvons obtenir le prix $p(t)$ de l'action dans le scénario sans transition au temps $t < T$ comme défini dans la section 3.1.1. Prenons $\forall i \geq T$, $g(i) = g$ et $k_e(i) = k_e$ avec $0 < k_e < g$ et $\forall j \geq 1$, $B(j+1) = (1+g(j+1)) \times B(j)$. Ainsi le prix de l'action $p(t)$ est

$$\begin{aligned}
 p(t) &= \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha B(t+i) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right] \\
 &= \sum_{i=1}^{T-1} \alpha B(t) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1+g(t+j)}{1+k_e(t+j)} \right] + \sum_{i=T}^{+\infty} \alpha B(t) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1+g(t+j)}{1+k_e(t+j)} \right] \\
 &= \sum_{i=1}^{T-1} \alpha B(t) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1+g(t+j)}{1+k_e(t+j)} \right] + \sum_{i=T}^{+\infty} \alpha \frac{B(T)}{\prod_{j=1}^T 1+k_e(t+j)} \cdot \left(\frac{1+g}{1+k_e} \right)^i \\
 &= \sum_{i=1}^{T-1} \alpha B(t) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1+g(t+j)}{1+k_e(t+j)} \right] + \alpha \frac{B(T)}{\prod_{j=1}^T 1+k_e(t+j)} \cdot \frac{1+k_e}{k_e+g}.
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

Soit $p^*(t)$ le prix de l'action dans un scénario de transition spécifique au temps t et $\forall i \geq 1$, $B^*(t+i) = B(t+i) - \Delta CC(t+i) \cdot SCP(t+i)$ les bénéfices de l'entreprise dans ce scénario, avec $\Delta CC(i)$ correspond à la variation du prix du carbone au temps i dans un scénario de transition spécifique et $SCP(i)$ les émissions s'inscrivant dans le *scope* 1 de l'entreprise. Le nouveau prix de l'action est

$$\begin{aligned}
p^*(t) &= \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha B^*(t+i) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right] \\
&= \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha (B(t+i) - \Delta CC(t+i) \cdot SCP(t+i)) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right] \\
&= \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha B(i) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right] - \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha (\Delta CC(i) \cdot SCP(i)) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right] \\
&= p(t) - \sum_{i=1}^{+\infty} \alpha (\Delta CC(t+i) \cdot SCP(t+i)) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right].
\end{aligned} \tag{3.8}$$

Nous nous intéressons ensuite à la quantité ϕ_t pour appliquer le choc sur la valeur de l'entreprise au temps t défini par l'égalité suivante

$$\phi_t = \frac{p^*(t) - p(t)}{p(t)} = - \frac{\sum_{i=1}^{+\infty} \alpha (\Delta CC(t+i) \cdot SCP(t+i)) \left[\prod_{j=1}^i \frac{1}{1+k_e(t+j)} \right]}{p(t)}. \tag{3.9}$$

Calibrage des différents paramètres

Même si nous nous intéressons particulièrement à l'écart de prix pour calculer le choc action, il est nécessaire d'effectuer un bon calibrage afin d'obtenir, à la date $t = 0$ pour le scénario central dit *business as usual*, une valeur de l'action proche de la valeur réelle. Le bon calibrage permettra aussi d'avoir des projections cohérentes pour tous les scénarios.

Pour les paramètres concernant la croissance des bénéfices de l'entreprise $g(i)$ et le taux de rendement attendu par l'actionnaire $k_e(i)$, les méthodologies sont similaires à celles de l'ACPR. La croissance des bénéfices correspond à la croissance des valeurs ajoutées du secteur de l'entreprise calibré à partir des scénarios de l'exercice pilote de l'ACPR. Pour le taux de rendement attendu par l'actionnaire, nous avons calculé le rendement moyen de l'action sur les années 2015 à 2019. Il faut aussi calibrer le paramètre α qui peut être vu comme étant la part des bénéfices de l'entreprise reversée en dividendes aux actionnaires. Nous avons utilisé le montant moyen de dividendes par action versé par l'entreprise lors des cinq dernières années. Ainsi, il est possible de calculer la moyenne des dividendes versés et la moyenne des bénéfices de l'entreprise entre 2015 et 2019 afin de calculer la part moyenne α des bénéfices reversés en dividendes. Nous n'avons pas pris en compte la période de la Covid-19 car pour les bénéfices observés des entreprises étaient beaucoup plus faibles.

Concernant le prix du carbone, nous avons eu recours aux scénarios développés par l'ACPR (2020). Cependant, ces scénarios n'étant plus très récents, il est aussi possible de prendre les scénarios mis à disposition par la BANQUE CENTRALE EUROPÉENNE (2022) pour son exercice 2022 de *stress test* climatique.

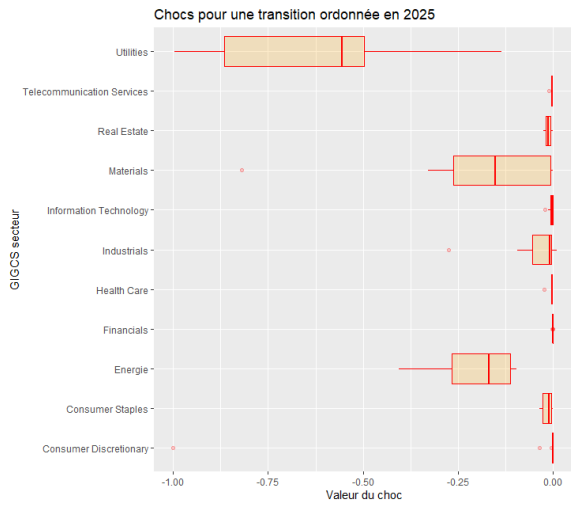
Analyse des résultats obtenus

L'étude a été effectuée sur les entreprises de l'indice boursier du CAC40 et sur les entreprises de l'indice boursier du S&P100. Pour rappel, l'indice du CAC40 regroupe 40 entreprises cotées françaises et le S&P100 regroupe quant à lui 100 entreprises cotées américaines. Les données concernant les émissions carbone de *scope 1* de ces entreprises ont été récupérées sur BLOOMBERG. La valeur des actions a été calculée pour quatre scénarios différents correspondant aux scénarios de l'exercice pilote de l'ACPR avec un horizon de temps allant jusqu'à 2050 et un pas de temps de 5 années. Pour une meilleure visualisation, les chocs sur la valeur des actions des entreprises ont été ensuite agrégés par secteur en utilisant la segmentation du GICS développée par l'entreprise MSCI (2022).

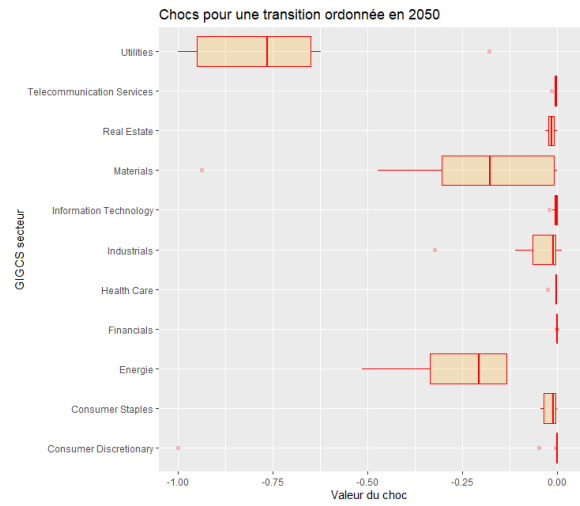
Les figures 3.2 résumant les résultats trouvés. La figure ne montre que les chocs pour les années 2025 et 2050 et compare les valeurs des actions des scénarios de transition ordonnée, retardée et accélérée avec les valeurs du scénario *business as usual*. Trois secteurs sont particulièrement exposés : le secteur de l'énergie, le secteur matériaux et le secteur service aux collectivités. En effet, les entreprises de ces secteurs peuvent voir la valeur de leur action diminuer de 25% à 100%. Concernant les deux premiers secteurs, les chocs élevés s'interprètent facilement. En effet, le secteur de l'énergie regroupe des entreprises comme TotalEnergies ou Exxon Mobil, entreprises spécialisées dans l'industrie du pétrole et de la cokéfaction. Le secteur matériaux regroupe des entreprises travaillant dans la fabrication de matériaux comme les métaux, les produits chimiques, le papier, etc. Ainsi, la valeur de l'action des entreprises spécialisées dans la fabrication de métaux diminue car leurs émissions de gaz à effet de serre sont significatives contrairement à des entreprises fabriquant du papier. Pour le secteur service aux collectivités, il est essentiel de regarder en détail les règles de classification du GICS. En effet, ce secteur regroupe les entreprises distribuant de l'électricité, du gaz ou s'occupant du traitement et la distribution de l'eau. Ces activités sont particulièrement exposées à une hausse de la fiscalité carbone au vu des émissions de gaz à effet de serre qu'elles engendrent. En effet, la distribution de gaz et le traitement de l'eau et des déchets sont des activités provoquant des émissions de gaz à effet de serre directes et elles sont donc comptabilisées dans le *scope 1*. Ainsi, si l'on compare aux activités des entreprises dans le secteur du pétrole, l'extraction du pétrole provoquent des émissions de gaz à effet de serre qui sont minimales en comparaison aux émissions provoquées par l'utilisation de cette énergie. Ces émissions sont donc indirectes et sont comptabilisées dans le *scope 3* des entreprises. Certaines entreprises du secteur service public voient même la valeur de leurs actions diminuer de 100%. Cela signifie que les activités de ces entreprises ne seront plus viables dans le futur si la trajectoire du prix du carbone suivait celle des scénarios de l'ACPR.

Cette approche se basant sur un choc concret à des limites. La première limite est que l'approche se base seulement sur la hausse de la fiscalité carbone et non sur d'autres chocs comme un changement de *mix* énergétique. De plus, les résultats ont été obtenus en utilisant les émissions des entreprises 2021. Ces émissions peuvent être amenées à se réduire mais la projection des émissions par entreprises peut s'avérer compliquée. Il est possible de prendre les trajectoires d'émissions de certains secteurs développées dans les scénarios du NGFS pour projeter les émissions carbone des entreprises. Cependant, cela permet de démontrer que certaines activités ne seront plus possibles si des politiques climatiques ambitieuses sont mises en place.

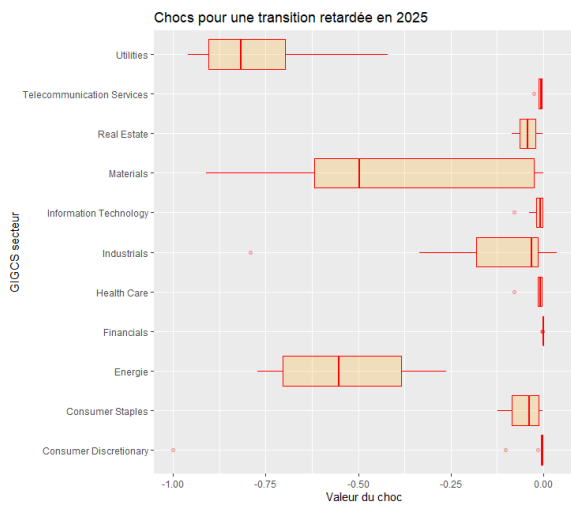
Une autre limite possible concerne le choc très faible pour certains secteurs, notamment celui de la finance car le choc est seulement calibré sur une hausse de la fiscalité carbone et sur les émissions du *scope 1* des entreprises. Pour rappel, le *scope 1* comprend seulement les émissions directes des entreprises. Les entreprises comme les banques ou les organismes d'assurances n'émettent presque pas de gaz à effet de serre. Néanmoins, les actifs de ces sociétés peuvent émettre une quantité de gaz à effet de serre non négligeable. Cette approche ne modélise donc pas les liens entre les entreprises.



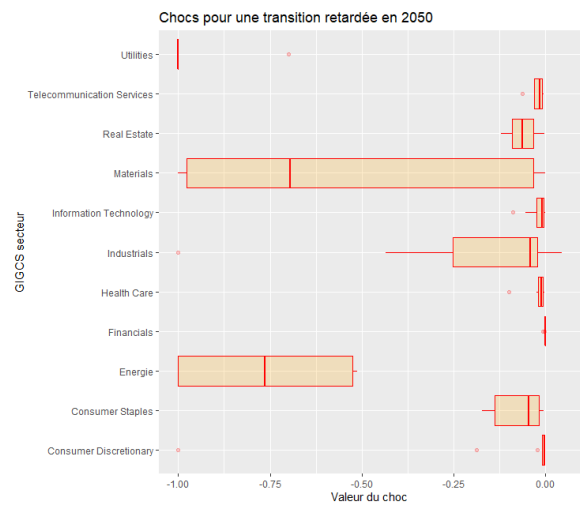
(a) Transition ordonnée 2025



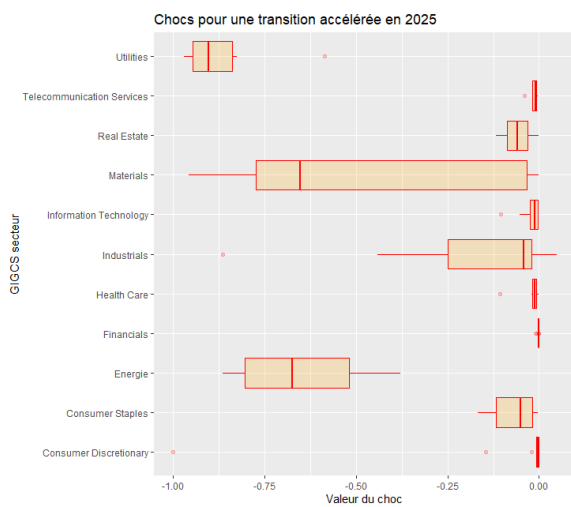
(b) Transition ordonnée 2050



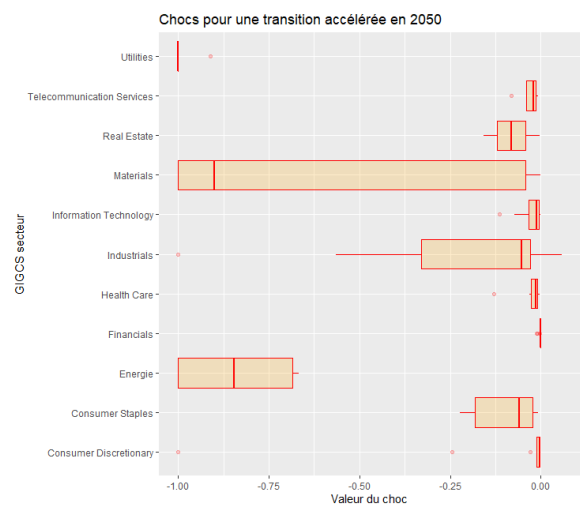
(c) Transition retardée 2025



(d) Transition retardée 2050



(e) Transition accélérée 2025



(f) Transition accélérée 2050

FIGURE 3.2 : Résumé des chocs pour les entreprises du S&P100 et du CAC40 pour les trois scénarios de transition de l'ACPR

Pour certaines entreprises comme Tesla, le choc ne peut pas être calculé à cause des limites du modèle à dividendes actualisés. En effet, Tesla, comme de nombreuses autres entreprises cotées, ne verse aucun dividende à ses actionnaires. Ainsi, le calibrage du choc est plus complexe. En effet, il est toujours possible de calculer un niveau de dividendes attendu en fonction prix observé de l'action ou d'entreprises ayant un profil similaire. Cette approche peut être complexe à utiliser pour les actions non-cotées car les informations financières des entreprises non-cotées ne sont pas toujours disponibles. Or, certains organismes d'assurance vie possèdent ce type d'actifs financiers, actifs pouvant être exposés au risque de transition climatique.

La limite la plus importante concerne le *proxy* prix du carbone utilisé pour calculer le choc d'une hausse de la fiscalité carbone. En effet, cette variable ne fait pas la distinction entre la taxe carbone et le marché du carbone. Pour expliquer clairement la problématique, nous allons prendre l'exemple de l'entreprise Veolia appartenant au secteur service aux collectivités. Veolia est une entreprise française spécialisée dans la gestion de l'eau, de déchets et d'énergie. C'est une entreprise que certains considèrent comme « verte » car son secteur d'activité est principalement la gestion de l'eau et des déchets, soit des activités étant considéré comme écologique. Son Bêta Carbone est de -1,27 ce qui en fait aussi une entreprise « verte » selon la méthodologie détaillée dans la section 2.3.3. Cependant, le choc calculé est supérieur à 50% pour les trois scénarios étudiés. L'explication de cette limite est assez complexe. L'entreprise émet une quantité de gaz à effet de serre conséquente, surtout si l'on compare ses émissions par rapport à ses bénéfiques. Ainsi, ses dépenses liées à la taxe carbone seront forcément élevées. D'un autre côté, Veolia étant une entreprise ayant pour objectif le traitement de l'eau et les énergies renouvelables, elle peut se voir octroyer un nombre de quotas carbones supérieur par l'État sur le marché du carbone. Ainsi, si elle ne dépasse pas ses quotas autorisés, elle aura la possibilité de revendre une part de ses quotas. Veolia peut donc aussi obtenir des bénéfiques grâce au marché du carbone. Or, le *proxy* utilisé ne fait pas la distinction entre les deux types de fiscalité. dans l'approche présentée, le choc est nécessairement négatif car les émissions carbones sont forcément supérieures à zéro.

Les deux approches présentées dans ce mémoire ont de nombreuses limites mais elles permettent aux organismes d'assurance de pouvoir quantifier les variations de leur portefeuille d'action en fonction de différents scénarios. La première approche permet d'avoir une vision plus globale des conséquences d'une transition climatique et de sensibiliser les organismes d'assurances. Cependant, elle est assez complexe à mettre en place à la vue des données nécessaires et du modèle sectoriel à développer. La deuxième approche permet de voir quelles sont les actions particulièrement exposées si une hausse de la fiscalité carbone est mise en place. Cependant, certaines actions comme celles des entreprises ne versant pas de dividendes ne sont pas prises en compte.

3.2 Les obligations d'entreprises

Dans cette partie, nous allons détailler deux méthodologies permettant de projeter et de calibrer un choc sur les obligations d'entreprises que les organismes d'assurance peuvent détenir. Les deux modélisations se basent sur une augmentation de la probabilité de défaut des entreprises qui engendre une baisse de la valeur d'une obligation. Avant de détailler les deux approches, il est nécessaire de faire un rappel sur le risque de *spread*. La première approche a été développée par la Banque de France lors de l'exercice pilote de l'ACPR. La deuxième modélisation a été publiée par BOUCHET et GUENEDAL (2022) et consiste à utiliser le modèle de Merton pour augmenter la probabilité de défaut des entreprises dont les obligations sont détenues par les organismes d'assurances.

3.2.1 Rappel sur le risque de spread

Les deux approches que nous allons présenter se basent sur un choc de la probabilité de défaut des entreprises. Pour cela, il est nécessaire d'introduire le risque de *spread*. En effet, le *spread* d'une obligation représente l'écart de rendement actuariel entre une obligation et le rendement d'un emprunt non risqué pour une même durée. Il est approché empiriquement par la différence entre le rendement des obligations émises par une société donnée et le taux de rendement des obligations d'États solvables.

Ainsi, on appelle une obligation zéro-coupon de maturité T un titre qui paye 1 à la date T . Son nom vient du fait qu'il ne paye pas d'intérêts avant maturité. Le prix à la date $t \in [0, T]$ du zéro-coupon de maturité T est noté $p(t, T)$. Si l'on note t la date d'évaluation du prix, T sa maturité, $(r_t)_{t_0}$ le processus de taux et \mathcal{F}_t la filtration sous la probabilité \mathcal{Q} , alors le prix d'une obligation zéro-coupon sans risque est

$$p(t, T) = \mathbb{E}^{\mathcal{Q}} \left[\exp \left(- \int_t^T r_u du \right) \mid \mathcal{F}_t \right].$$

Les obligations zéro-coupon comprennent un risque de défaut. On introduit le prix $v(t, T)$ d'une obligation zéro-coupon risquée comme étant

$$v(t, T) = \mathbb{E}^{\mathcal{Q}} \left[\exp \left(- \int_t^T r_u du \right) (\mathbb{1}_{\{\tau > T\}} + \phi \mathbb{1}_{\{\tau \leq T\}}) \mid \mathcal{F}_t \right],$$

avec τ la durée de vie sans défaut et ϕ le taux de recouvrement en cas de défaut. Il est ensuite possible d'utiliser l'hypothèse d'indépendance entre taux et risque de défaut introduite par JARROW et al. (1995). Ainsi on obtient

$$v(t, T) = p(t, T) \mathbb{E}^{\mathcal{Q}} [\mathbb{1}_{\{\tau > T\}} + \phi \mathbb{1}_{\{\tau \leq T\}}] = p(t, T) (\phi + (1 - \phi) \mathcal{Q}(\tau > T)).$$

On suppose l'indépendance entre risque de taux et crédit.

Il est aussi possible d'introduire les paramètres utilisés dans la norme IFRS 9 que certaines les banques et certains organismes d'assurance doivent suivre. La norme introduit l'*Expected Credit Loss* (ECL) pour quantifier le risque de crédit et de défaut d'un emprunteur. Les quatre paramètres suivants sont essentiels dans la norme IFRS 9 :

- ECL : *Expected credit loss*, l'espérance de perte en cas d'évènement de crédit.
- PD : *Probability of Default*, la probabilité que l'emprunteur fasse défaut.
- EAD : *Exposure At Default*, l'exposition de la banque au moment du défaut. Cela peut être vu comme la valeur des actifs prêtés.
- LGD : *Loss Given Default*, la perte de la banque en cas de défaut en considérant une revente potentielle des actifs de l'emprunteur.

L'ECL est donné par l'égalité suivante

$$ECL = PD \times EAD \times LGD.$$

Dans les sections suivantes, nous nous focalisons sur la probabilité de défaut.

3.2.2 L'approche développée par la Banque de France

Pour utiliser cette approche, il faut pouvoir utiliser les scénarios de l'ACPR ou du NGFS construits en fonction de différents secteurs. Il est préférable d'utiliser les scénarios du NGFS car ceux-ci sont plus récents. Les résultats des modèles sectoriels décrits précédemment sont insérés dans le modèle de notation de la Banque de France pour désagréger davantage les impacts au niveau des entreprises. Dans le cadre de sa stratégie de politique monétaire, la Banque de France est l'une des rares banques centrales à avoir développé un modèle de notation interne, qui évalue le risque qu'une entreprise ne puisse pas faire face à ses engagements financiers. En utilisant les résultats du modèle sectoriel, la chaîne de modèles permet de distinguer, au sein des secteurs, les gagnants et les perdants en identifiant l'ensemble des entreprises qui présentent les plus fortes diminutions et augmentations du risque de défaut. La figure 3.3 permet de schématiser le processus de calcul de la probabilité de défaut des entreprises.

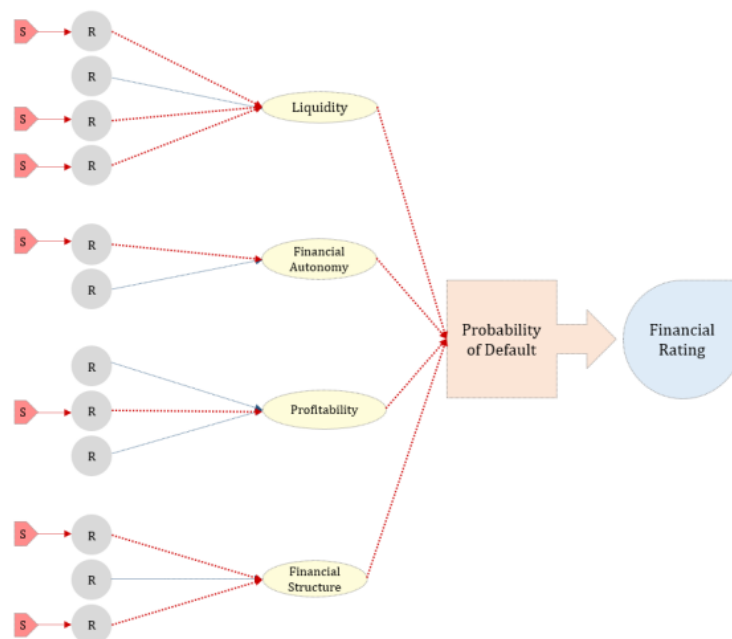


FIGURE 3.3 : Schéma du calcul de la probabilité de défaut, ALLEN et al., 2020

La procédure globale de notation financière est basée sur l'analyse des ratios financiers. Les ratios financiers sont initialement sélectionnés sur la base d'une procédure de notation qui mesure leur pouvoir discriminatoire et de manière secondaire en fonction du retour d'information des experts financiers. Les ratios ainsi sélectionnés, qui varient selon le secteur concerné, constituent les variables explicatives essentielles du modèle de notation. Chaque ratio sélectionné est affecté à un seul thème financier, en fonction de sa structure et de son interprétation financière. Au sein de chaque thème financier, les ratios sont discrétisés et résumés en une variable catégorielle thématique, avec un algorithme qui utilise une approche similaire aux arbres de décision.

La transmission des chocs sous-jacents du modèle sectoriel aux ratios financiers se fait via les agrégats financiers qui composent ces ratios. Les exemples d'agrégats impactés sont la trésorerie active, le revenu net, l'excédent brut d'exploitation et la capacité de financement interne. Dans la figure 3.3, R représente les ratios financiers affectés par le choc sectoriel S . Comme chaque ratio est affecté à

un thème financier unique, le choc sectoriel sera transmis aux variables catégorielles thématiques. Ces dernières sont utilisées dans une régression logistique pour estimer les impacts sur les probabilités de défaillance, qui à leur tour pourraient modifier la notation financière statistique attribuée.

Le modèle utilise les données comptables annuelles des entreprises directement issues de FIBEN, une base de données de la Banque de France qui repose principalement sur les états comptables des entreprises, les incidents de paiement des factures commerciales des fournisseurs et des clients, les prêts bancaires déclarés par les établissements de crédit et les informations juridiques des entreprises. Les données sur les défauts de paiement proviennent de la Centrale des risques (CCR) de la Banque de France. La principale variable de défaut est le défaut binaire à l'horizon d'un an, conforme aux normes de l'Eurosystème et cohérent avec la définition donnée par le Comité de Bâle. Le défaut binaire est défini comme suit

$$d_i^t = \begin{cases} 1 & \text{si l'entreprise } i \text{ a fait défaut durant l'année } t \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (3.10)$$

d_i correspond une réalisation i de la variable aléatoire D . D peut prendre comme valeur 1 avec la probabilité $1 - \pi$ et 0 avec la probabilité π . Ainsi, D suit une loi de Bernoulli de paramètre π et défini par

$$\mathbb{P}(D = d_i) = \pi^{1-d_i} \times (1 - \pi)^{d_i}. \quad (3.11)$$

Pour estimer la probabilité de défaut π , l'estimation se fait conditionnellement à un vecteur de covariables observées noté X_i . Ainsi, on a l'égalité

$$\mathbb{P}(D = 1|X_i) = 1 - \pi(X_i) = \mathbb{E}(D|X_i). \quad (3.12)$$

L'estimation des probabilités de défaut est ensuite effectuée sur une base macroéconomique et sectorielle, en utilisant un modèle logistique et les variables thématiques comme variables explicatives,

$$\mathbb{P}(D = 1|X_i) = 1 - \pi(X_i) = \frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + X_i\beta)}, \quad (3.13)$$

où (β_0, β) sont les paramètres de la régression logistique qui sera estimée et X_i représente les variables catégorielles pour l'entreprise i . Les probabilités de défaut sont donc ensuite calculées par pays et par secteur en utilisant les projections des variables macroéconomiques. ALLEN et al. (2020) donne une explication plus détaillée sur le modèle utilisé par la Banque de France pour estimer les probabilités de défaut des différents secteurs en fonction des pays.

Les résultats obtenus lors de l'exercice pilote de l'ACPR sont présentés sur la figure 3.4. La figure présente les écarts des valeurs ajoutées et des probabilités de défaut des différents secteurs par rapport au scénario d'une transition ordonnée. Nous remarquons que les secteurs exposés au risque de transition sont les mêmes que ceux de la méthodologie présentée dans la section 2.2.3. En effet, les obligations d'entreprise dans le secteur du pétrole verront leur probabilité de défaut augmentée de 500%. Seulement 5 autres secteurs sont touchés dans les scénarios présentés : l'agriculture, les exploitations minières, le secteur des minéraux, des eaux usées et des métaux. D'un autre côté, les autres secteurs ne semblent pas du tout ou très peu exposés au risque de transition climatique dans l'approche présentée.

Les limites de cette approche sont relativement similaires à celle de l'approche détaillée dans la section 3.1.2 pour le choc action. En effet, l'analyse s'effectue par secteurs ce qui engendre les mêmes conséquences que pour l'approche action. Elles ne sont donc pas détaillées dans cette partie. De plus, cette approche est relativement compliquée à mettre en place car, la base de données de la Banque de France concernant les défauts des entreprises n'est pas publique. De plus, le modèle mis en place par la Banque de France pour estimer la probabilité de défaut des entreprises et des secteurs n'est, lui non plus, pas disponible en *open-source*. Nous avons pu développer une approche nécessitant moins de données et en obtenant des nouvelles probabilités de défaut par entreprises.

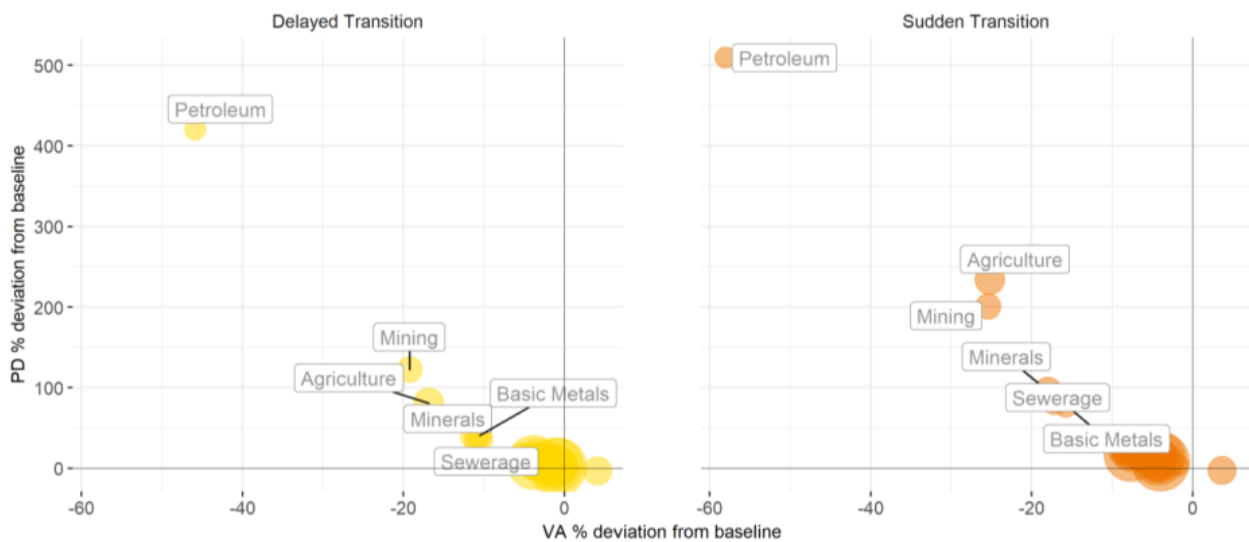


FIGURE 3.4 : Impact des différents scénarios par rapport au scénario de référence sur la probabilité de défaut et les valeurs ajoutées de différents secteurs, ACPR, 2021

3.2.3 L'approche en utilisant le modèle de Merton

Dans cette partie, nous détaillons une approche qui utilise le modèle de Merton. Ce modèle permet d'estimer la probabilité de défaut d'une entreprise. Nous modifierons ce modèle pour rajouter les coûts d'une hausse de la fiscalité carbone dans le modèle. Cette approche se base donc essentiellement sur l'utilisation du prix du carbone et le *scope 1* des émissions de gaz à effet de serre des entreprises.

Le modèle de Merton

Le modèle de MERTON (1974) est un modèle permettant d'estimer la probabilité de défaut d'une entreprise. C'est un modèle de risque structurel, c'est-à-dire que c'est un modèle qui ne se base que sur la structure interne de l'entreprise et non sur le cycle économique par exemple. L'objectif de ce modèle est d'étudier l'état d'endettement d'une entreprise et ainsi sa probabilité de défaut. Ce modèle se base sur une structure similaire à une structure comptable schématisée sur la figure 3.5, mais en considérant ici bien que ce sont des valeurs de marché, et non les valeurs purement comptables. De plus, le modèle considère que l'actif de la société est financé au passif par des fonds propres détenus par les actionnaires et de la dette détenue par les créanciers.

Notons :

- V_t : La valeur des actifs
- σ_v : La volatilité des actifs
- r : Le *drift* associé aux actifs qui peut être le taux sans risque
- dW_t : Un processus de Weiner standard.

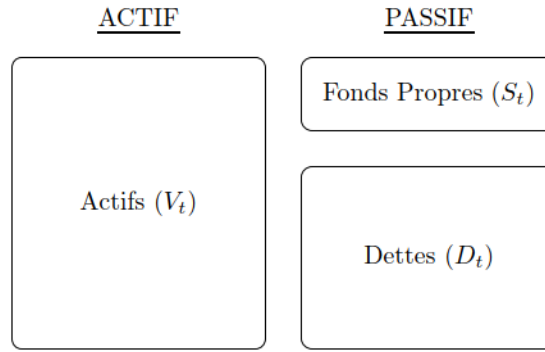


FIGURE 3.5 : Structure du bilan d'une entreprise dans le modèle de Merton

Le modèle suppose que les actifs de l'entreprise sont négociables et suivent la dynamique

$$\frac{dV_t}{V_t} = rdt + \sigma_v dW_t. \quad (3.14)$$

Ainsi, les actifs peuvent aussi suivre l'équation suivante

$$\forall s \leq t \leq T, V_t = V_s \times \exp \left(\left(r - \frac{\sigma_v^2}{2} \right) (t - s) + \sigma_v W_{t-s} \right). \quad (3.15)$$

On remarquera donc ici que ce modèle suppose une volatilité et un *drift* des actifs constants. Une autre hypothèse forte de ce modèle est que l'entreprise n'a qu'une seule dette modélisée par un zéro-coupon de valeur nominale D et de maturité T . Dans la réalité, la structure de dette d'une entreprise est bien plus complexe.

Dans ce modèle, on considère que le défaut est déclaré lorsque la valeur des actifs à maturité (V_T) passe sous un certain seuil. Pour faire simple ici, nous allons considérer que ce seuil est la valeur nominale de la dette (D). Du point de vue de l'actionnaire, on remarque qu'il gagnera soit la différence entre les actifs et la dette, ou bien rien si les actifs ne suffisent pas à rembourser la dette. Ainsi, $E_t = \max(V_t - D_t, 0) = (V_t - D_t)^+$, ce qui correspond au *payoff* d'un *call* sur les actifs V_t ayant pour prix d'exercice la dette D . Dans ce modèle, la probabilité de défaut d'une entreprise notée PD_{merton} est donnée par

$$\begin{aligned} PD_{merton} &= P(V_T < D) \\ &= P \left(V_t \times \exp \left(\left(r - \frac{\sigma_v^2}{2} \right) (T - t) + \sigma_v \sqrt{T - t} Z_{0,1} \right) < D \right) \\ &= P \left(Z_{0,1} < \frac{\ln \left(\frac{V_t}{D} \right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_v \sqrt{T - t}} \right), \end{aligned} \quad (3.16)$$

avec $Z_{0,1}$ une variable aléatoire suivant une loi normale centrée réduite. Ainsi, on obtient l'égalité suivante

$$PD_{merton} = \Phi(-DD), \quad (3.17)$$

où Φ est la fonction de distribution cumulée d'une loi Normale centrée réduite, et DD la distance au défaut est définie par l'équation suivante

$$DD = \frac{\ln \left(\frac{V_t}{D} \right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_v \sqrt{T - t}} = d_2. \quad (3.18)$$

Enfin, en appliquant le modèle de Black-Scholes, on peut montrer que

$$E_t = V_t \Phi(d_1) - D \exp(-r(T-t)) \Phi(d_2). \quad (3.19)$$

Mais aussi que la dette D_t suit l'égalité

$$\begin{aligned} D_t &= e^{-r(T-t)} \mathbb{E}[\min(V_t, D)] \\ &= D e^{-r(T-t)} - e^{-r(T-t)} \mathbb{E}[\max(0, D - V_t)] \\ &= D e^{-r(T-t)} - D e^{-r(T-t)} \Phi(-d_2) - V_t \Phi(-d_1), \end{aligned} \quad (3.20)$$

avec $d_1 = d_2 + \sigma_v \sqrt{T-t}$. Ainsi, dans ce cadre, il faut ajouter aux hypothèses de Merton celles du modèle de Black-Scholes. Enfin, on peut constater que $V_t = E_t + D_t$, la logique comptable reste conservée dans ce modèle au même titre que la parité *Call-Put*.

La modification du modèle de Merton

Notre objectif ici est donc de modéliser l'impact de l'évolution du prix du carbone sur les probabilités de défaut des entreprises. Notre cadre de travail se base donc sur le modèle de Merton pour les probabilités de défaut.

Nous allons pour cela nous inspirer du modèle de BOUCHET et GUENEDAL (2022) qui consiste à définir un choc que l'on va appliquer de manière proportionnelle aux actifs de l'entreprise. Une fois ces actifs choqués, nous réutilisons le modèle de Merton afin de calculer la probabilité de défaut avec le choc carbone. Enfin, nous calculerons l'écart par rapport à la normale pour obtenir un *shift* climatique. Ce dernier sera par la suite ajouté à une PD PIT (*Point In Time*) qui prendra en compte le contexte macroéconomique (PIB, Chômage, etc.). Dans ce mémoire, nous ne regardons pas l'impact sur la PD PIT.

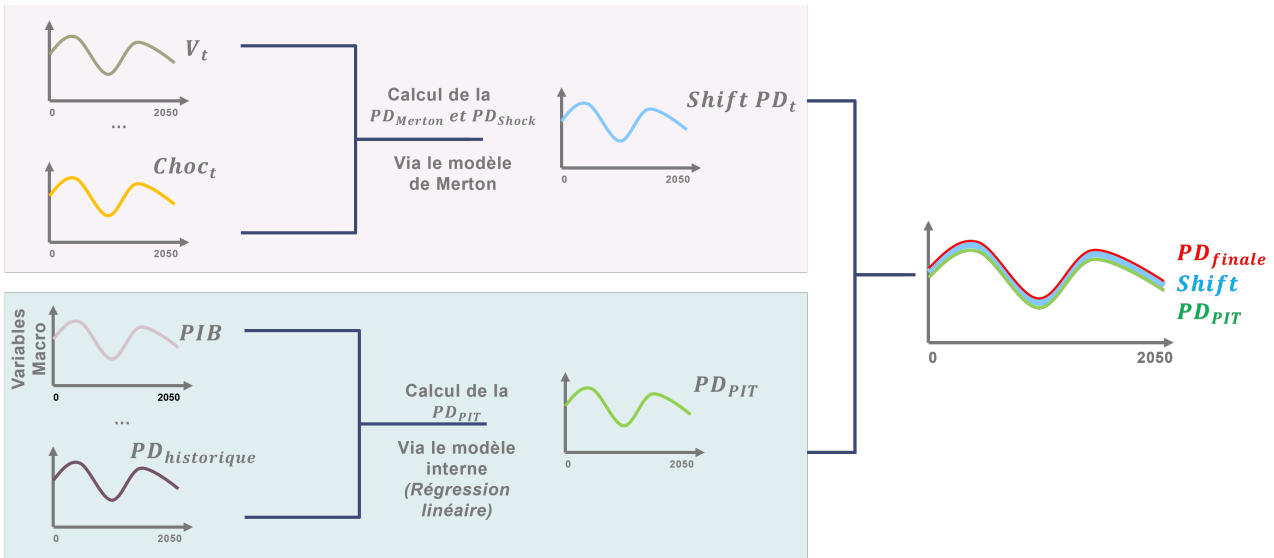


FIGURE 3.6 : Explication du Modèle de Stress-Test

Comme expliqué plus tôt, l'objectif ici est de choquer les actifs pour obtenir une nouvelle probabilité de défaut. On va partir de la formule de la distance au défaut de Merton définie à l'équation (3.18) et appliquer le choc à ce niveau. Nos actifs choqués sont donc

$$V_t^* = (1 - \xi)V_t, \text{ avec } \xi \in [0, 1[. \quad (3.21)$$

On considère $\xi < 1$ car si $\xi = 1$ cela reviendrait à une entreprise qui n'aurait plus aucun actif, ce qui n'est pas réaliste. Un $\xi = 0$ dans ce modèle équivaut bien à une absence de choc des actifs. Enfin, mathématiquement, il n'y a pas de raison pour que ξ ne soit pas négatif. En effet, $\xi < 0$ se traduirait dans la réalité par une augmentation des actifs de l'entreprise. Cela peut être le cas pour une entreprise revendant des crédits carbone par exemple. Ce cas particulier ne sera pas abordé étant donné sa faible occurrence : la plupart des entreprises devront payer une taxe ou acheter des quotas. La distance au défaut devient donc

$$DD^* = \frac{\ln\left(\frac{V_t^*}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}} = \frac{\ln\left(\frac{(1-\xi_t)V_t}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}} = d_2^*, \quad (3.22)$$

et le *shift* de probabilité

$$\begin{aligned} shift &= PD^* - PD \\ &= \Phi(-d_2^*) - \Phi(-d_2) \\ &= \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{(1-\xi_t)V_t}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}}\right) - \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{V_t}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}}\right). \end{aligned} \quad (3.23)$$

Une analyse du *shift* de probabilité est disponible en annexe A.3

Le calibrage du choc dans le modèle de Merton

Maintenant que nous avons vu l'impact d'un choc $\xi \in [0, 1[$, nous allons nous intéresser à la méthode pour donner une valeur à cet impact. Voici deux méthodes qui sont souvent retenues dans la littérature

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi_t = \frac{NPV_{tax}}{Total\ Asset\ Value} = \frac{NPV_{tax}}{V} \\ \text{ou} \\ \xi_t = \frac{\Delta CC_t}{EBITDA_t} \end{array} \right. \quad (3.24)$$

avec $NPV_{tax} = \sum_{t=0}^T ((1+r)^t \times \gamma_k \times \tau_t)$ où γ_k correspond à l'intensité carbone et τ_t au prix du carbone pour la première méthode et avec $\Delta CC_t = Scope_1(t) \times \Delta Prix\ Carbone_t$ pour la seconde. Il faut préciser que $\Delta Prix\ Carbone_t$ représente la différence de prix entre la date t et t_0 , soit la quantité $Prix\ Carbone_t - Prix\ Carbone_{t_0}$.

Ces deux méthodes sont malgré tout assez similaires dans l'approche. La première méthode provient de REINDERS et al. (2020) et consiste à actualiser à aujourd'hui le coût jusqu'à maturité des taxes futures, puis à effectuer le ratio avec la valeur total des actifs. Le problème réside dans le fait qu'il faut décaler la période T afin de pouvoir projeter les variables, et ne pas avoir un choc qui diminue trop en se rapprochant de la maturité.

La deuxième méthode correspondant à la seconde équation de l'équation (3.24) est la méthode que l'on a retenue, celle de BOUCHET et GUENEDAL (2022), elle consiste à ne choquer uniquement à l'instant t avec les valeurs présentes. Le choc est le ratio coût carbone sur EBITDA. Le coût carbone étant le prix du carbone multiplié par les émissions du *scope 1* de l'entreprise. L'EBITDA, pour *earnings before interest, taxes, depreciation, and amortization* désigne les bénéfices avant intérêts, impôts, dépréciation et amortissement. Pour être plus précis, il se calcule en prenant en compte les bénéfices d'une société avant que n'en soient soustraits les intérêts, les impôts sur les sociétés, les dotations aux amortissements et les provisions sur immobilisations. En considérant que les entreprises ont un ratio EBITDA sur actif constant, ce choc sur l'EBITDA peut directement être retranscrit sur

les actifs. À ce choc, il est possible d'ajouter un *Pass-through* : $\phi_t \in [0; 1]$, ce coefficient permet de représenter une part du coût carbone qui sera transmis aux clients via une augmentation des prix notamment. Ce coefficient dépend grandement du secteur – les matières premières n'ont pas une grande élasticité des prix par exemple – et son calibrage revient à l'*avis d'experts*, c'est pourquoi nous ne le traiterons pas ici.

Présentation des résultats

Pour mener l'analyse et les tests du modèle, nous avons calculé les probabilités de défauts des entreprises du S&P100 et du CAC 40. L'étude a été effectuée sous la probabilité risque-neutre afin de rester dans un cadre *market consistent*. Cela nous permet de ne pas exhiber des primes de risques si les calculs avaient été effectués sous la probabilité historique. Les données utilisées pour faire l'étude ont été collectées sur Bloomberg. Afin d'effectuer l'analyse sous la probabilité risque-neutre, nous avons utilisé les volatilités implicites des actions des entreprises du CAC 40 et du S&P100. Le volume de la dette, la maturité moyenne de la dette et l'EBITDA des entreprises ont aussi été collectés sur Bloomberg.

Sachant que l'on va s'intéresser au choc, il semble intéressant d'étudier la répartition des entreprises en fonction de leurs émissions et leur EBITDA. Ci-dessous, la figure 3.7 nous montre effectivement la zone en bas à droite est particulièrement sensible dans le cadre de ce modèle : EBITDA faible et *scope* 1 élevé. Il semblerait que le secteur de l'énergie se situe dans cette zone.

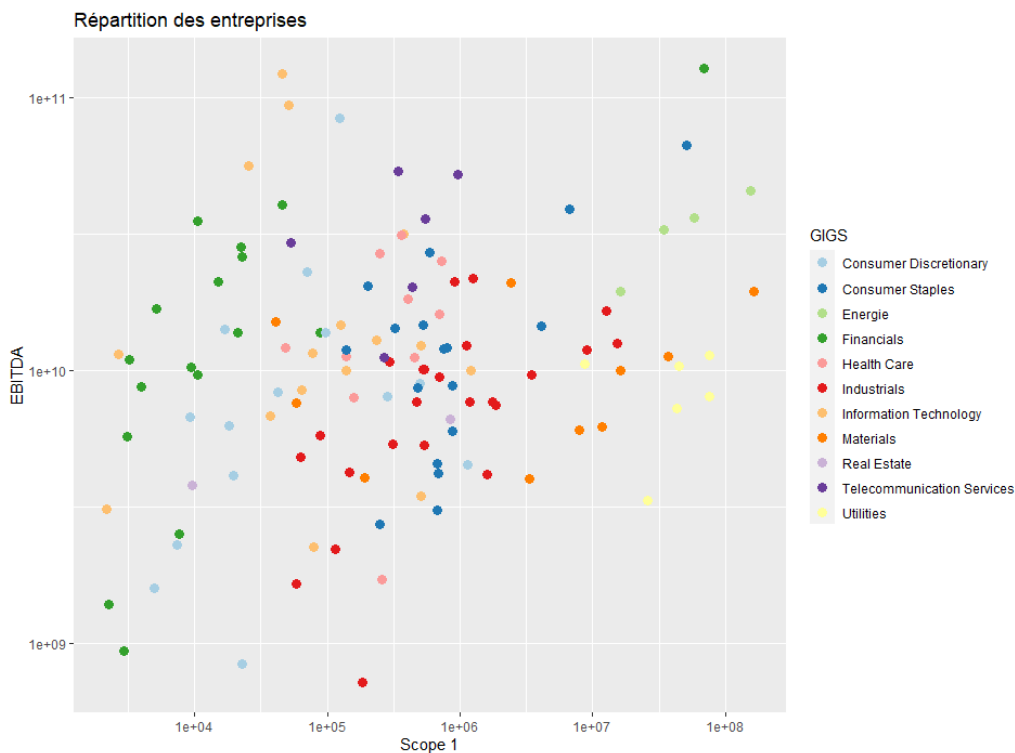


FIGURE 3.7 : Répartition des entreprises en fonction de leur *scope* 1 et de leur EBITDA

Les scénarios de l'ACPR étant datés, nous allons seulement nous concentrer sur une évolution des prix allant de 100 à 900 €/tonne qui est l'intervalle des différents scénarios. Comme on peut le voir dans le tableau 3.1, le choc moyen des entreprises passe de 1.1% à 30.53% ce qui est un choc très conséquent. De plus, plus le prix augmente et plus le choc, le *shift* est strictement supérieur à 1, ce

qui le rend inapplicable dans les faits. En effet, un *shift* strictement supérieur à 1 correspond à une entreprise qui a une valeur négative en actif. Ainsi, cette entreprise ferait nécessairement défaut dans un tel scénario.

Prix Carbone	100	200	300	400	500	600	700	800	900
Choc Moyen (%)	1.10	4.78	8.4	12.14	15.82	19.50	23.17	26.85	30.53

TABLE 3.1 : Choc moyen par prix carbone (€/tonne) avec un prix initial 80 au 31/12/21.

On constate aussi sur la figure 3.8 que les chocs dépendent du secteur. Les secteurs les plus touchés sont le traitement et gestion des eaux ainsi que le secteur de l'énergie. Par exemple, Veolia est une des entreprises avec un choc des plus élevés. En effet, dans le cadre de cette approche, c'est la fiscalité carbone qui est considérée : l'entreprise paye en fonction de ces émissions. Les limites résident dans le fait que Veolia disposera sûrement de quotas d'émission lui permettant de continuer d'exercer sa mission de traitement des eaux, utile pour la planète, là où les producteurs d'énergies auront des quotas plus faibles pour forcer la transition énergétique. Cette limite se rapproche de la limite de la méthodologie du choc action présentée dans la section 3.1.3.

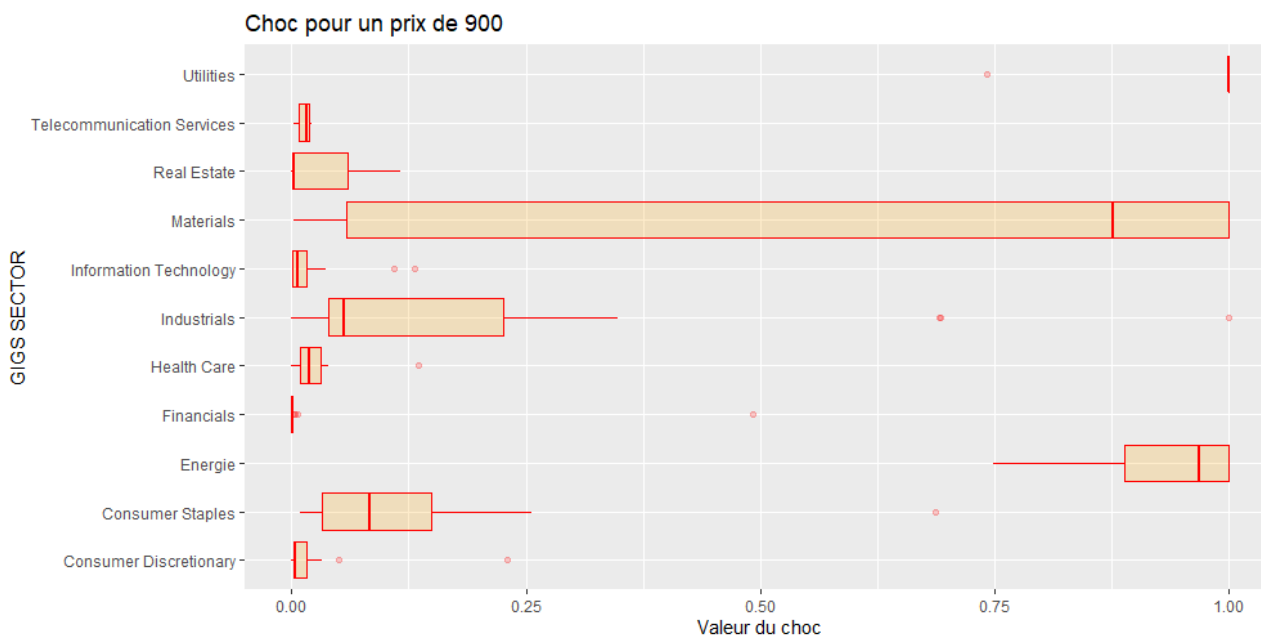
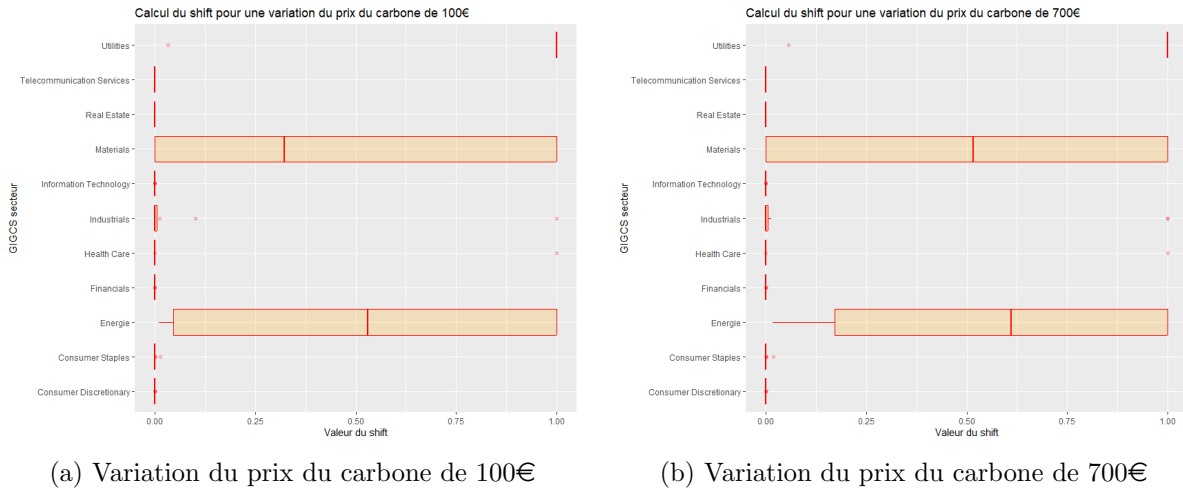


FIGURE 3.8 : Répartition des chocs par secteurs pour un prix de 900 €/tonne

Après avoir analysé l'EBITDA, les émissions du *scope* 1, le choc en fonction de la variation du prix du carbone, nous avons calculé les probabilités de défaut des entreprises du CAC40 et du S&P100 avec et sans variation du prix du carbone. Ainsi, cela nous permet ensuite de calculer le *shift* de probabilité en fonction d'une hausse du prix du carbone. Comme le montre les figures 3.9, le *shift* est très élevé pour les entreprises des secteurs de l'énergie, du service aux collectivités et des matériaux. En effet, comme pour le choc calibré pour les actions, ce sont des secteurs à fortes émissions de CO_2 . À la vue du choc appliqué, il est normal que l'on retrouve les mêmes secteurs que pour le choc action. Nous remarquons aussi la même variation intra-sectorielle observée précédemment lors du calcul du Bêta Carbone et du choc action. L'ensemble des probabilités de défaut calculé pour les entreprises du CAC40 et du S&P100 est disponible en annexe sur la figure A.9.

Lors de l'étude, les probabilités de défaut initiales calculées à l'aide de notre modèle de Merton



(a) Variation du prix du carbone de 100€

(b) Variation du prix du carbone de 700€

FIGURE 3.9 : Résumé des *shift* calculés pour les entreprises du CAC40 et du S&P100

étaient significativement éloignées des probabilités de défaut disponible sur Bloomberg. Les probabilités disponibles sur Bloomberg sont calculées avec le modèle DRSK qui est un modèle plus complexe que le modèle de Merton que nous avons utilisé. Comme pour le modèle de la Banque de France présenté, le modèle DRSK calcule la probabilité de défaut d’une entreprise en utilisant une régression logistique qui se base sur des facteurs reflétant au mieux le risque de crédit. En plus des ratios comptables pertinents, le modèle DRSK utilise la distance au défaut provenant d’un modèle structurel proche du modèle de Merton : le modèle de Merton-Black-Cox. Un lecteur intéressé peut se référer à MARIO et al. (2021).

Pour que le modèle soit cohérent, il faut que la probabilité de Merton soit proche de la probabilité de défaut PIT. En effet, un trop grand écart pourrait induire un *shift* non réaliste. Comme évoqué précédemment, la PD_{Merton} est souvent plus élevée que les PD_{PIT} (les probabilités du modèle DRSK présentes sur BLOOMBERG ou les probabilités mises à disposition par S&P par exemple). Pour remédier à ce problème, nous proposons une approche de calibrage de la volatilité de l’*equity*. Dans le modèle de MERTON (1974), l’un des *inputs* est la volatilité des actions de l’entreprise. Nous proposons de ne pas prendre cette valeur, mais de la calibrer de telle sorte qu’en sortie du modèle, on obtienne : $PD_{Merton} = PD_{PIT}$.

Pour ce calibrage, nous utiliserons la fonction *minimize* de la librairie *scipy* sur python. Cette fonction permet de minimiser une fonction objective, en utilisant différentes méthodes d’optimisation et en ayant seulement un x_0 en point de départ. Voici les caractéristiques que l’on utilise :

- *Methode* : ”Nelder-Mead”, méthode du simplexe qui fonctionne le mieux pour nous. Les méthodes par gradient ne convergent pas ou trop lentement.
- *fonction objective* = $abs(PD_{Merton}(\sigma_{eq}) - PD_{PIT})$
- x_0 : On prend σ_{eq} lorsque celui-ci est disponible.

Nous avons aussi effectué une autre étude pour vérifier si les actifs calculés à l’aide du modèle de Merton étaient proches des actifs réels des entreprises. Ainsi, le calcul des probabilités de défaut a été effectué dans quatre cadres bien différents :

- Le premier cadre (MF) correspond au modèle de Merton classique présenté précédemment.

Les données utilisées pour calculer les probabilités de défaut ont été le taux sans risque et les volatilités implicites. Puis les actifs des entreprises ont été recalculés avec le modèle de Merton.

- Dans le deuxième cadre (MF2), la volatilité a été mise en *input* du modèle afin que les probabilités du modèle de Merton avant le choc soient égales aux probabilités fournies par le modèle DRSK sur Bloomberg. Puis les actifs des entreprises ont été recalculés avec le modèle de Merton.
- Pour le troisième cadre (MF3), la volatilité a été mise en *input* du modèle afin que les probabilités du modèle de Merton avant le choc soient égales aux probabilités fournies par le modèle DRSK sur Bloomberg. De plus, les actifs n'ont pas été calculés avec le modèle de Merton mais nous les avons collectés sur Bloomberg.
- Pour le quatrième cadre (MF4), les probabilités de défaut ont été calculées à partir de la volatilité implicite et des actifs réels collectés sur Bloomberg.

Le tableau 3.2 résume les différentes approches utilisées. Le calcul des différentes variables dans ces quatre cadres n'a été fait que pour certaines entreprises du CAC40. Les différentes valeurs utilisées et calculées en fonction des différents cadres sont présentés sur la figure 3.10. L'une des premières remarques que l'on peut faire est que dans les quatre modèles, les actifs calculés sont relativement proches entre eux. En terme d'actifs, ce modèle semble plutôt stable. Concernant la volatilité de ces actifs, les valeurs diffèrent de manière significative. En effet, il y a déjà une première différence liée à l'optimisation étant donné que la volatilité est modifiée pour s'aligner sur la PD_{PIT} . Ainsi, cela signifie que sans optimisation, la $PD_{PIT} = PD_{DRSK}$ de Bloomberg est éloignée de notre modèle de Merton simple. Elle est bien plus faible, et donc il faut augmenter la volatilité pour ajuster la probabilité de Merton PD_{Merton} à la probabilité PD_{PIT} . Le deuxième écart est dû aux actifs utilisés. Dans la configuration (MF3, l'utilisation des actifs réels augmente la volatilité de manière conséquente). Nous remarquons que les actifs de Merton sont souvent supérieurs aux actifs réels.

Nom du cadre	Actifs de Merton	Optimisation	Inputs pour chaque cadre	Inputs Spécifiques	Outputs
MF 1	Oui	Non		Volatilité action	PD de Merton PD choqué Actif de Merton
MF 2	Oui	Oui	Prix du carbone Emissions Scope 1 EBITDA	PD DRSK	PD choqué Actif de Merton Volatilité action/actif
MF 3	Non	Oui	Nominal de la dette Maturité de la dette Taux	PD DRSK Actifs réels	PD choqué Volatilité action/actif
MF 4	Non	Non		Actifs réels Volatilité de l'action	PD de Merton PD choqué

TABLE 3.2 : Tableau présentant les différentes approches utilisées pour l'analyse

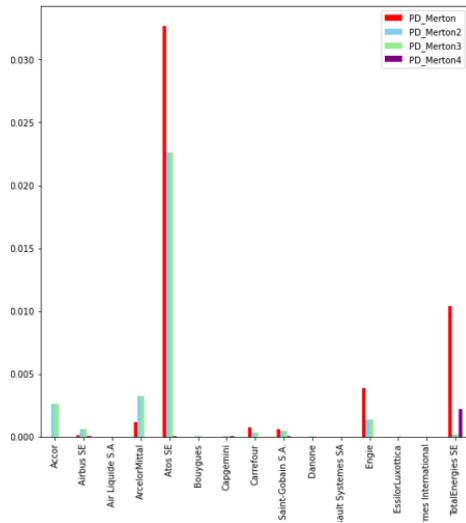
De ces différentes analyses, le modèle semble pertinent pour une première approche : les secteurs ayant de fortes émissions ont des chocs plus importants. Cela reste bien-sûr à vérifier sur un ensemble de données plus large. Cette approche a le mérite d'être facilement mise en place par les organismes d'assurance car elle nécessite moins de données qu'une approche complètement macroéconomique. Les données les plus complexes à obtenir seront les *scopes* d'émissions pour les petites entreprises, mais aussi les projections de ces *scopes*. Il est évident que l'approche la plus réaliste correspond au modèle de Merton classique où les actifs sont calculés directement par le modèle et où la volatilité implicite est utilisée pour calibrer le modèle. Les écarts avec le modèle DRSK qui est plus robuste sont liés au fait

que nous ne prenons pas en compte différents paramètres comme la corrélation entre les différentes entreprises ou les leviers de défaut.

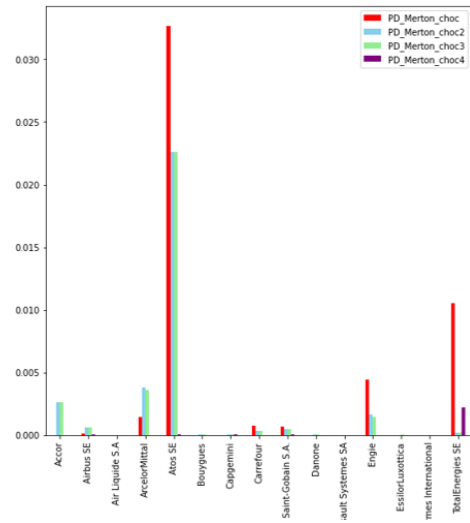
Dans le cadre de ce modèle, nous nous concentrons essentiellement sur le choc lié à une hausse de la fiscalité carbone. Il est évident que le prix du carbone n'est pas le seul responsable du choc lié à la transition climatique. Cependant, c'est l'un des principaux leviers des politiques publiques en matière de restriction climatique. Les États peuvent réussir à diminuer les émissions de gaz à effet de serre des entreprises en imposant une réglementation stricte, notamment via une hausse de la fiscalité carbone. Ainsi, le prix du carbone peut permettre aux États de réguler les émissions des entreprises. Le prix du carbone a des conséquences directes sur les bénéfices des entreprises.

Il est possible de penser à inclure dans le choc une part liée à la productivité de l'entreprise ainsi qu'une part liée aux investissements de l'entreprise pour faire en sorte que ses activités émettent moins de gaz à effet de serre. Il existe actuellement des modèles proposant d'inclure ces idées BOURGEY et al. (2021) voire y inclure un risque de contagion au sein des entreprises de la finance RONCORONI et al. (2021). La principale limite actuelle de ces modèles plus complexe est l'accès aux données. En effet, pour beaucoup, la mise en place nécessite des données par entreprise extrêmement détaillées. Ainsi, l'utilisation réelle est bien incertaine et trop complexe.

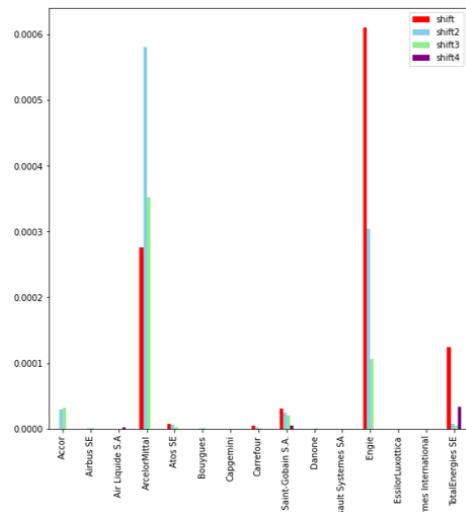
Ainsi, nous avons pu détailler deux approches relativement différentes dans ce mémoire. Ces deux approches, malgré leurs nombreuses limites, permettent d'effectuer une analyse quantitative de la perte de valeur des actifs obligataires d'entreprises détenus par les organismes d'assurance. Cependant, les obligations d'entreprise ne représentent pas la majorité des obligations détenues par ces entreprises.



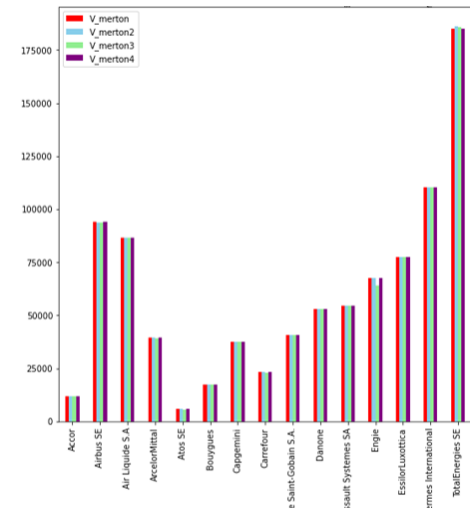
(a) Calcul de la PD PIT



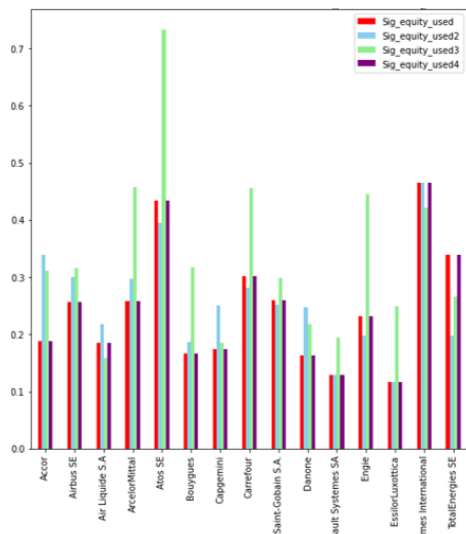
(b) Calcul de la PD après le choc



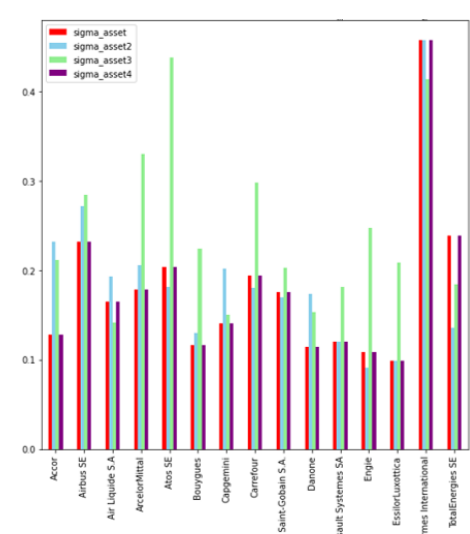
(c) Calcul du *shift*



(d) Les actifs des entreprises



(e) Volatilité des actions



(f) Volatilité des actifs

FIGURE 3.10 : Évolution des différents paramètres en fonction du cadre étudié

3.3 Les obligations gouvernementales

Dans cette section, nous allons développer deux approches permettant d'effectuer une analyse quantitative sur l'évolution des obligations gouvernementales dans différents scénarios de transition. Les obligations d'États occupent une part très importante des portefeuilles d'actifs des compagnies d'assurance. Cependant, il est compliqué de calculer un choc sur ce type d'actif car analyser les conséquences du changement climatique ou d'un scénario de transition sur les activités à l'échelle d'un pays est très compliqué. De plus, après avoir analysé les impacts d'un scénario spécifique, il est nécessaire d'être capable de relier ces impacts sur la valeur des obligations gouvernementales. La première approche reprend le modèle de Merton décrit dans la section précédente pour estimer la probabilité de défaut d'un état. La deuxième approche utilise des techniques de *Machine Learning* pour déterminer les notations futures de crédit des obligations souveraines.

3.3.1 L'approche développée par CLIMAFIN

La première approche retenue a été développée par l'entreprise CLIMAFIN⁹ fondée par trois enseignants-chercheurs. La méthodologie est détaillée dans l'article de BATTISTON et MONASTEROLO (2020). Leur approche se base sur les scénarios prospectifs de politique climatique qui peuvent être fournis par le NGFS par exemple et en accord avec les rapports du GIEC. Leur modèle permet aussi de calculer un choc sur les obligations d'entreprises, les obligations d'États et permet d'étudier la performance d'un portefeuille d'actifs. La méthodologie est similaire à celle détaillée dans la section 3.2.3 car elle utilise aussi le modèle de Merton. Tout d'abord, il est nécessaire de calculer le choc sur la production et la part de marché des activités économiques caractérisées par une technologie énergétique spécifique conditionnée par des scénarios prospectifs de risque de transition climatique. Ce choc est caractérisé par l'introduction d'un prix du carbone. Par exemple, les technologies peuvent être les combustibles fossiles ou les énergies renouvelables. Ensuite, il faut introduire le choc dans la probabilité de défaut de l'obligation et ainsi pouvoir observer les conséquences sur le rendement de l'obligation.

Ainsi, la modélisation se base sur l'hypothèse que le paiement de l'obligation d'un État en défaut dépend de la capacité de cet État à rembourser la dette à partir de ses recettes fiscales accumulées jusqu'à l'échéance. On modélise le bilan du pays comme dans le modèle de Merton avec :

- Les actifs correspondant aux actifs fiscaux nets du pays, c'est-à-dire la valeur cumulée dans le temps des recettes fiscales moins les dépenses telles que les subventions et les investissements. Les actifs fiscaux nets d'un pays j au temps t_0 et à la maturité T sont notés $A_j(t_0)$ et $A_j(T)$. Si l'on note $\eta_j(T) \in \mathbb{R}$ le risque idiosyncratique, aussi appelé risque spécifique, à chaque pays j , on a alors l'égalité $A_j(T) = (1 + \eta_j(T)) A_j(t_0)$
- Le passif correspondant aux titres de créance émis sous forme d'obligations souveraines et ayant la même maturité. Ils sont notés $L_j(T)$.

Le risque de défaut d'un Etat j est donc

$$A_j(T) = (1 + \eta_j(T)) A_j(t_0) < L_j(T).$$

Il faut ensuite rajouter un choc $\xi_j(T, P)$ lié à la politique climatique d'un scénario P sur les actifs fiscaux nets du pays. $\xi_j(T, P)$ est le choc entre la politique climatique d'un scénario dit de *business as usual* noté B à un scénario P pouvant être positif ou négatif. Le choc vérifie $\xi_j(T, P) > -1$ et les

9. Disponible ici : <https://climafin.com/>

chocs peuvent être corrélés entre les différents pays j . De plus, le choc idiosyncratique η_j et le choc climatique ξ_j sont supposés indépendants. La nouvelle condition de défaut du pays est donc

$$A_j(T) = A_j(t_0)(1 + \eta_j(T) + \xi_j(T, P)) < L_j(T) \Leftrightarrow \eta_j(T) < \theta_j(P), \quad (3.25)$$

où $\theta_j(P) = \frac{L_j(T)}{A_j(t_0)} - 1 - \xi_j(T, P)$ correspond au seuil de défaut dans le cadre du scénario P .

Après avoir introduit les conditions de défaut d'un pays j , nous pouvons introduire la définition de la probabilité de défaut $PD = q_j$ dans un scénario de transition climatique P . Pour cela, nous notons $\phi(\eta_j(T))$ la fonction de distribution du choc idiosyncratique $\eta_j(T)$ et η_{inf} la borne inférieure du support de $\eta_j(T)$. La probabilité de défaut est donc

$$q_j(P) = \mathbb{P}(\eta_j < \theta_j(P)) = \int_{\eta_{inf}}^{\theta_j(P)} \phi_P(\eta_j) d\eta_j. \quad (3.26)$$

L'écart entre la probabilité de défaut entre un scénario P et le scénario B noté $\Delta q_j(P)$ est donc

$$\Delta q_j(P) = q_j(P) - q_j(B) = \int_{\theta_j(B)}^{\theta_j(P)} \phi_P(\eta_j) d\eta_j, \quad \text{avec } \theta_j(P) = \theta_j(B) - \xi_j(P). \quad (3.27)$$

Ainsi, pour les pays, ils définissent les actifs nets fiscaux reliés au secteur S notés $A_j(S)$ comme étant la différence entre les recettes fiscales accumulées du secteur S et les investissements publics et subventions accordés par le pays j au même secteur. Les conséquences du choc de la part de marché résultant du choc politique P sur les actifs fiscaux nets du secteur S est donc supposé impliquer une variation $\Delta A_j(S, P, M)$ estimée selon un modèle IAM (*Integrated Assessment Model*) M utilisé pour construire le scénario de transition, comme suit

$$\frac{\Delta A_j(S, P, M)}{A_j(S)} = \chi_{Sj} u_j(S, P, M), \quad (3.28)$$

où χ_S est l'élasticité de la rentabilité par rapport à la part de marché. Le choc $\xi_j(T, P)$ lié à un choc politique dans un scénario de transition P est proportionnel au choc sur le total des actifs nets dans les projections de scénarios prospectifs, c'est-à-dire

$$\xi_j = \frac{\Delta A_j(P, M)}{A_j} = \sum_S \frac{\Delta A_j(S, P, M)}{A_j(S)} \frac{A_j(S)}{A_j} = \sum_S \chi_{Sj} u_j(S, P, M) \frac{A_j(S)}{A_j}. \quad (3.29)$$

Selon l'entreprise CLIMAFIN, les secteurs particulièrement exposés au risque de transition sont les secteurs liés aux énergies fossiles, les secteurs de service public produisant de l'électricité, travaillant dans l'assainissement des eaux ou le traitement de déchets et le secteur de l'industrie. L'entreprise se focalise alors sur les secteurs liés aux combustibles fossiles et aux énergies renouvelables en raison du rôle central qu'ils jouent dans une transition climatique. En principe, dans leur approche, le coefficient d'élasticité pourrait être estimé empiriquement pour des secteurs spécifiques. Les données permettant de réaliser cette estimation n'étant pas disponibles, l'entreprise CLIMAFIN a alors supposé une valeur de χ_S constante et égale à 1 alors que les valeurs empiriques se situent entre 0,2 et 0,6.

Plus le choc sur les actifs $|\Delta A_j(P, M)|$ sera élevé, plus l'ajustement ou l'écart $\Delta q_j(P)$ de la probabilité de défaut d'une obligation d'État entre deux scénarios augmentera et inversement si le choc $|\Delta A_j(P, M)|$ est proche de 0. La valeur de l'obligation du pays dans un scénario P va augmenter si $\xi_j > 0$ et diminuer si $\xi_j < 0$. Le tableau A.1 en annexe résume les chocs calculés par l'entreprise CLIMAFIN sur des obligations de pays membres de l'OCDE en 2020. Nous remarquons que les valeurs des obligations souveraines des pays comme l'Australie, la Norvège et la Pologne diminuent significativement et que certaines obligations voient leur valeur augmenter dans le scénario de transition.

Les trois pays cités précédemment ont des *mixs* énergétiques basés essentiellement sur de l'énergie thermique comme le pétrole, le charbon et le gaz naturel. La baisse de la valeur de leurs obligations souveraines peut provenir de la baisse de la valeur ajoutée dans ces secteurs.

L'avantage de cette approche est qu'elle est aussi ajustable aux obligations d'entreprises. Cependant, la structure d'un État est différente de celle d'une entreprise, donc le modèle de Merton n'est pas forcément adapté pour représenter la structure financière d'un pays. De plus, la définition du défaut pour un État n'est pas la même que pour une entreprise. Nous avons donc décidé de développer une autre approche en utilisant les notations de crédit des obligations souveraines.

3.3.2 L'utilisation du *Machine Learning* pour calculer la notation des obligations d'États

Cette approche s'inspire de l'article KLUSAK et al. (2021) publié par un groupe de travail de l'université de Cambridge. L'idée principale était de ne pas passer par l'estimation d'une nouvelle probabilité de défaut pour les pays. En effet, l'objectif est cette fois-ci d'estimer directement la notation de crédit d'un État à partir de différentes variables macroéconomiques projetées dans les scénarios prospectifs construits par le NGFS par exemple. Nous utiliserons parfois le terme *rating* au lieu de notation et le terme *notch* qui correspond à l'écart entre deux notes. Par exemple, en utilisant le tableau A.2 en annexe, l'écart entre le *rating* AA et AA- correspond à un *notch*.

Présentation de la méthode

Pour être plus précis, KLUSAK et al. (2021) simule l'effet du changement climatique sur les notations de crédit de 108 pays selon trois scénarios de réchauffement différents, en présentant les résultats pour les années 2030, 2050, 2070 et 2100. Tout d'abord, ils développent un modèle de *Machine Learning* de type *Random Forest* pour prédire les *ratings* de crédit. Ils l'entraînent sur les notations souveraines émises par Standard & Poor's sur la période allant de 2015 à 2020 afin de maximiser sa précision (son *accuracy*). Ensuite, ils combinent des modèles économiques climatiques et les évaluations des risques de catastrophes naturelles de Standard & Poor's pour développer un ensemble de données macroéconomiques ajustées au climat. Cela permettra d'alimenter le modèle calibré à l'étape précédente. Ils alimentent leur modèle avec des données macroéconomiques ajustées au climat dans le cadre d'une série de scénarios de politique et de réchauffement afin de simuler l'effet du changement climatique sur les notations souveraines, en présentant les résultats pour 2030, 2050, 2070 et 2100. Les auteurs de l'article ont aussi calculé le coût supplémentaire pour le capital des entreprises dû aux dégradations des *ratings* induites par le climat en utilisant les recherches existantes sur l'effet des dégradations souveraines sur les rendements.

Nous allons présenter plus en détail la première étape sur le choix des variables macroéconomiques et le calibrage du modèle de *Machine Learning*. Concernant les *ratings* utilisés, leur base de données provient directement de celle de Standard & Poor's avec plus de 1385 *ratings* annuels. Les *ratings* sous la forme alphabétique sont transcrits sous forme numérique comme le montre le tableau A.2 en annexe. La sélection des variables macroéconomiques est fondée sur plusieurs facteurs : la pertinence pour la prédiction des *ratings*, la disponibilité, la qualité des preuves scientifiques décrivant la manière dont ils répondent au changement climatique, et la couverture des pays. Cependant, les variables utilisées ne prennent pas en compte certains éléments importants pour estimer les *ratings* comme la stabilité politique et la transparence du gouvernement. En effet, peu de descriptions scientifiques donnent une façon dont ces éléments varient avec le climat.

Un modèle en utilisant une *Random Forest* et six variables macroéconomiques a pu être implémenté par les auteurs. L'objectif consiste à rester aussi proche que possible de la méthode de notation de Standard & Poor's pour garantir une bonne capacité de prédiction d'une part, tout en maintenant la plus grande marge de manœuvre possible pour incorporer des variables macroéconomiques ajustées au climat. Les variables macroéconomiques utilisées sont :

- Le logarithme du PIB par habitant.
- La croissance du PIB.
- La dette de l'État en pourcentage du PIB.
- La *Narrow net external debt* en pourcentage de la *current account receipts*, soit les rentrées de la balance courantes. La *Narrow net external debt* correspond à la dette extérieure totale moins les actifs extérieurs dits liquides et sans contrepartie. Cela prend en compte les réserves officielles de devises étrangères, les autres actifs étrangers liquides du secteur public et les dépôts et prêts des institutions financières aux non-résidents.
- La balance courante du pays en pourcentage du PIB.
- Le solde budgétaire de l'État en pourcentage du PIB.

Les approches traditionnelles pour modéliser les *ratings* de crédit des pays utilisent des modèles paramétriques comme les modèles linéaires généralisés dits ordonnés. Cependant, ces approches ne permettent pas de modéliser les propriétés de distribution et la non-linéarité des *ratings*. Ainsi, l'un des principaux avantages de l'utilisation de certaines méthodologies de *machine learning* non paramétriques est leur capacité à modéliser des relations plus complexes. Le groupe de travail a donc utilisé un modèle de type *random forest*. Si le lecteur le souhaite, KLUSAK et al. (2021) expliquent le calibrage de leur modèle et proposent une méthodologie sur la construction des scénarios à partir de la méthodologie publiée par Standards & Poor's.

L'objectif a été de répliquer la première partie de la méthodologie présentée. Contrairement à l'article, nous n'avons pas construit nous même les scénarios climatiques et économiques mais nous avons utilisé ceux de l'ACPR et donc du NGFS. Toutes les variables utilisées par les chercheurs du groupe de travail n'étaient pas disponibles. Ainsi, le choix a été fait de garder seulement quatre variables macroéconomiques : le logarithme du PIB par habitant, la croissance du PIB, la balance courante en fonction du PIB et la dette en fonction du PIB.

Afin de calibrer le modèle, deux bases de données ont été utilisées. Nous avons eu recours à l'historique des *ratings* annuels sur la période de 2009 à 2021 établit par l'entreprise Standard & Poor's¹⁰ pour 123 pays et aux variables macroéconomiques de la Banque Mondiale¹¹ pour l'historique annuel des variables macroéconomiques présentées précédemment.

Nous avons utilisé une autre forme numérique pour retranscrire les *ratings* présentés dans le tableau A.2 en annexe pour équilibrer certaines classes. Lors de l'analyse de la base de données, nous avons observé que la fréquence des *ratings* les plus faibles était très faibles comparée à celle des *ratings* élevés. Pour cela, nous avons eu recours à une technique de sur-échantillonnage aussi appelée *oversampling*. L'objectif est soit d'augmenter le nombre de *ratings* faibles en générant des nouveaux individus. L'inconvénient de cette méthode est de faire du sur-apprentissage pour certains *ratings*. Nous avons utilisé l'algorithme *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) développé par BOWYER et

10. Disponible ici : <http://ratingshistory.info/>

11. Disponible ici : <https://donnees.banquemondiale.org/>

al. (2011) et permettant d'éviter le sur-apprentissage. L'algorithme SMOTE s'effectue en trois étapes détaillées dans l'algorithme 1. L'algorithme des k plus proches voisins utilisé pour la méthode SMOTE est détaillé dans l'algorithme 4 en annexe.

Algorithm 1 Algorithme SMOTE

Chercher les k plus proches voisins des individus de la classe minoritaires

Prendre la modalité la plus représentée pour chaque variable entre l'individu minoritaire et les k plus proches voisins. En cas d'égalité, choisir aléatoirement.

Affecter ces valeurs au nouvel individu synthétique.

Présentation des métriques utilisées

Après avoir traité les données pour effectuer la phase d'apprentissage, différents modèles ont été testés. Pour comparer ces modèles, nous avons eu recours à des métriques différentes.

La première métrique est l'*accuracy* qui permet de décrire la performance du modèle sur les individus positifs et négatifs de façon symétrique. Elle mesure le taux de prédictions correctes sur l'ensemble des individus, soit

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

où TP, TN, FP et FN correspondent respectivement au vrai positif, vrai négatif, faux positif et faux négatif.

La deuxième métrique utilisée est le coefficient de corrélation de Matthew. Cette métrique représente la corrélation entre les valeurs réelles et les valeurs prédites et elle est similaire au coefficient de corrélation de Pearson. En effet, ce score va de -1 à 1. Un score de 1 signifie un modèle parfait, tandis qu'un score proche de 0 signifie que notre modèle n'est pas meilleur que le hasard. Pour une classification multi-classes avec K classes et C la matrice de confusion, le coefficient de corrélation de Matthew est défini par

$$MCC = \frac{c \times s - \sum_k^K p_k t_k}{\sqrt{\left(s^2 - \sum_k^K p_k^2\right) \times \left(s^2 - \sum_k^K t_k^2\right)}},$$

où $t_k = \sum_i^K C_{ik}$ est le nombre de fois où la classe k est apparue, $p_k = \sum_i^K C_{ki}$ le nombre de fois où la classe k a été prédite, $t_k = \sum_k^K C_{kk}$ l'effectif correctement prédit et $t_k = \sum_i^K \sum_j^K C_{ij}$ l'effectif total.

La dernière métrique est le score de Kappa qui permet tout d'abord de tenir compte du déséquilibre entre les classes. Le coefficient kappa κ est une métrique utilisée pour mesurer la fiabilité inter-évaluateur. Certains estiment qu'il s'agit d'une mesure plus robuste que le simple calcul de l'*accuracy*, car κ prend en compte la possibilité qu'une prédiction correcte se produise par hasard. Le coefficient de Kappa est défini comme

$$\kappa = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e},$$

avec p_0 est la proportion observée entre les valeurs réelles et prédites, soit l'*accuracy*. p_e est la probabilité que les valeurs réelles et les valeurs prédites concordent par hasard.

Le problème étudié étant une classification multi-classes ordonnée, certaines métriques présentées ne suffisent pas et il faut avoir recours directement à la représentation de la matrice de confusion comme sur la figure 3.11 et les figures A.10 en annexe. En effet, si la prédiction du *rating* d'un pays avec le modèle est différente de 3 *notches* avec la réalité, alors l'erreur sera plus importante qu'une

prédiction avec un écart d'un *notch* par rapport au *rating* réel. Ainsi, le modèle sera performant si on observe la majorité des prédictions autour de la diagonale de la matrice de confusion.

Présentation des modèles utilisés

Lors de la phase d'apprentissage, nous avons utilisé cinq méthodes différentes : un XGBoost, un k plus proches voisins ou k -NN, un *random forest*, un arbre de décision et une classification à vecteur support. Pour rappel, l'algorithme des k plus proches voisins est détaillé dans l'algorithme 4 en annexe. Pour le principe de classification avec les supports vecteurs machines (SVM), un lecteur intéressé peut se référer au mémoire de MIGUÉLEZ (2021). Puis, nous commencerons par introduire les arbres de décisions qui sont le fondement du *random forest* et du XGBoost. Le mémoire de BOUCHÉ (2014) et de GAUVILLE (2017) permettent d'avoir une vision plus détaillée des approches que nous allons expliquer.

Les arbres de décisions permettent de partitionner les variables explicatives en groupes homogènes en fonction de la variable à prédire. Ces groupes sont formés en prenant en compte une hiérarchie basée sur la capacité prédictive des variables explicatives. Les algorithmes des arbres de décisions fonctionnent selon le principe suivant :

- On divise les individus en k classes (souvent $k = 2$) pour expliquer la variable de sortie. La première division est obtenue en choisissant la variable explicative qui fournit la meilleure explication de la variable de sortie. L'échantillon initial est alors divisé en k sous-échantillons de populations. Ces sous-populations définissent des nœuds de l'arbre. À chaque nœud est associé une mesure de proportion, qui permet d'expliquer l'appartenance à une classe ou la signification d'une variable de sortie.
- On recommence : chaque sous-population est à nouveau divisée selon la variable la plus pertinente.
- On continue jusqu'à ce que plus aucune séparation ne soit possible. On obtient alors des nœuds terminaux, appelés « feuilles » de l'arbre.

L'algorithme le plus connu est l'algorithme CART pour *Classification And Regression Tree* et il utilise l'indice de Gini comme mesure de proportions défini par la relation suivante

$$H(P) = \sum_{i=1}^t p_i (1 - p_i),$$

avec t le nombre de classes et p_i la proportion d'individus de la i^{eme} classe.

La notion d'arbre de décision étant introduite, nous allons maintenant détailler les notions de *bagging* et *boosting* qui nous permettront de mieux appréhender les modèles *random forest* et XGBoost. Le principe de ces deux notions est d'utiliser plusieurs modèles jugés simples dans le but de produire un modèle optimisé. Ainsi, cela permet d'agréger les classifieurs qui sont des arbres de décisions pour les méthodes utilisées.

Le principe du *bagging* est d'agréger des classifieurs obtenus à partir d'échantillons *bootstrap* de la base d'apprentissage. Pour rappel, le *bootstrap* correspond à un tirage aléatoire avec remise d'individus parmi une population. Ainsi, pour une classification, le *bagging* permet d'obtenir la meilleure prévision sur les B répliques *bootstrap* et donc de réduire la variance du modèle. L'algorithme 2 résume le fonctionnement des méthodes de *bagging*.

Algorithm 2 Le *bagging*

Soit z un échantillon et x à déterminer
for $b = 1, \dots, B$ **do**
 Tirer un échantillon *bootstrap* z_b
 Estimer le classifieur $\hat{f}_{z_b}(x)$
end for
 Prendre le plus performant parmi les $\hat{f}_{z_b}(x)$

Les modèles de type *random forest* reprennent les principes du *bagging* pour des arbres de décisions. Cependant, l'objectif est de rendre plus indépendants les arbres agrégés en ajoutant une composante aléatoire dans le choix des variables qui interviennent dans le modèle. L'approche applique le *bagging* pour à des arbres de décisions en ajoutant un tirage aléatoire de m variables explicatives parmi les p . L'algorithme 3 précise leur fonctionnement.

Algorithm 3 Algorithme *random forest*

Soit z un échantillon et x à déterminer
for $b = 1, \dots, B$ **do**
 Tirer un échantillon *bootstrap* z_b
 Construire un arbre de décision $f_{z_b}(x)$ sur l'échantillon *bootstrap* en ne tirant que m variables sur les p possibles
end for
 Prendre la meilleure estimation parmi les $f_{z_b}(x)$

La seconde grande famille d'algorithme de *machine learning* est le *boosting*. L'idée des algorithmes de *boosting* est d'améliorer le pouvoir prédictif d'un classifieur dont la prévision d'une variable qualitative est légèrement supérieure à un tirage aléatoire. Même si le *boosting* se rapproche des méthodes de *bagging*, ils sont différents dans la construction du classifieur. En effet, dans un modèle utilisant le *boosting*, chaque nouveau classifieur calculé est une version adaptée du précédent en donnant plus de poids aux observations mal prédites. Ensuite, chaque algorithme de *boosting* existants proposent leur manière de pondérer les individus mal classés. Dans les modèles utilisés, nous avons choisi d'avoir recours au XGBoost. Le XGBoost pour *eXtreme Gradient Boosting* est l'un des algorithmes les plus performants comme le montre ses résultats lors des concours Kaggle¹². De plus, un grand nombre d'hyperparamètres sont mis en place pour le calibrage du modèle, comme la taille de l'arbre dans le cas d'un modèle CART. Le *boosting* permet donc de réduire la variance et aussi le biais de prédiction.

Ainsi, ces méthodes de *machine learning* permettent d'avoir un fort pouvoir prédictif grâce à leur capacité à modéliser des relations non linaires et plus complexes. Cependant, l'interprétation des résultats est plus complexe. En effet, ces modèles font souvent figure de « boîte noire » car les résultats ne sont pas toujours interprétables.

Analyse des résultats obtenus

Pour choisir le modèle le plus performant, nous n'avons pas utilisé toutes les données disponibles. En effet, nous n'avons pas eu recours aux données des années 2020 et 2021. Lors de cette période, la COVID-19 a eu des conséquences directes sur les performances des pays notamment en termes

12. Kaggle est un site permettant de résoudre des problèmes de données pour des banques et des assureurs.

de PIB, de croissance et d'augmentation de la dette. Nous avons donc utilisé les données de l'année 2009 à 2018 pour la phase d'apprentissage. Afin d'avoir une bonne répartition des données annuelles dans la base d'apprentissage et dans la base de test, nous avons effectué une répartition stratifiée pour chaque année. Nous avons ensuite concaténé les bases annuelles d'apprentissages et de tests. Ensuite, nous avons eu recours à l'algorithme SMOTE permettant d'effectuer un sur-échantillonnage pour rééquilibrer les différentes classes. Nous avons ensuite utilisé les différents scores des métriques et les matrices de confusion présentées précédemment obtenus en testant le modèle sur la base test. Cela nous a permis de choisir le modèle le plus performant. Puis, nous avons testé la précision de notre modèle sur les *ratings* de l'année 2019 et nous avons représenté l'écart entre le *rating* réel et le *rating* prédit sur la figure 3.12.

Modèle	Accuracy	cohen_kappa_score	matthews_corrcoef
XGBoost	0,55	0,52	0,52
KNeighbors	0,49	0,45	0,45
Random Forest	0,35	0,30	0,31
Decision Tree Classifier	0,27	0,22	0,23
SVM	0,39	0,35	0,35

TABLE 3.3 : Tableau résumant les métriques en fonction des modèles

Ainsi, le tableau 3.3 résume le score des modèles testés pour les différentes métriques présentées. Nous remarquons que pour les trois métriques, le XGBoost est le plus performant. Cependant, comme précisé précédemment, il est essentiel d'utiliser les matrices de confusion pour comparer les modèles. La figure 3.11 permet de présenter la matrice obtenue avec le XGBoost et la figure A.10 en annexe résume les matrices des autres modèles. Pour rappel, l'objectif est d'avoir le maximum des individus sur la diagonale de la matrice ou le plus proche possible de celle-ci. En effet, une erreur de prédiction avec un écart important de *notches* sera plus « grave » qu'une erreur de prédiction avec un écart de *notches* faible. Ainsi, après avoir comparé les différentes matrices, le XGBoost semble être encore le plus performant. Cependant, nous remarquons que pour certains pays, les écarts peuvent être significatifs, c'est-à-dire un écart supérieur à 3 *notches*.

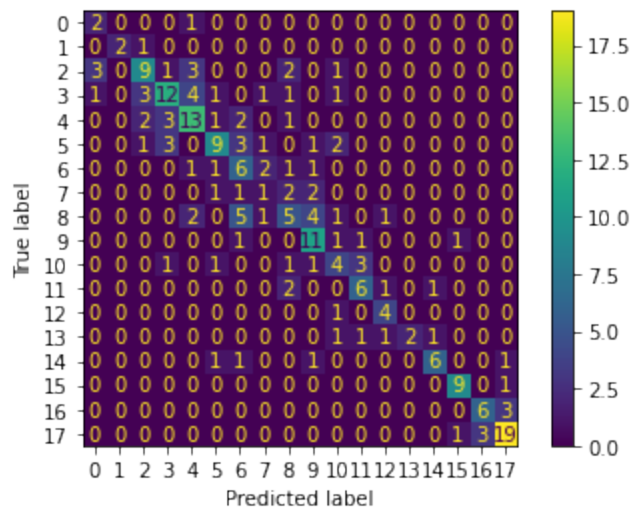


FIGURE 3.11 : Matrice de confusion pour le modèle XGBoost avec l'algorithme SMOTE

La figure 3.12 permet de comparer les écarts de *notch* entre les *ratings* réels et les *ratings* prédits pour les données de l'année 2019. Les écarts sont importants pour quatre pays : l'Argentine, l'Inde, la Turquie, la Biélorussie et les Philippines. Concernant l'Argentine par exemple, l'erreur du modèle peut s'expliquer plus facilement. En effet, l'Argentine est un pays qui a fait défaut régulièrement ces dernières années. Cependant, les performances économiques de ce pays ne sont pas représentatives d'un état faisant défaut.

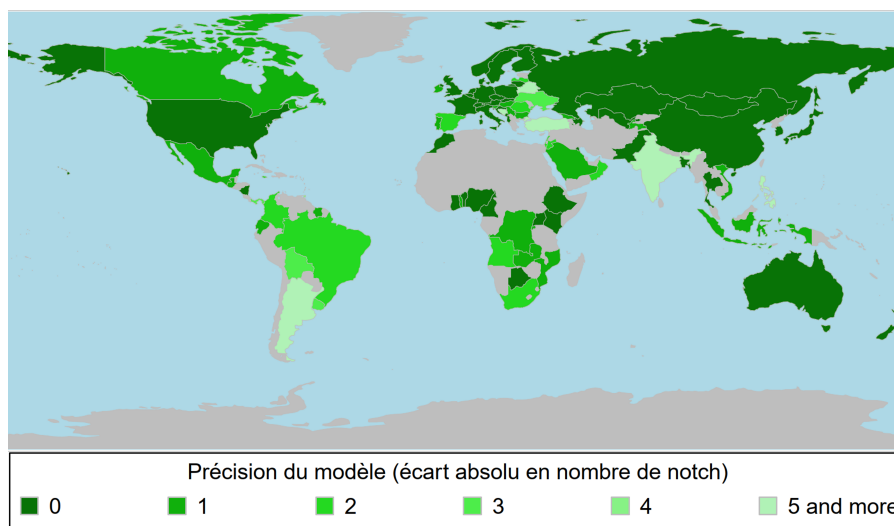


FIGURE 3.12 : Précision de notre modèle de notation souveraine pour l'année 2019

Comme nous avons pu l'expliquer, nous n'avons pas utilisé les données 2020 dans la phase d'apprentissage et dans la phase de test. La Covid-19 a eu des conséquences très fortes sur les variables macroéconomiques, notamment l'évolution du PIB et donc la croissance mais aussi la dette des pays. Ainsi, la matrice de confusion sur les données 2020 présente en annexe A.11 montre que le modèle sous-note les obligations d'état pour cette période. De plus, nous n'avons pas pu calibrer notre modèle sur une période plus ancienne, ce qui aurait permis de prendre en compte certaines crises économiques en compte comme la crise de 2008. Nous avons eu recours à une période courte (inférieure à 10 ans) pour un horizon de projection allant à plus de 30 ans. Ainsi, il est nécessaire de se demander si l'échelle de notation évolue au cours du temps. Par exemple, il est possible que les performances économiques d'un pays noté BBB en 2022 équivoueraient aux performances d'un pays noté AAA en 2030.

Nous avons ensuite évalué les conséquences de l'utilisation de l'algorithme SMOTE afin d'utiliser une méthode de sur-échantillonnage. Nous avons donc procédé à la même méthodologie que celle présentée précédemment sans avoir recours à l'algorithme SMOTE lors de la phase d'apprentissage. Ainsi, en suivant cette approche, le modèle le plus performant est encore le XGBoost. Le tableau 3.4 présente le résultat des différentes métriques en fonction des modèles et la figure 3.13 représente la matrice de confusion obtenue avec le modèle XGBoost. Nous remarquons que pour la majorité des modèles, l'utilisation de l'algorithme SMOTE améliore la performance de prédictions du modèle, surtout pour États les moins bien notés. Cependant, pour le modèle XGBoost, la différence est non significative.

Modèle	Accuracy	cohen_kappa_score	matthews_corrcoef
XGBoost	0,54	0,51	0,51
KNeighbors	0,40	0,36	0,37
Random Forest	0,31	0,26	0,27
Decision Tree Classifier	0,26	0,21	0,22
SVM	0,36	0,30	0,30

TABLE 3.4 : Tableau résumant les métriques en fonction des modèles avec sur-échantillonnage

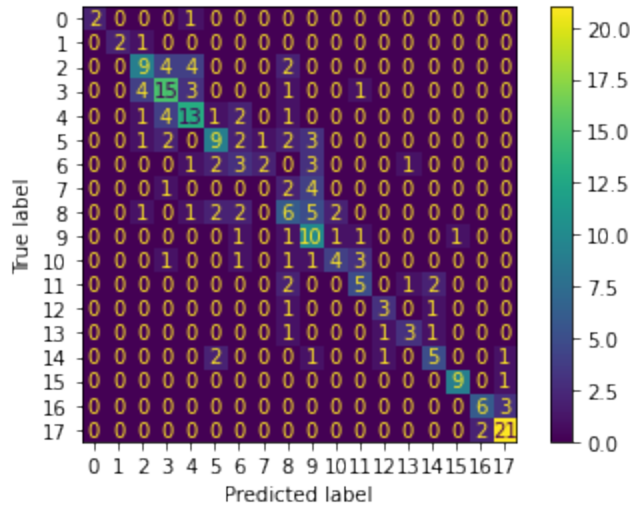


FIGURE 3.13 : Matrice de confusion pour le modèle XGBoost sans l’algorithme SMOTE

Nous remarquons que les performances des modèles présentés ne sont pas excellentes. Afin d’améliorer la performance des modèles, nous avons modifié la variable à expliquer, soit les *ratings*. Dans cette partie, nous ne nous intéressons plus au *notch* car c’est une maille trop fine. Pour cela, nous avons regroupé les notations de crédit possible en sept catégories différentes. Le tableau 3.5 résume le regroupement que nous avons effectué afin d’améliorer les performances de notre modèle.

Notation utilisée par S&P	Notation numérique utilisée pour calibrer notre modèle
AAA	7
AA	6
A	5
BBB	4
BB	3
B	2
CCC ou moins	1

TABLE 3.5 : Tableau résumant les classes utilisées pour le second calibrage

Ensuite, nous avons suivi la même méthodologie de calibrage que celle utilisée précédemment pour trouver le meilleur modèle expliquant ces sept notations de crédits souverains à partir de quatre variables macroéconomiques : le logarithme du PIB par habitant, la croissance du PIB, la balance courante en fonction du PIB et la dette en fonction du PIB. Le modèle le plus performant est encore

le XGBoost. Comme le montre le tableau 3.6, les performances du modèle sont nettement supérieures au premier problème étudié. En effet, l'*accuracy* du modèle XGBoost est passé de 0.54 à 0.71. Nous avons là aussi analysé les conséquences du recours à l'algorithme SMOTE. Les impacts sont évalués grâce aux figures 3.14. Nous remarquons que sans méthode de sur-échantillonnage, le modèle est plus performant, notamment sur les notations très proches du défaut et proche du AAA.

Modèle	Accuracy	cohen_kappa_score	matthews_corrcoef
XGBoost	0,71	0,64	0,64
KNeighbors	0,60	0,51	0,51
Random Forest	0,55	0,46	0,47
Decision Tree Classifier	0,56	0,47	0,48
SVM	0,61	0,51	0,51

TABLE 3.6 : Tableau résumant les métriques en fonction des modèles pour le second calibrage sans sur-échantillonnage

Ainsi, nous avons gardé le modèle XGBoost obtenu sans sur-échantillonnage et nous avons testé ce modèle sur les données macroéconomiques de l'année 2019. Nous remarquons sur la figure 3.15 que le modèle est assez précis. De plus, nous observons les mêmes écarts que pour premier modèle, modèle où nous avons essayé de déterminer les *notches* de notations des Etats. En effet, pour les deux méthodes, les modèles n'estiment pas correctement les notations de l'Argentine et de l'Inde. Comme expliqué précédemment, la notation de crédit souveraine de l'Argentine est assez complexe à estimer. En effet, l'Argentine a déjà pu faire défaut dans le passé, mais cela ne se reflète pas sur les variables macroéconomiques que nous avons sélectionné. En regroupant de nombreuses classes, nous avons réussi à obtenir un modèle plus performant que le premier. Cependant, l'erreur de prédiction entre une notation BBB et B et supérieur qu'entre une notation BBB+ et BBB- par exemple. Les autres figures montrant les résultats obtenus avec les différentes méthodes utilisées sont disponibles en annexe A.4.2

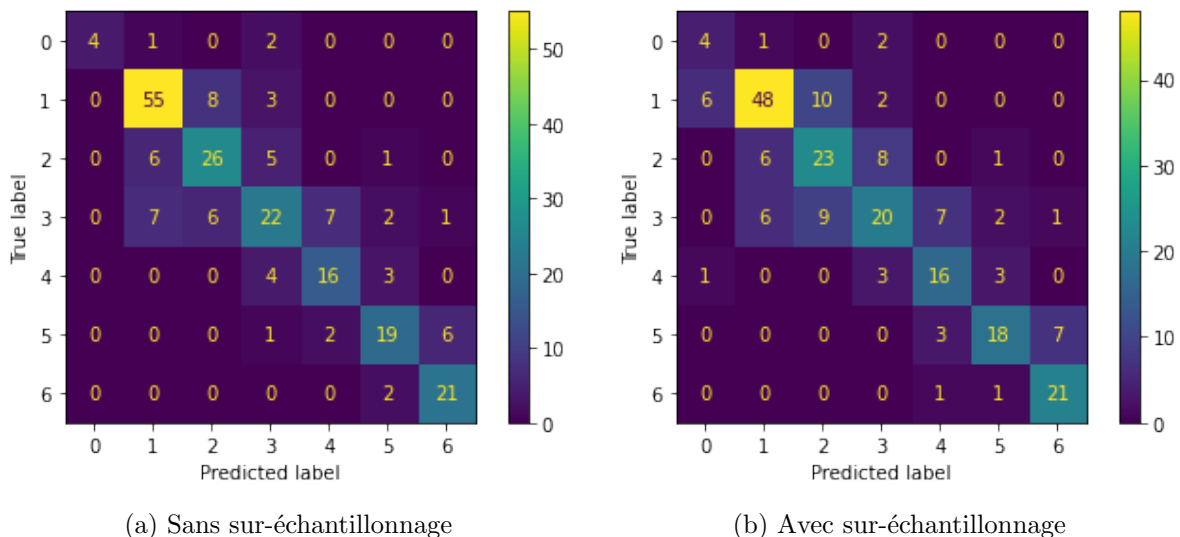


FIGURE 3.14 : Matrice de confusion du modèle XGBoost pour le second calibrage

L'objectif a été ensuite d'estimer les notations de crédit des Etats dans plusieurs scénarios de transition. Pour cela, nous avons eu recours au scénario de l'exercice pilote de l'ACPR. Les variables

macroéconomiques projetées nous ont permis d'estimer la notation de crédit de certains pays dans des scénarios de transition ordonnée, accélérée et retardée. Dans cette partie, seulement les résultats obtenus pour le scénario de transition accéléré sont présentés sur la figure 3.7. Les résultats pour les autres scénarios sont présentés en annexe A.4.2.

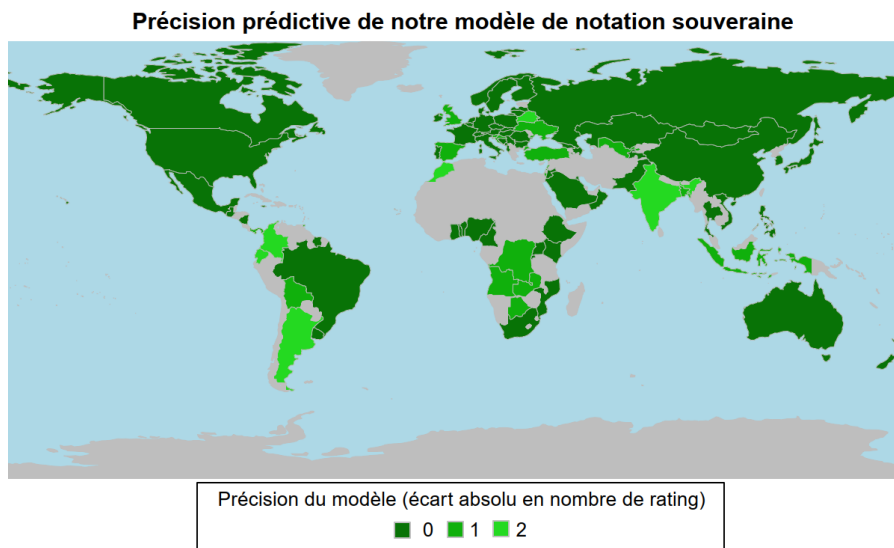


FIGURE 3.15 : Précision de notre nouveau modèle de notation souveraine pour l'année 2019

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	BBB	BBB	AA	BBB	BBB
2040	AA	AAA	AA	AAA	AA	B	AA	AA	BBB
2045	AAA	AAA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AAA	AA	AAA	AA	BB	AA	AA	BBB

TABLE 3.7 : Evolution des *ratings* dans le scénario de transition accélérée de l'ACPR

Nous remarquons que les conséquences sur les *ratings* de crédit des Etats d'une transition climatique sont relativement modérées. En effet, les *ratings* sont relativement stables dans le temps. L'explication principale est liée à la construction des scénarios. Peu importe le scénario de transition étudié, il n'y a pas d'hypothèses de récessions économiques. Ainsi, le PIB des pays reste en croissance. Hors, le logarithme du PIB et le PIB par habitant sont les variables qui ont le plus de poids dans le modèle. Il est aussi important d'évoquer le fait que l'échelle de notation des agences est amené à évoluer dans le futur. En effet, les critères pour obtenir un AAA actuellement ne seront pas les mêmes qu'en 2050. Enfin, il est aussi possible qu'un pays noté AAA en 2050 sera plus exposé au défaut qu'un pays noté AAA en 2022.

Pour aller plus loin, il est nécessaire d'utiliser les scénarios du NGFS pour projeter les notations futurs des obligations gouvernementales. Pour cela, il faut traiter les données disponibles. En effet, actuellement, le PIB par pays n'est pas encore disponible directement, mais seulement le PIB par pouvoir d'achat. De plus, l'évolution de la dette n'est pas encore développée par le NGFS. Il existe

certaines articles permettant d'estimer la dette future d'un pays en fonction du PIB et d'autres indicateurs climatique comme la température, mais nous n'avons pas effectué ces applications. Un lecteur intéressé peut se référer à ELEFThERIOS et OZDAMAR (2022).

L'analyse des conséquences d'une transition climatique sur les obligations d'état est très complexe. En effet, la structure d'un état est complètement différente de la structure d'une entreprise. Ainsi, utiliser le modèle de Merton pour calculer la probabilité de défaut d'un état n'est pas forcément réalisable. De plus, il est nécessaire d'avoir un accès un des sources de données macroéconomiques pour mettre en place ces deux approches. Le NGFS met à disposition certaines de ces données mais cela demande un retraitement qui peut s'avérer compliqué.

3.4 Le risque de taux

Dans cette partie, nous allons nous intéresser au risque de taux. La courbe de taux sans risque est un enjeu central pour les organismes d'assurance vie. En effet, sous la directive Solvabilité II, cette courbe est construite par l'EIOPA. De plus, les variations de taux ont une conséquence directe sur les côtés du bilan d'un assureur vie : au passif et à l'actif. Cependant, très peu de méthodes ont été développées pour relier l'évolution des taux et le risque de transition. En effet, seulement une approche macroéconomique peut permettre de relier la courbe de taux sans risque et le taux d'inflation. De plus, cette relation est complexe à modéliser. Nous détaillons seulement la méthodologie présentée par la Banque de France pour l'exercice pilote de l'ACPR. Cette approche a été publiée par ALLEN et al. (2020). Cependant, nous ne l'avons pas mise en place dans le cadre de ce mémoire pour observer les résultats.

L'estimation et la projection du taux sans risque de l'EIOPA se base sur l'utilisation d'un *no-arbitrage Gaussian Affine Macro-Finance Term Structure Model* (GMTSM) ou plus précisément un modèle de structure à terme macrofinancier gaussien affine sans arbitrage en utilisant des variables macroéconomiques. Cette approche se base sur celles de ADRIAN et al. (2013) et de JOSLIN et al. (2014). La Banque de France a eu recours aux données des taux d'intérêt sans risque de l'EIOPA avec des maturités allant entre 1 et 20 ans observées mensuellement sur la période de 1999 à 2019. Les facteurs de tarification du modèle sont les trois premières composantes principales extraites de la courbe des taux sans risque et des variables macroéconomiques comme le taux d'inflation annuel glissant donné par l'indice de prix à la consommation harmonisée.

La Banque de France a utilisé les données macroéconomiques des scénarios présentées dans la section 2.2.3. Ainsi, les chercheurs ont projeté les courbes de taux sans risque pour les différentes maturités en prenant l'espérance de la courbe de taux sans risque conditionnellement aux trajectoires future des variables macroéconomiques. Si l'on note $R_t^{(n)}$ la courbe des taux à la date t pour n maturités et X_u^t les données macroéconomiques entre 2020 et 2050 (soit $X_{t+1y,t+30y}^u$), alors pour tout horizon de projection $k = (1, \dots, 30)$ en années, on a la relation suivante

$$\mathbb{E} \left[R_{t+k}^{(n)} | X_{t+1y,t+30y}^u \right] = -\frac{1}{n} (A_n + B_n' \mathbb{E} [X_{t+k} | X_{t+1y,t+30y}^u]), \quad (3.30)$$

où $\mathbb{E} [R_{t+k} | X_{t+1y,t+30y}^u]$ est l'espérance conditionnelle sous la probabilité historique d'un processus VAR gaussien.

Un lecteur intéressé pour s'intéresser aux documents publiés par ALLEN et al. (2020), ADRIAN et al. (2013), JOSLIN et al. (2014), WAGGONER et ZHA (1999) pour obtenir plus de détails sur cette approche. La figure 3.16 montre les résultats obtenus par rapport au scénario de référence qui est un

scénario de transition ordonnée. La figure présente les écarts en points de base pour les maturités de 1 à 20 ans pour les années 2025 et 2050. Nous remarquons qu'à horizon 2050, les perturbations de l'économie mondiale liées à une transition climatique impliquent une baisse significative des taux. En effet, cela s'explique grâce à la politique monétaire mise en place par les États selon ACPR (2021). Ainsi, lors de l'exercice pilote, il a été observé que la baisse des taux avait une conséquence positive sur la valeur totale des actifs des organismes d'assurance étant donné que les obligations acquises initialement avaient été achetées à un taux plus élevé. Très peu d'approches ont été développées pour quantifier les conséquences d'une transition climatique sur l'évolution des taux. Or, la prise en compte de l'évolution du taux sans risque est l'un des enjeux majeurs pour les organismes d'assurance vie dans leur processus de gestion des risques.

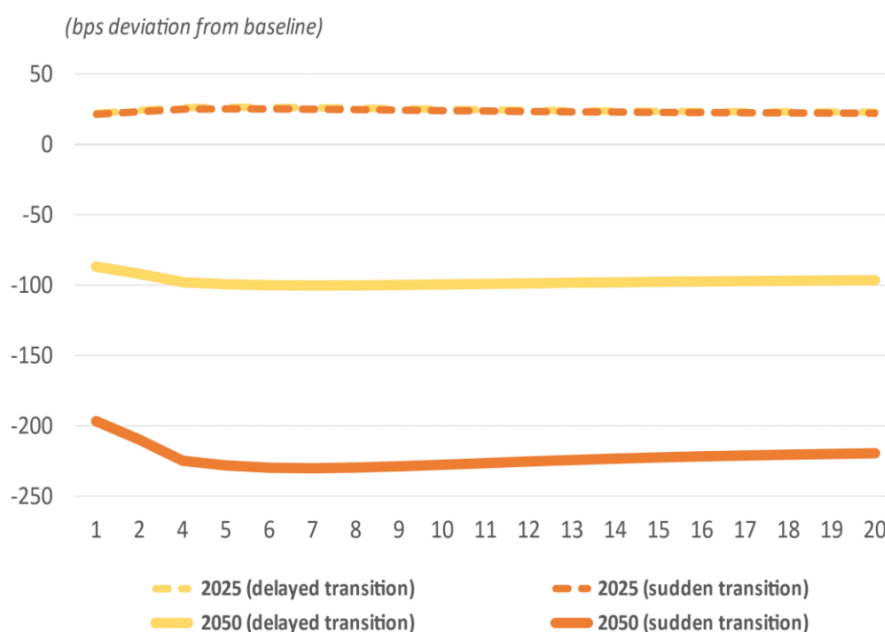


FIGURE 3.16 : Variations anticipées des courbes de taux RFR EIOPA (par rapport au scénario de référence de l'exercice pilote de l'ACPR), ALLEN et al., 2020

Ainsi, dans ce chapitre, nous avons pu détailler des approches permettant d'évaluer de manière quantitative l'exposition au risque de transition climatique pour les différents types d'actifs comme les actions, les obligations souveraines et d'entreprise. Certaines approches sont directement reprises des développements utilisés lors de l'exercice pilote de l'ACPR. Les nouvelles approches que nous avons détaillées matérialisent le risque de transition climatique à l'aide du prix du carbone qui modélise les différentes fiscalités du carbone existantes. Cependant, ce *proxy* ne permet pas de capter la totalité des mesures politiques que les États et les régulateurs peuvent mettre en place. La deuxième limite à laquelle ces approches font face est l'accès aux données. Certaines données comme les émissions carbone des entreprises ne sont pas évidentes à collecter. Enfin, pour les modélisations utilisées pour les actions et les obligations souveraines, il est important de souligner que les modèles utilisés, notamment pour estimer le prix des actions avec des dividendes actualisées, peuvent être jugés simplistes. Cependant, ils ont l'avantage d'être facilement modifiables pour prendre différents paramètres.

Conclusion

Ce mémoire a pour objectif de développer les approches méthodologiques pour que les organismes d'assurance vie puissent prendre en compte le risque de transition climatique dans leur processus ORSA. En effet, depuis le mois d'août 2022, un amendement de la norme prudentielle Solvabilité 2 demande aux assureurs de prendre en compte le risque de durabilité dans leur politique interne de gestion des risques et dans le calcul du BGS, un des indicateurs de l'ORSA. De plus, nous avons aussi rappelé que les compagnies d'assurance avaient déjà le devoir de faire cette analyse avant la mise en place de ce nouvel amendement, comme l'explique l'article 45 du Règlement Délégué.

Nous avons dans un premier temps expliqué le processus pour effectuer une analyse du risque de transition climatique. Pour ce faire, les assureurs doivent prendre plusieurs paramètres en compte et effectuer différentes hypothèses. Le premier choix consiste dans la granularité de l'étude qui peut être sectorielle ou à la maille entreprise par exemple. Puis, la décision sur l'horizon de temps est primordiale. En effet, le risque de transition, dont l'horizon de temps se compte en dizaines d'années, ne rentre pas dans le cadre de l'horizon temporel de l'ORSA classique. Le dernier point important concerne la construction de scénarios prospectifs de transition. Pour ce faire, des organismes comme le NGFS proposent divers scénarios climatiques avec de nombreuses données macroéconomiques.

Ces scénarios vont permettre aux assureurs d'effectuer une première analyse sur la matérialité du risque de transition. Cette analyse permettra de mieux appréhender les résultats obtenus lors de l'analyse quantitative qui sera plus poussée. De plus, il existe deux approches permettant d'obtenir un premier avis sur l'exposition des compagnies d'assurance vie au risque de transition : PACTA et le Bêta Carbone. Malgré ses limites, le Bêta Carbone permet d'effectuer une analyse à des mailles différentes tout en remplissant un autre objectif. En effet, cette nouvelle mesure peut permettre à l'assureur d'être neutre au risque de transition ou de saisir des opportunités en prenant d'éventuels risques en investissant dans des entreprises dites « vertes ».

Nous avons ensuite développé des approches en fonction des actifs des compagnies d'assurance (actions, obligations d'entreprises ou d'états). Le risque de transition climatique se matérialise principalement à l'aide du prix du carbone qui modélise les différentes fiscalités du carbone existantes. Cependant, ce *proxy* ne fait pas la distinction entre les fiscalités comme le marché des quotas carbone et la taxe carbone. Pour les obligations souveraines, nous avons mis en place un modèle de *Machine Learning*, le XGBoost, pour prédire les notations de crédit des pays à partir de l'évolution de certaines variables macroéconomiques. Après avoir calibré notre modèle, il est encore nécessaire d'utiliser les scénarios de l'ACPR ou du NGFS pour observer les évolutions dans les notations. Nous avons aussi rappelé les méthodologies utilisées lors de l'exercice pilote mis en place par l'ACPR en 2020, l'un des tout premiers *stress tests* climatiques.

Afin d'encourager le développement de l'analyse qualitative et quantitative du risque climatique, il est nécessaire que les autorités publiques mettent à disposition des sources de données. Sans cela, les organismes d'assurance ne seront pas en capacité de faire une analyse pertinente des conséquences du

risque de transition climatique sur leurs activités. De plus, la principale limite des approches que nous avons détaillées est que les méthodologies actuelles se basent uniquement sur la fiscalité du carbone avec deux leviers : le marché des quotas carbone et la taxe carbone. En effet, très peu d'approches sont en capacité de prendre en compte des réglementations plus strictes comme l'interdiction de certaines activités, ou d'autres moyens comme les *green bonds*. Enfin, les scénarios climatiques utilisés ne prennent pas en compte la possibilité d'une décroissance économique. Or, une croissance économique toujours positive peut être liée à des émissions de gaz à effet de serre intenses. Il est aussi important de préciser que notre étude a été faite seulement sur les entreprises du CAC 40 et du S&P100 ainsi que sur certaines obligations souveraines. Afin d'obtenir des résultats plus réalistes et appliqués, il sera nécessaire d'appliquer les approches développées sur un portefeuille d'actifs réel d'un organisme d'assurance vie.

Bibliographie

- ACPR (2019). Scénarios et hypothèses principales de l'exercice pilote climatique. Rapp. tech. ACPR. URL : https://acpr.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/principales_hypotheses_pour_lexercice_pilote_climatique.pdf.
- ACPR (2020). Scénarios et hypothèses principales de l'exercice pilote climatique. Data & Ressources. URL : <https://acpr.banque-france.fr/scenarios-et-hypotheses-principales-de-lexercice-pilote-climatique>.
- ACPR (2021). Une première évaluation des risques financiers dus au changement climatique : Les principaux résultats de l'exercice pilote climatique 2020. Rapp. tech. ACPR. URL : https://acpr.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/20210602_as_exercice_pilote.pdf.
- ADRIAN, T., CRUMP, R. et MOENCH, E. (2013). Pricing the term structure with linear regressions. *Journal of Financial Economics* 110.1, p. 110-138.
- AGENCE INTERNATIONALE DE L'ÉNERGIE (2017). Liste des pays par émissions de dioxyde de carbone. Wikipédia - L'encyclopédie libre [en ligne]. URL : https://fr.wikipedia.org/wiki/Liste_des_pays_par_%C3%A9missions_de_dioxyde_de_carbone (visité le 2017).
- ALLEN, T. et al. (2020). Climate-Related Scenarios for Financial Stability Assessment: an Application to France. Rapp. tech. Banque de France. URL : <https://publications.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/wp774.pdf>.
- ANDRE, G. et MARTEAU, R. (2022). Changement climatique & Assurance : Quelles conséquences sur la sinistralité à horizon 2050 ? Rapp. tech. Covéa.
- AQR (2022). URL : <https://www.aqr.com/Insights/Datasets/Betting-Against-Beta-Equity-Factors-Monthly>.
- BANQUE CENTRALE EUROPÉENNE (2022). Stress tests. 2022 climate risk stress test. URL : <https://www.bankingsupervision.europa.eu/banking/tasks/stresstests/html/index.en.html>.
- BANQUE DE FRANCE (2021). La taxonomie verte européenne. Rapp. tech. URL : <https://abc-economie.banque-france.fr/la-taxonomie-verte-europeenne>.
- BANQUE DE FRANCE (2022). Placements financiers des sociétés d'assurance – France au 1er trimestre 2022. Rapp. tech. URL : <https://www.banque-france.fr/statistiques/placements-des-assurances-2022t1>.
- BAQAEE, D. R. et FARHI, E. (2019). The Macroeconomic Impact of Microeconomic Shocks: Beyond Hulten's Theorem. *Econometrica* 87.4, p. 1155-1203.
- BATTISTON, S. et MONASTEROLO, I. (2020). The Climate Spread of Corporate and Sovereign Bonds.
- BATTISTON, S., MONASTEROLO, I. et MANDEL, A. (2019). CLIMAFIN handbook: pricing forward-looking climate risks under uncertainty Part 1.
- BAUDE, M., COLIN, A., DUVERNOY, J. et FOUSSARD, A. (2021). Chiffres clés du climat France, Europe et Monde - Édition 2021. Rapp. tech. Ministère de la Transition Écologique.
- BAUDE, M., COLIN, A., DUVERNOY, J. et FOUSSARD, A. (2022). Chiffres clés du climat France, Europe et Monde - Édition 2022. Rapp. tech. Ministère de la Transition Écologique.

- BERTRAM, C. et al. (2021). NGFS Climate Scenario Database: Technical Documentation V2.2. Rapp. tech. NGFS. URL : https://www.ngfs.net/sites/default/files/ngfs_climate_scenarios_technical_documentation_phase2_june2021.pdf.
- BOUCHET, V. et GUENEDAL, T. L. (2022). Sensibilité du risque de crédit au prix du carbone. *Revue économique* 2, p. 151-172.
- BOUCHÉ, T. (2014). Modèle de propension des assurés par rapport aux risques de sinistres corporels graves en assurance automobile. Mémoire d'actuariat. Brest : EURIA.
- BOURGEY, F., GOBET, E. et JIAO, Y. (2021). Bridging socioeconomic pathways of CO2 emission and credit risk. Working Papers hal-03458299. HAL. URL : <https://ideas.repec.org/p/hal/wpaper/hal-03458299.html>.
- BOWYER, K. W., CHAWLA, N. V., HALL, L. O. et KEGELMEYER, W. P. (2011). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *CoRR* abs/1106.1813. arXiv : 1106.1813.
- CALVETANDT, L. et MARICAL, F. (2011). Consommation de carburant : effets des prix à court et à long terme par type de population. Rapp. tech. 446. INSEE. URL : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/1377454/ES446B.pdf>.
- CANADELL, J. G., QUÉRÉ, C. L., RAUPACH, M. R., FIELD, C. B., BUITENHUIS, E. T., CIAIS, P., CONWAY, T. J., GILLETT, N. P., HOUGHTON, R. A. et MARLAND, G. (2007). Contributions to accelerating atmospheric CO2 growth from economic activity, carbon intensity, and efficiency of natural sinks. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104, p. 18866-18870.
- CARHART, M. M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance* 52.1, p. 57-82.
- CERISIER, V. (2021). ORSA : Application de méthodes de machine learning dans le calcul de la solvabilité infra-annuelle. Mémoire d'actuariat. Euria. URL : <https://www.institutdesactuaires.com/docs/mem/c986da59ecd47feacef1162b6da19c37.pdf>.
- DEVULDER, A. et LISACK, N. (2020). Carbon Tax in a Production Network: Propagation and Sectoral Incidence. Working papers 760. Banque de France. URL : <https://ideas.repec.org/p/bfr/banfra/760.html>.
- DUSSAUX, D. (2020). Les effets conjugués des prix de l'énergie et de la taxe carbone sur la performance économique et environnementale des entreprises françaises du secteur manufacturier. Rapp. tech. OCDE. URL : <https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/b8ca827a-fr>.
- EIOPA (2020). Consultation Paper on draft Opinion on the supervision of the use of climate change risk scenarios in ORSA. Rapp. tech. EIOPA. URL : https://www.eiopa.europa.eu/sites/default/files/publications/consultations/eiopa-bos-20-561-cp_draft_opinion_climate_scenarios_in_orsa.pdf.
- EIOPA (2021a). Consultation paper on Application guidance on running climate change materiality assessment and using climate change scenarios in the ORSA. Rapp. tech. EIOPA. URL : <https://www.eiopa.europa.eu/sites/default/files/publications/consultations/consultation-paper-on-application-guidance-on-using-climate-change-scenarios-in-the-orsa.pdf>.
- EIOPA (2021b). Opinion on the supervision of the use of climate change risk scenarios in ORSA. Rapp. tech. EIOPA. URL : https://www.eiopa.europa.eu/document-library/opinion/opinion-supervision-of-use-of-climate-change-risk-scenarios-orsa_en.
- EIOPA (2022). Methodological principles of insurance stress testing climate change component. Rapp. tech. EIOPA. URL : https://www.eiopa.europa.eu/sites/default/files/financial_stability/insurance_stress_test/methodological_principles_of_insurance_stress_testing_-_climate_change_component.pdf.
- ELEFThERIOS, G. et OZDAMAR, O. (2022). The impact of climate change on budget balances and debt in the Middle East and North Africa (MENA) region. *Climate Change* 172.34.
- FAMA, E. F. et FRENCH, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics* 33.1, p. 3-56.
- FRENCH, K. R. (2022). URL : http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html.

- FULLER, R. J. et HSIA, C.-C. (1984). A simplified common stock valuation model.
- GAUVILLE, R. (2017). Projection du ratio de solvabilité : des méthodes de machine learning pour contourner les contraintes opérationnelles de la méthode des SdS. Mémoire d'actuariat. Brest : EURIA.
- GERMAIN, V. (2022). Prise en compte du changement climatique dans la modélisation des risques biométriques et financiers. Mémoire d'actuariat. Paris : ENSAE.
- GORDON, M. J et SHAPIRO, E. (1956). Capital Equipment Analysis : The Required Rate of Profit. *Management Science*.
- GÖRGEN, M., JACOB, A., NERLINGER, M., RIORDAN, R., ROHLEDER, M. et WILKENS, M. (2020). Carbon Risk. URL : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2930897.
- GÖRGEN, M., WILKENS, M., JACOB, A., NERLINGER, M., WAGNER, B., OHLSEN, H. et REMER, S. (2019). Manual : Carbon Risks and Financed Emissions of Financial Assets and Portfolios. URL : <https://www.uni-augsburg.de/de/fakultaet/wiwi/prof/bwl/wilkens/sustainable-finance/downloads/>.
- HEBBINK, G., BERKVEN, L., BUN, M., van KERKHOFF, H., KOISTINEN, J., SCHOTTEN, G. et STOKMAN, A. (2019). The price of transition. An analysis of the economic implications of carbon taxing.
- HUIJ, J., LAURS, D., STORK, P. A. et ZWINKELS, R. C. J. (2022). Carbon Beta: A Market-Based Measure of Climate Risk.
- IETA (2021). 2016 GHG MARKET Report. Rapp. tech. IETA. URL : https://www.ieta.org/resources/Resources/GHG_Report/2016/IETA_GHG_Report_2016_web.pdf.
- IPCC (2007). The Physical Science Basis. Sous la dir. de SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K., TIGNOR, M. et MILLER, H. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- IPCC (2014). AR5 Synthesis Report. Sous la dir. de PACHAURI, R. et MEYER, L. Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva, Switzerland : IPCC.
- IPCC (2021). Summary for Policymakers. Sous la dir. de MASSON-DELMOTTE, V. et al. Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- IPCC (2022a). Summary for Policymakers. Sous la dir. de SHUKLA, P. et al. Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- IPCC (2022b). Summary for Policymakers. Sous la dir. de PÖRTNER, H.-O. et al. Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- JANCOVICI, J.-M. (2003). Qu'est-ce que l'effet de serre ? URL : <https://jancovici.com/changement-climatique/aspects-physiques/quest-ce-que-leffet-de-serre/>.
- JANCOVICI, J.-M. (2008). Qu'est-ce que le GIEC ? URL : <https://jancovici.com/changement-climatique/croire-les-scientifiques/quest-ce-que-le-giec/>.
- JARROW, TURNBULL, J. et AL. (1995). Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk. *The Journal of Finance* 50.1, p. 53-85. eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1540-6261.1995.tb05167.x>.
- JOSLIN, S., PRIEBSCHE, M. et SINGLETON, K. J. (2014). Risk Premiums in Dynamic Term Structure Models with Unspanned Macro Risks. *The Journal of Finance* 69.3, p. 1197-1233. eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/jofi.12131>.

- KLUSAK, P., AGARWALA, M., BURKE, M., KRAEMER, M. et MOHADDES, K. (2021). Rising Temperatures, Falling Ratings: The Effect of Climate Change on Sovereign Creditworthiness. Cambridge Working Papers in Economics 2127. Faculty of Economics, University of Cambridge. URL : <https://ideas.repec.org/p/cam/camdae/2127.html>.
- LA BANQUE MONDIALE (2015). Carbon pricing watch 2015 : an advance brief from the state and trends of carbon pricing 2015 report, to be released late 2015.
- L'ARGUS DE L'ASSURANCE (mars 2016). Solvabilité 2 : l'Orsa, de quoi parle-t-on ? URL : <https://www.argusdelassurance.com/institutions/solvabilite-2-l-orsa-de-quoi-parle-t-on.104544>.
- L'INSTITUT DES ACTUAIRES (2022). Risques Climatiques et Durabilité. Support de présentation. L'Institut des Actuaire. URL : <https://www.institutdesactuaire.com/se-documenter/actuariat-et-durabilite/support-des-presentations-2492>.
- MALKIEL, B. G. (1963). Equity Yields, Growth, and the Structure of Share Prices.
- MARIO, B., MARTIN, G., NAN, H., CHENGRUI, L., OLFA, M. et J., S. H. (2021). The Bloomberg Corporate Default Risk Model (DRSK) for Public Firms. Rapp. tech. Bloomberg.
- MERTON, R. C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *The Journal of Finance* 29.2, p. 449-470.
- MIGUÉLEZ, J. J. F. (2021). Support Vector Machines : Machine Learning, the SVM algorithm and application in Health Insurance Pricing. Mémoire d'actuariat. ESSEC-UMPC. URL : <https://www.institutdesactuaire.com/docs/mem/35eebd80a5460ab85e620f9fb99077f8.pdf>.
- MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉNERGÉTIQUE (2021). Marchés du carbone. URL : <https://www.ecologie.gouv.fr/marches-du-carbone>.
- MINISTÈRE DE L'ENVIRONNEMENT, DE L'ÉNERGIE ET DE LA MER (2016). Panorama Énergies Climat. Rapp. tech. URL : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/dgec_panorama_energie_climat_16.pdf.
- MOLODOVSKY, N., MAY, C. et CHOTTINER, S. (1965). Common Stock Valuation: Principles, Tables and Application. *Financial Analysts Journal* 21.2, p. 104-123.
- MSCI (2022). The Global Industry Classification Standard (GICS). URL : <https://www.msci.com/our-solutions/indexes/gics>.
- NGFS (2022). NGFS Scenarios Portal. Data & Ressources. URL : <https://www.ngfs.net/ngfs-scenarios-portal/data-resources/>.
- PACTA (2021a). THE DISCLOSURE PUZZLE: The role of PACTA. Rapp. tech. 2DII.
- PACTA (2021b). Welcome to the PACTA Knowledge Hub. GitHub. URL : <https://2-investing-initiative.gitbook.io/pacta-knowledge-hub/>.
- REINDERS, H. J., SCHOENMAKER, D. et DIJK, M. V. (2020). A Finance Approach to Climate Stress Testing.
- RONCALLI, T., GUENEDAL, T. L., LEPETIT, F., RONCALLI, T. et SEKINE, T. (2020). Measuring and Managing Carbon Risk in Investment Portfolios. URL : <https://arxiv.org/abs/2008.13198>.
- RONCORONI, A., BATTISTON, S., ESCOBAR-FARFÁN, L. O. et MARTINEZ-JARAMILLO, S. (2021). Climate risk and financial stability in the network of banks and investment funds. *Journal of Financial Stability* 54.C.
- SAMUELSON, P. A. (1973). Proof That Properly Discounted Present Values of Assets Vibrate Randomly. *The Bell Journal of Economics and Management Science* 4.2, p. 369-374.
- SANTIKARN, M. et al. (2021). State and Trends of Carbon Pricing 2021 (English). State and Trends of Carbon Pricing 2021 (2021). OCLC: 1255608266. Washington, DC : World Bank.
- WAGGONER, D. et ZHA, T. (1999). Conditional Forecasts In Dynamic Multivariate Models. *The Review of Economics and Statistics* 81.4, p. 639-651.
- WILLIAM, J. B. (1938). The theory of investment value. Harvard University Press.

Annexe A

Annexes

A.1 Le prix du carbone

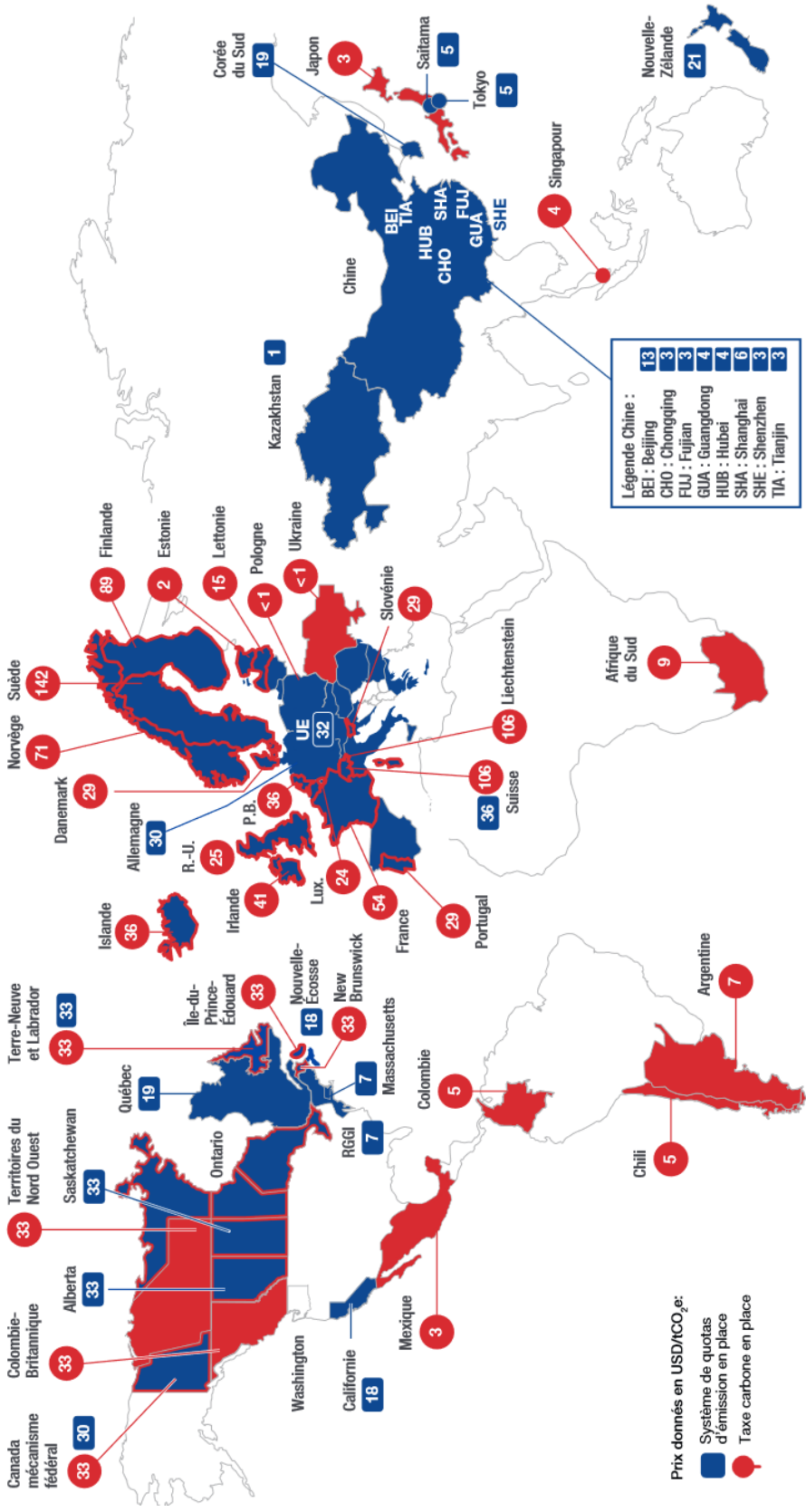


FIGURE A.1 : Panorama mondial des prix du carbone en mai 2020, BAUDE et al. (2022)

A.2 Le Bêta Carbone

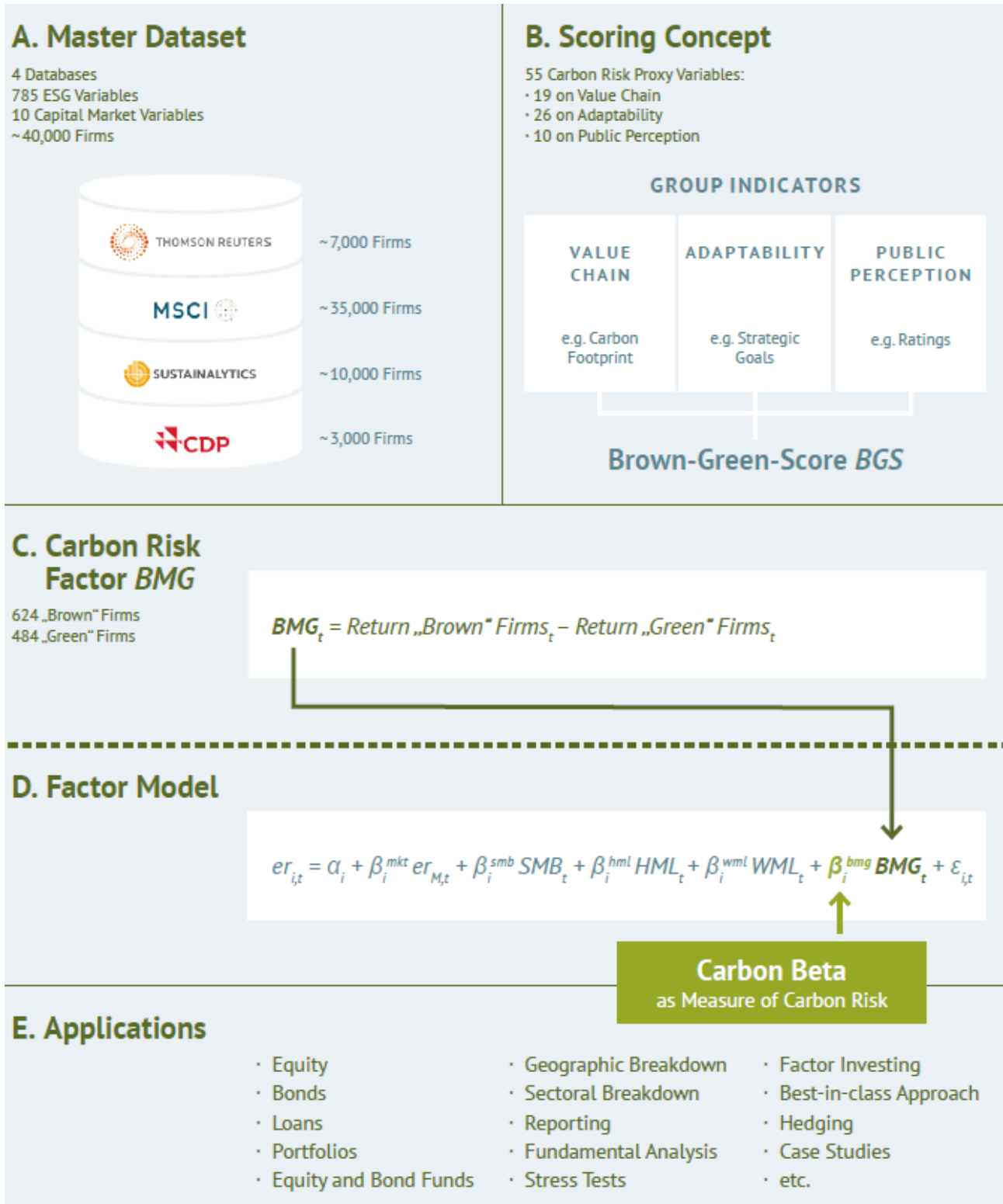


FIGURE A.3 : Schéma de la méthodologie du calcul du Bêta Carbone, GÖRGEN et al. (2019)

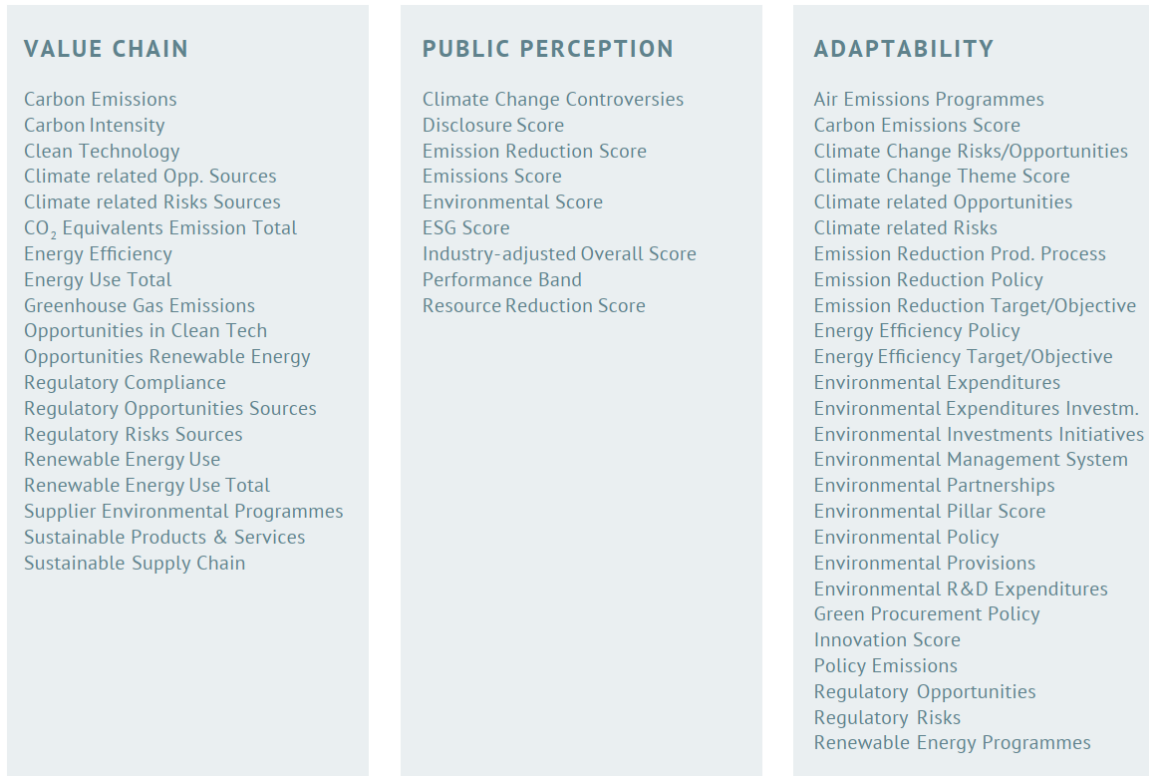


FIGURE A.4 : Agrégation des 55 proxy en 3 catégories pour le calcul du BGS , GÖRGEN et al. (2019)

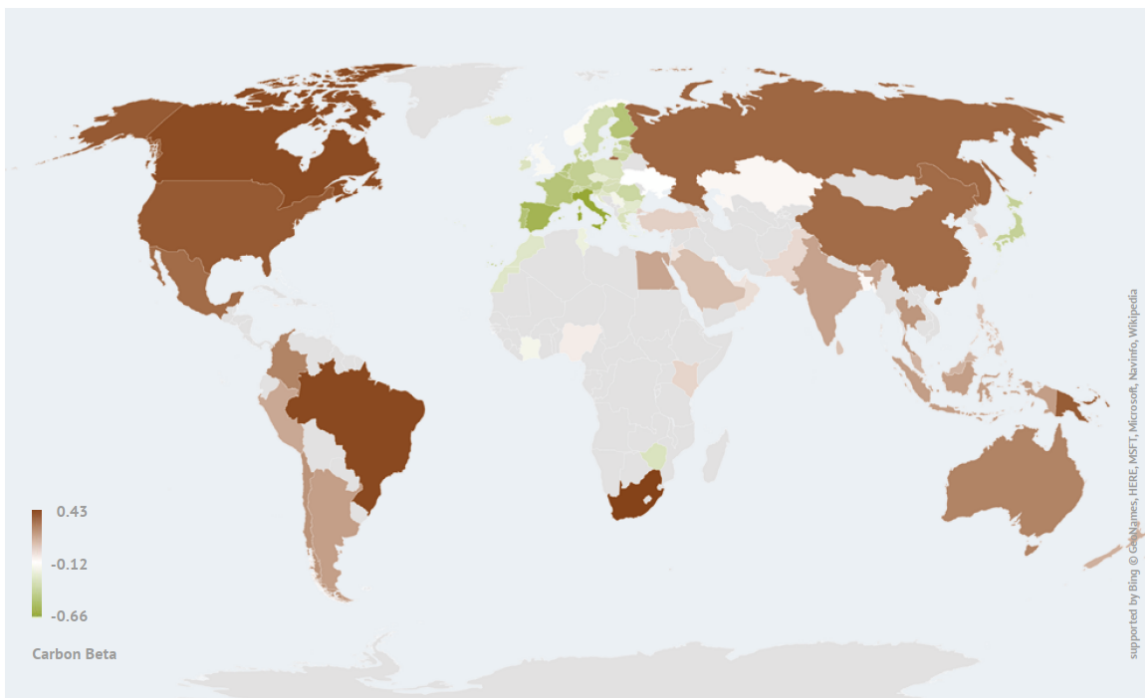


FIGURE A.5 : Bêta Carbone par pays , GÖRGEN et al. (2019)

A.3 Analyse du shift de probabilité pour le choc des obligations d'entreprises

Pour rappel, le *shift* de probabilité est défini selon l'équation suivante

$$\begin{aligned}
shift &= PD^* - PD \\
&= \Phi(-g^*(\sigma)) - \Phi(-g(\sigma)) \text{ avec } g(\sigma) = d_2(\sigma) \\
&= \Phi(-d_2^*) - \Phi(-d_2) \\
&= \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{(1-\xi_t)V_t}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}}\right) - \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{V_t}{D}\right) + \left(r - \frac{\sigma_v^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma_v\sqrt{T-t}}\right).
\end{aligned} \tag{A.1}$$

où V_t , σ_v , r , D , T et ξ_t : correspondent respectivement à la valeur des actifs, la volatilité des actifs, au *drift* associé aux actifs qui peut être le taux sans risque, le nominal de la dette, la maturité de la dette et le choc lié à une hausse du prix du carbone. Nous avons pu effectuer une analyse mathématique et économique de ce *shift* en dérivant le *shift* en fonction des différents paramètres. De plus, Φ étant la fonction de répartition d'une loi normale centrée réduite, sa définition est

$$\Phi(x) = \frac{1}{2} \left(1 + erf\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right) \right). \tag{A.2}$$

Or, la fonction *erf* et sa dérivée sont définies par les équations suivantes

$$\begin{cases} erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp -t^2 dt \\ \text{et} \\ erf'(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \exp -x^2 \end{cases} \tag{A.3}$$

A.3.1 Sensibilité au ratio d'endettement $R = \frac{V}{D}$

On a le calcul de la dérivée partielle donnée par :

$$\frac{\partial shift}{\partial R} = \frac{2}{\sigma_v(T-t) \times R\pi} \left(e^{-d_2(R)^2} - e^{-d_2^*(R)^2} \right).$$

En annulant la dérivée, on obtient une valeur de R qui maximise le *shift*.

$$R = \sqrt{e^{2(r-0.5\sigma_v^2)(T-t)}(1-\xi)} \tag{A.4}$$

D'après cette formule, plus le choc est élevé, moins l'entreprise a besoin d'être endettée pour maximiser le *shift*. C'est-à-dire que pour un choc élevé, les entreprises en bonne santé peuvent avoir un *shift* climatique élevé aussi. De plus, on remarque sur la figure [A.6] ci-dessous qu'une entreprise faiblement endettée résistera mieux au choc climatique qu'une entreprise proche du défaut ($R = 1$).

A.3.2 Sensibilité à la volatilité σ

On a le calcul de la dérivée partielle donnée par l'équation suivante

$$\frac{\partial shift}{\partial \sigma} = -(g^*)'(\sigma) \Phi'(-g^*(\sigma)) + -g'(\sigma) \Phi'(-g(\sigma)), \tag{A.5}$$

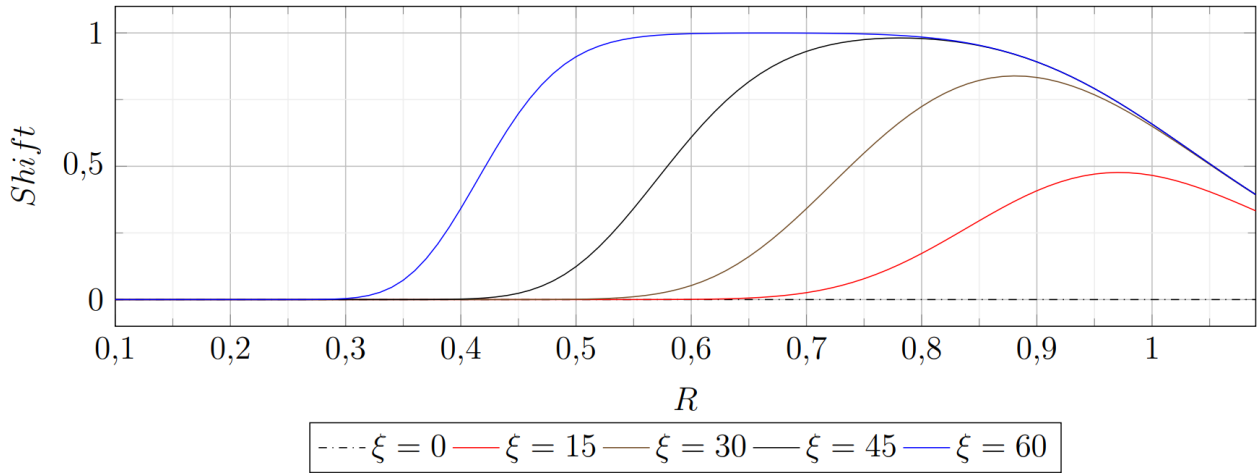


FIGURE A.6 : Évolution du shift en fonction du niveau d'endettement R et du choc ξ

avec

$$\left\{ \begin{array}{l} g'(\sigma) = \frac{1}{2}\sqrt{T-t} - \frac{\ln(\frac{V}{D}) + r(T-t)}{\sigma^2\sqrt{T-t}} \\ \text{et} \\ (g^*)'(\sigma) = \frac{1}{2}\sqrt{T-t} - \frac{\ln((1-\xi)\frac{V}{D}) + r(T-t)}{\sigma^2\sqrt{T-t}} = g'(\sigma) - \frac{\ln(1-\xi)}{\sigma^2\sqrt{T-t}} \end{array} \right. \quad (\text{A.6})$$

La dérivée est complexe à analyser, mais l'on peut au moins s'intéresser aux limites du *shift* pour expliquer la sensibilité :

$$\left\{ \begin{array}{l} \lim_{\sigma \rightarrow +0} g(\sigma) = +\infty \\ \text{et} \\ \lim_{\sigma \rightarrow +0} g^*(\sigma) = -\infty \times \text{sign}(\xi) \end{array} \right. \quad (\text{A.7})$$

Ainsi,

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{si } \xi < 0 \text{ alors } \lim_{\sigma \rightarrow +0} \text{shift} = 0 \\ \text{et} \\ \text{si } \xi > 0 \text{ alors } \lim_{\sigma \rightarrow +0} \text{shift} = 1 \end{array} \right. \quad (\text{A.8})$$

Cela semble cohérent avec le scénario économique. En effet, si une entreprise n'a pas de volatilité de ses actifs, c'est qu'il y a peu d'incertitude sur son avenir. Ainsi, un choc positif induit une probabilité de défaut certaine : si elle peut vendre du carbone, elle est sûre de ne pas faire défaut. À l'inverse, une entreprise avec trop de volatilité $\sigma = 1$ aura une très forte incertitude sur la valeur future de ses actifs. Un choc aura donc une faible importance et sera noyé dans le « bruit » des actifs.

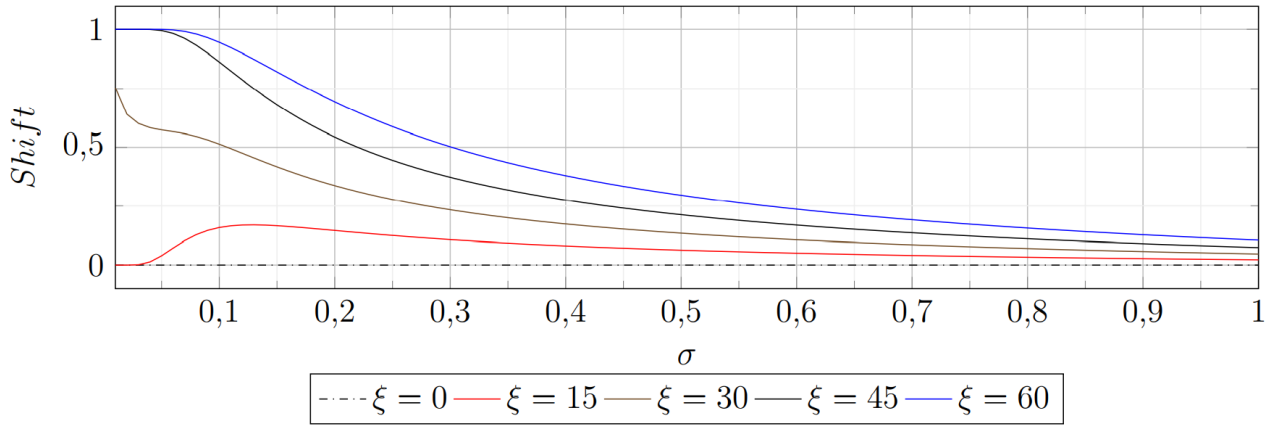


FIGURE A.7 : Évolution du shift en fonction de la volatilité des actifs σ et du choc ξ

A.3.3 Sensibilité à la maturité T

On s'intéresse ici à la sensibilité du choc en fonction de la maturité de la dette. On a la dérivée partielle donnée par :

$$\frac{\partial shift}{\partial T} = -(g^*)'(T)\Phi'(-g^*(T)) + g'(T)\Phi'(-g(T)) \quad (\text{A.9})$$

avec

$$\left\{ \begin{array}{l} g'(T) = \frac{r - \frac{1}{2}\sigma_v^2}{\sigma_v(T-t)} + \frac{\ln(\frac{V}{D}) + (r - \frac{1}{2}\sigma_v^2)(T-t)}{\sigma_v(T-t)^{3/2}} \\ \text{et} \\ (g^*)'(T) = g'(T) - \frac{\ln(1-\xi)}{\sigma^2(T-t)^{3/2}} \end{array} \right. \quad (\text{A.10})$$

La dérivée est complexe à analyser, mais l'on peut au moins s'intéresser à ses limites :

$$\left\{ \begin{array}{l} \lim_{T \rightarrow +\infty} g'(T) = \lim_{T \rightarrow +\infty} (g^*)'(T) = 0 \\ \text{et} \\ \lim_{T \rightarrow +\infty} g(T) = \lim_{T \rightarrow +\infty} g^*(T) = +\infty \end{array} \right. \quad (\text{A.11})$$

Donc,

$$\left\{ \begin{array}{l} \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{\partial shift}{\partial T} = 0 \\ \text{et} \\ \lim_{T \rightarrow +\infty} shift = 0 \end{array} \right. \quad (\text{A.12})$$

D'un point de vue économique, ces limites semblent cohérentes, en effet, plus la maturité de la dette augmente et plus l'entreprise a le temps de survivre au choc, la taxe – ou prix carbone – n'aura donc qu'un faible impact dans ces probabilités de défaut. À l'inverse, pour une maturité trop faible, l'entreprise ne peut pas avoir le temps de récupérer ses actifs, sa probabilité de défaut augmente grandement.

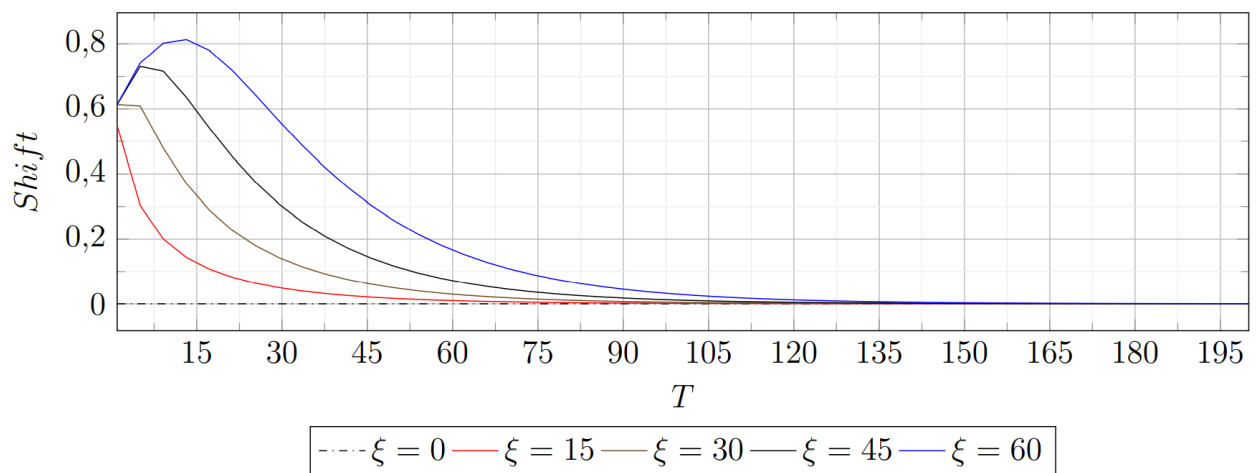


FIGURE A.8 : Évolution du shift en fonction de la maturité des actifs T et du choc ξ

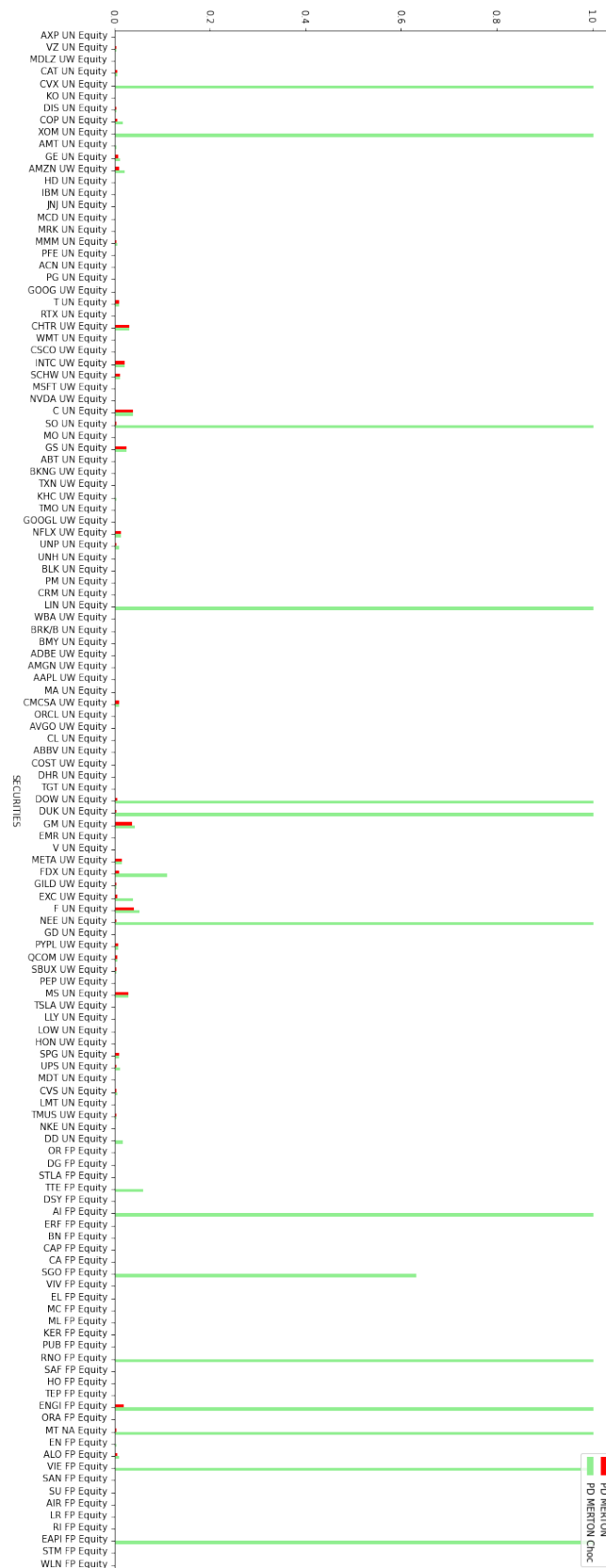


FIGURE A.9 : Répartition des chocs par secteurs pour un prix de 900 €/tonne

A.4 Les obligations d'États

A.4.1 Les résultats obtenus par l'entreprise CLIMAFIN

Country	WITHCH : bonds shock (%)	WITHCH : yield shock (%)	GCAM : bonds shock (%)	GCAM : yield shock (%)
Austria	1.30	-0.16	0.13	-0.02
Australia	-17.36	2.45	n.a.	n.a.
Belgium	0.84	-0.10	0.03	0.00
Canada	-5.21	0.67	-18.29	2.61
Switzerland	3.65	-0.44	n.a.	n.a.
Chile	-6.10	0.79	-4.22	0.54
Costa Rica	-0.50	0.06	-0.34	0.04
Czech Republic	1.24	-0.15	-0.11	0.01
Germany	-1.27	0.16	1.18	-0.15
Denmark	-0.36	0.04	-0.42	0.05
Estonia	3.75	-0.45	0.51	-0.06
Spain	1.58	-0.19	1.05	-0.13
Finland	2.64	-0.32	0.47	-0.06
France	1.34	-0.16	0.21	-0.03
United Kingdom	-0.46	0.06	0.66	-0.08
Greece	0.50	-0.06	-0.07	0.01
Hungary	0.78	-0.10	-0.08	0.01
Ireland	1.94	-0.24	0.42	-0.05
Italy	-1.42	0.18	0.33	-0.04
Japan	-5.05	0.65	-5.48	0.71
Korea	-0.48	0.06	-0.50	0.06
Lithuania	2.60	-0.32	0.58	-0.07
Luxembourg	1.85	-0.23	0.44	-0.05
Latvia	2.45	-0.30	0.47	-0.06
Mexico	-6.30	0.82	-2.71	0.34
Netherlands	-5.05	0.65	-0.91	0.11
Norway	-14.82	2.05	n.a.	n.a.
Poland	-12.85	1.75	-2.49	0.32
Portugal	1.86	-0.23	0.27	-0.03
Sweden	-1.54	0.19	n.a.	n.a.
Slovenia	2.30	-0.28	0.32	-0.04
Slovak Republic	-0.36	0.05	-0.77	0.10
Turkey	-2.63	0.33	-0.01	0.00
United States	-4.04	0.52	-1.06	0.13

TABLE A.1 : Résultats des chocs sur la valeur des obligations souveraines et sur les rendements des obligations souveraines avec les modèles GCAM et WITCH dans le cadre du scénario de transition climatique le plus stricte, BATTISTON et MONASTEROLO (2020)

A.4.2 Les méthodes et les résultats obtenus en utilisant le Machine Learning

Notation utilisée par S&P	Notation numérique utilisée par KLUSAK et al. (2021)	Notation numérique utilisée pour calibrer notre modèle	Signification de la notation
AAA	20	18	Premier niveau
AA+	19	17	Classe haute
AA	18	16	
AA-	17	15	
A+	16	14	
A	15	13	Classe moyenne supérieure
A-	14	12	
BBB+	13	11	
BBB	12	10	Catégorie moyenne inférieure
BBB-	11	9	
BB+	10	8	
BB	9	7	Spéculatif
BB-	8	6	
B+	7	5	
B	6	4	Hautement spéculatif
B-	5	3	
CCC+	4	2	
CCC	3	1	Risques importants
CCC-	2	1	
CC	1	1	
C	1	1	Extrêmement spéculatif
D/SD	1	1	
			Défaut

TABLE A.2 : Tableau comparant les *ratings***Algorithm 4** Algorithme k plus proches voisins

$D = (x_i, y_i)_{i=1, \dots, n}$ les données

d la distance à utiliser

k le nombre de voisins

for $i = 1, \dots, n$ **do**

 Calcul de la distance $d(x, x_i)$ entre x et x_i

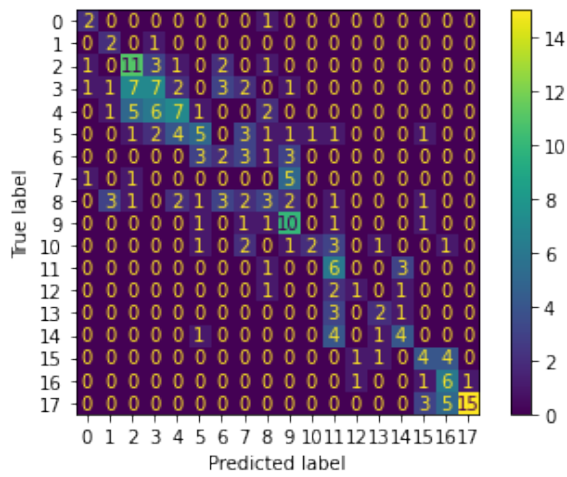
end for

Sélectionner les k observations les plus proches au sens de la distance d notées

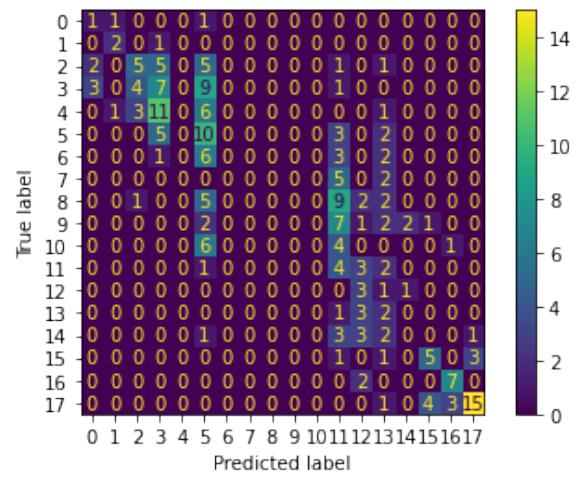
$(x_{1,k}, y_{1,k}), \dots, (x_{k,k}, y_{k,k})$

$\hat{f} \leftarrow \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_{i,k}$

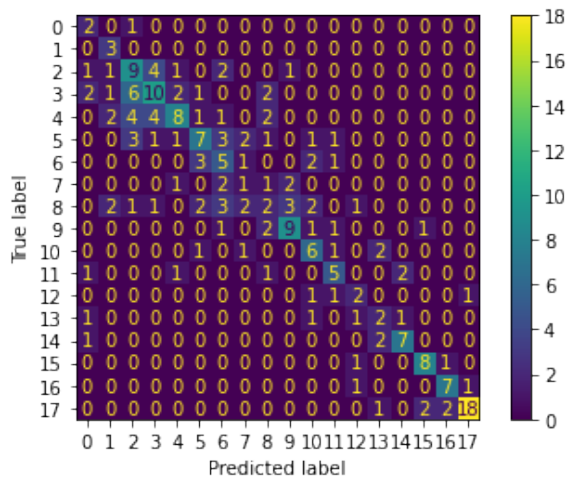
Sortie \hat{f}



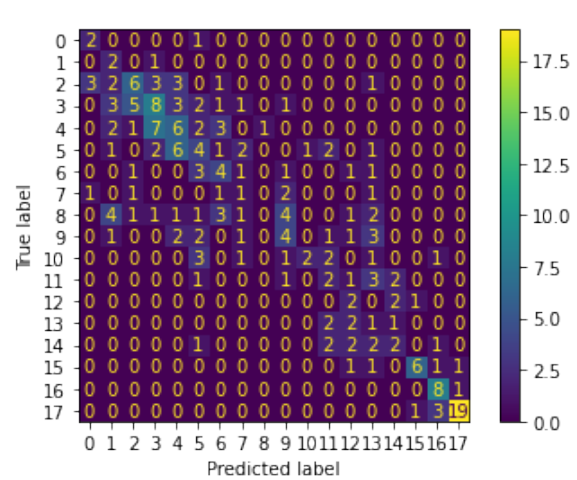
(a) SVM



(b) arbre de décision



(c) K plus proches voisins



(d) Forêt aléatoire

FIGURE A.10 : Matrice de confusion des différents modèles avec sur-échantillonnage

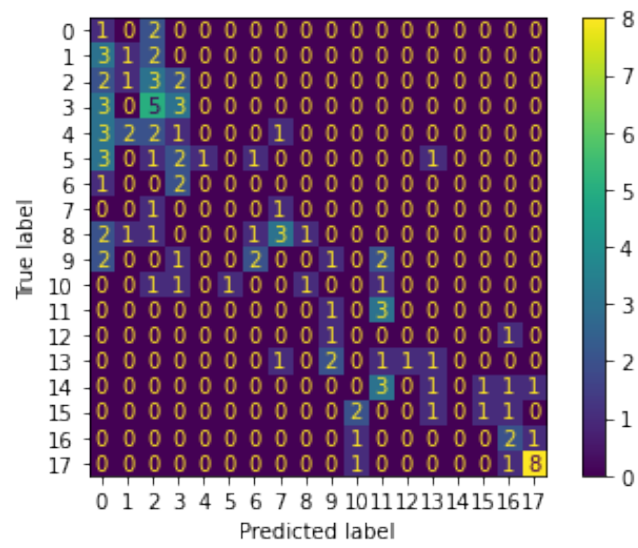
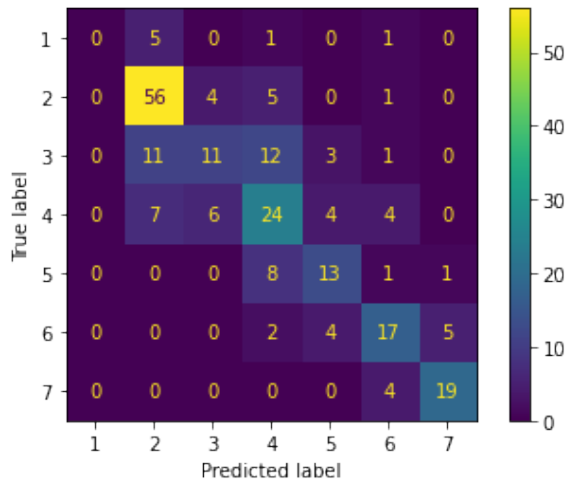
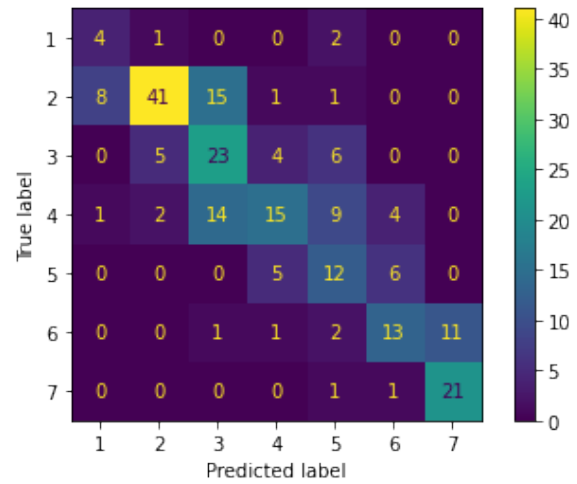


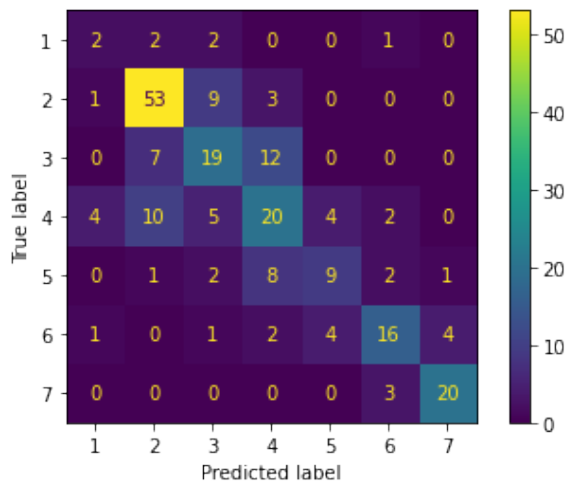
FIGURE A.11 : Matrice de confusion du XGBoost pour les données de l'année 2020 avec l'algorithme SMOTE



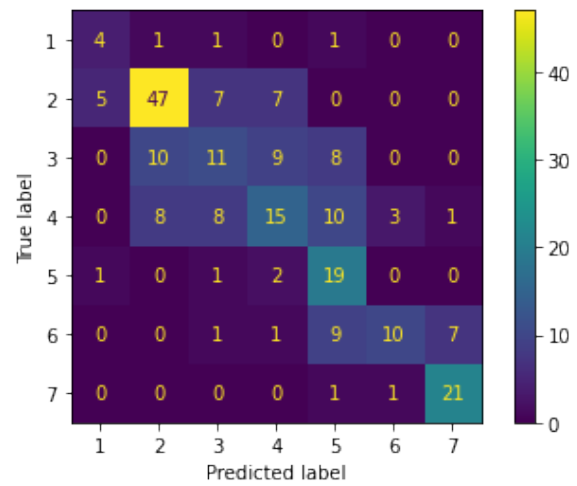
(a) SVM



(b) arbre de décision



(c) K plus proches voisins

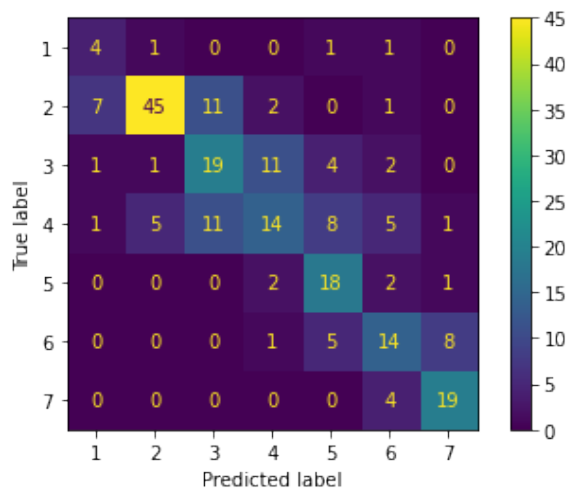


(d) Forêt aléatoire

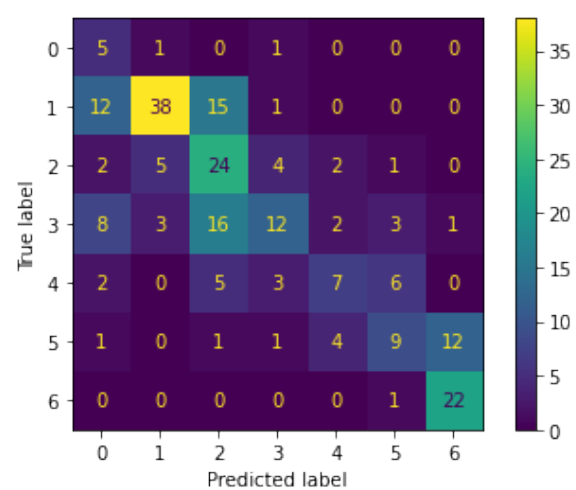
FIGURE A.12 : Matrice de confusion du second calibrage avec les différents modèles sans sur-échantillonnage

Modèle	Accuracy	cohen_kappa_score	matthews_corrcoef
XGBoost	0,65	0,58	0,58
KNeighbors	0,62	0,54	0,55
Random Forest	0,51	0,41	0,42
Decision Tree Classifier	0,51	0,42	0,43
SVM	0,58	0,49	0,50

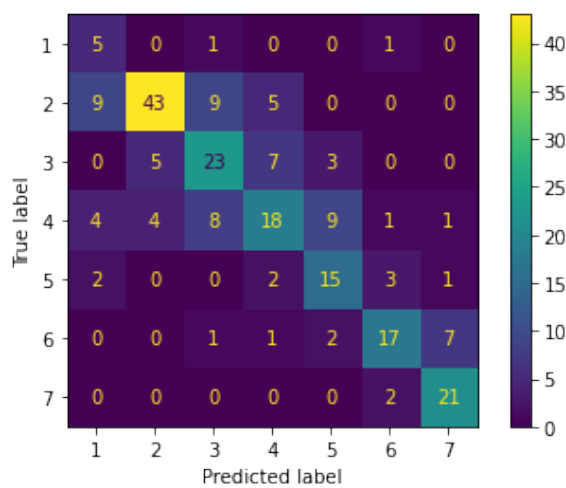
TABLE A.3 : Tableau résumant les métriques en fonction des modèles



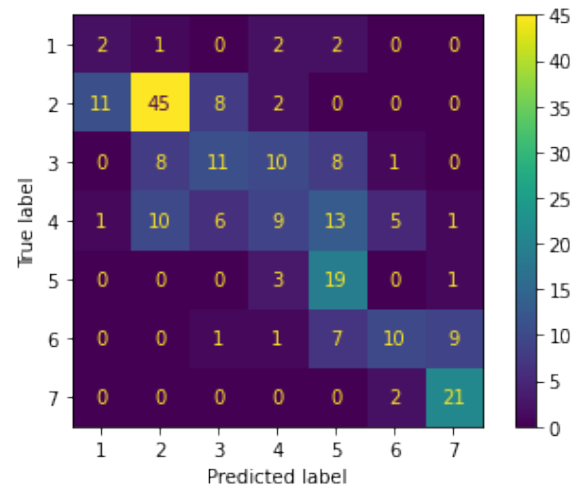
(a) SVM



(b) arbre de décision



(c) K plus proches voisins



(d) Forêt aléatoire

FIGURE A.13 : Matrice de confusion du second calibrage avec les différents modèles sans sur-échantillonnage

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AAA	BBB	AA	AAA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	AA	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2040	AA	BBB	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2045	AA	AA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AA	AA	AAA	AAA	AA	AA	AA	BBB

TABLE A.4 : Evolution des *ratings* dans le scénario de transition ordonnée de l'ACPR

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	BBB	BBB	AA	BBB	BBB
2040	AA	AAA	AA	AAA	AA	B	AA	AA	BBB
2045	AAA	AAA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AAA	AA	AAA	AA	BB	AA	AA	BBB

TABLE A.5 : Evolution des *ratings* dans le scénario de transition accélérée de l'ACPR

Années	France	Italy	Belgium	Germany	Spain	United Kingdom	Netherlands	United States	Japan
2019	AA	BBB	AA	AAA	A	AA	AAA	AA	A
2025	AA	BBB	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB	BBB
2030	AA	BBB	AA	AAA	AA	AA	AA	BBB	BBB
2035	AA	BBB	AA	AAA	AA	BBB	AA	BBB	BBB
2040	AA	AAA	AA	AAA	AA	B	AA	AA	BBB
2045	AA	AA	AA	AAA	AA	BBB	AA	AA	BBB
2050	AA	AA	AA	AA	AA	BBB	AA	AA	BBB

TABLE A.6 : Evolution des *ratings* dans le scénario de transition retardée de l'ACPR