

Mémoire présenté devant l'ENSAE Paris
pour l'obtention du diplôme de la filière Actuariat
et l'admission à l'Institut des Actuares
le 17/03/2022

Par : **Valentin GERMAIN**

Titre : **Prise en compte du changement climatique dans la
modélisation des risques biométriques et financiers**

Confidentialité : NON OUI (Durée : 1 an 2 ans)

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

Membres présents du jury de la filière

Nom : Christian-Yann ROBERT

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


Entreprise : Milliman

Signature : 



Directeur du mémoire en entreprise :

Nom : Eve Elisabeth TITON

Signature : 


Nom : Sophian MEHALLA

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 représente un nouveau défi pour les acteurs économiques et notamment pour les assureurs et actuaires qui devront adapter leurs travaux d'analyse des risques et leurs modèles, par exemple pour le calcul du capital réglementaire ou de l'ORSA. L'émergence de ces sujets pose donc de nombreuses interrogations, à tel point que des acteurs comme l'ACPR commencent à effectuer des exercices portant sur la sensibilisation des organismes bancaires et d'assurances aux risques liés au changement climatique.

L'objectif de ce mémoire est d'apporter des éléments de compréhension des nouveaux enjeux liés à ce changement d'environnement, notamment en se focalisant sur les risques biométriques et financiers. Il se construit comme étant une « boîte à outils » permettant d'une part de comprendre les risques liés à une évolution climatique et les répercussions sur l'activité des assureurs, et d'autre part de proposer des notions de risque à horizon 1 an et de nouvelles modélisations pertinentes du risque. Celles-ci présenteront notamment l'étude de la déformation par rapport aux chocs de références.

Dans une première partie, nous présenterons l'étude du choc de mortalité dû à des facteurs climatiques comme les températures élevées ou la pollution de l'air. Dans une seconde partie, nous proposons d'étudier les mouvements de marché que pourraient induire des conditions climatiques stressées. Ainsi, une étude du choc de marché relatif aux investissements verts (« green ») sera menée et comparée aux chocs obtenus avec des investissements réalisés sous une économie carbonée.

Mots-clés : changement climatique, risques biométriques, risques financiers, Lee Carter, Black & Scholes, SCR, choc à 1 an, investissements green et carboné.

Abstract

Climate change is a new challenge for economic agents and in particular for insurers and actuaries who need to adapt their risk analysis works and models to compute solvency capital requirements or perform ORSA calculations. The emergence of these subjects raises a lot of uncertainties, to such extent that actors as ACPR are beginning to carry out exercises to raise awareness about the risks caused by climate change to banks and insurance companies.

This thesis intends to provide key concepts about the emerging challenges implied by a changing environment, especially by focusing on biometric and financial risks. This turnkey thesis first explains the risks caused by climate change, and the repercussions that could affect insurers. Secondly, this thesis defines the risk notions for a one-year horizon with new relevant models for risks. These models focus on the study of the deformation in relation to the regulatory shocks.

In a first part, the study of mortality shocks due to climate factors as high temperatures or pollution will be presented. In a second part, market fluctuations due to stressed climate conditions will be considered. Thus, the study of the market relative to green portfolios and assets will be carried out and compared to the shock values resulting from investments made under a carbonated economy.

Keywords: Climate Change, Biometric Risks, Financial Risks, Lee Carter, Black & Scholes, SCR, 1-year shock, green & brown assets.

Note de Synthèse

Contexte

Le 4 mai 2021 était publiée la conclusion de l'exercice porté par l'ACPR sur l'évaluation des risques associés au changement climatique sur les banques et assureurs. Cet exercice novateur est le premier à avoir été proposé par un régulateur en France, et avait pour objectif de sensibiliser ces derniers sur le sujet. De surcroît, des mesures tirées des Accords de Paris (2015) et de la COP26 (2021) mettent en exergue l'urgence d'agir contre le changement climatique dans notre société. Les assureurs sont d'ores et déjà impactés. Les assureurs comme les actuaires devront adapter leurs méthodes et leurs modèles pour faire face à ce risque émergent.

Ce mémoire se focalisera sur les impacts du changement climatique en matière de biométrie et de finance. Les risques climatiques sont classifiés en trois catégories : risques physiques, risques de transition et risques de réputation. L'objet de l'étude porte sur l'analyse des risques de transition, définis comme les risques émanant du processus de transition vers une économie bas carbone.

L'objectif est double : permettre de dresser un cadre de définition de ces risques et d'en proposer une cartographie, puis, de constituer un benchmark en proposant des valeurs de chocs à horizon 1 an et en les comparant à des valeurs réglementaires. Il propose également de nouvelles méthodes de calcul intégrant des facteurs climatiques et permettant d'extraire les risques liés au changement climatique.

Risques biométriques

La première étape de l'étude de l'impact du changement climatique sur les risques biométriques consiste à réaliser un état des lieux des causes présentes en France et de leurs impacts sur la mortalité. Ce mémoire propose une large cartographie de causes au niveau mondial puis français, avant d'en retenir trois principales : les températures élevées, la pollution de l'air et la transmission de maladies vectorielles. La méthodologie suivante sera construite sur la cause des températures élevées (la cause pollution de l'air sera présentée rapidement dans la suite de ce mémoire). La cause de transmission de maladies vectorielles sera énoncée mais, dans un souci de volumétrie de données, le modèle correspondant ne pourra être appliqué.

Méthodologie

La visée principale de la contribution de ce mémoire est de proposer un modèle de mortalité climatique permettant d'isoler les décès dus à une cause en particulier. Ce modèle dérivera d'un modèle de Lee-Carter et sera adapté au changement climatique par l'introduction de variables climatiques (Équation (1)). Le terme $\beta_x^o \kappa_t^o$ sert à capturer la mortalité globale en ne considérant pas la cause en question (c est pour la cause considérée, o pour les autres causes).

$$\ln(\mu_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x^o \kappa_t^o + \delta_x^c C_t \quad (1)$$

La méthodologie est composée de deux parties, celles-ci étant le calibrage du modèle puis sa projection à horizon 1 an afin de calculer des chocs adaptés (Figure 1).

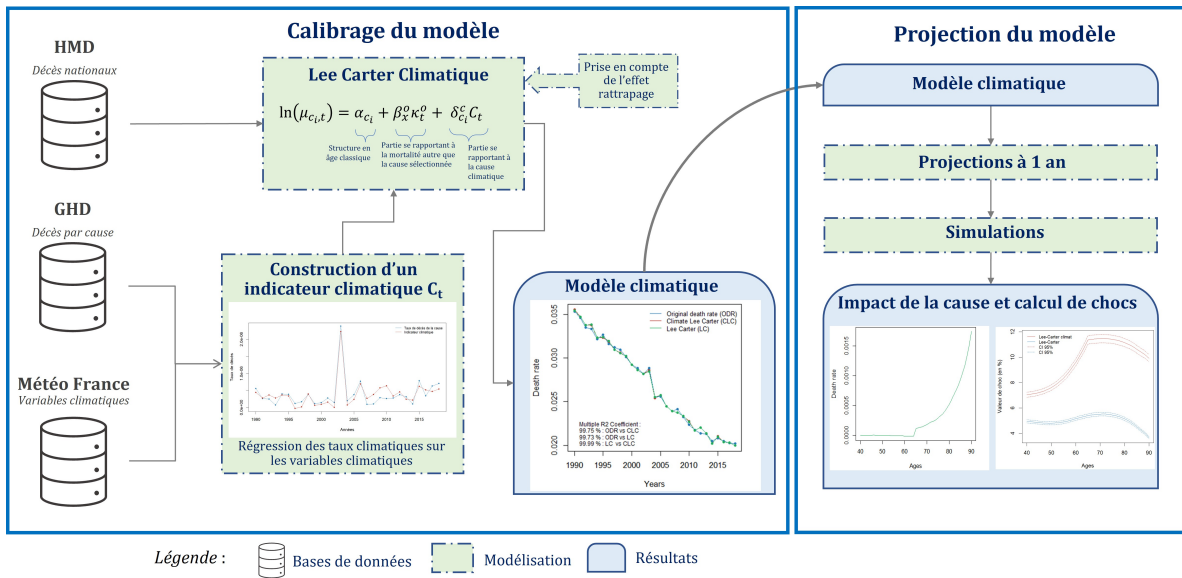


FIGURE 1 – Synthèse de la méthode appliquée au sein du mémoire sur la partie biométrie (pour la cause « températures élevées »)

Contrairement à un modèle de Lee-Carter classique, deux bases de données supplémentaires sont utilisées. La première est la GHD. Il s’agit d’une base de données de décès classifiés par cause (Figure 2). La seconde est une base de variables climatiques contenant, entre autres, les températures moyennes, minimales, maximales ou encore le niveau de pluviométrie.

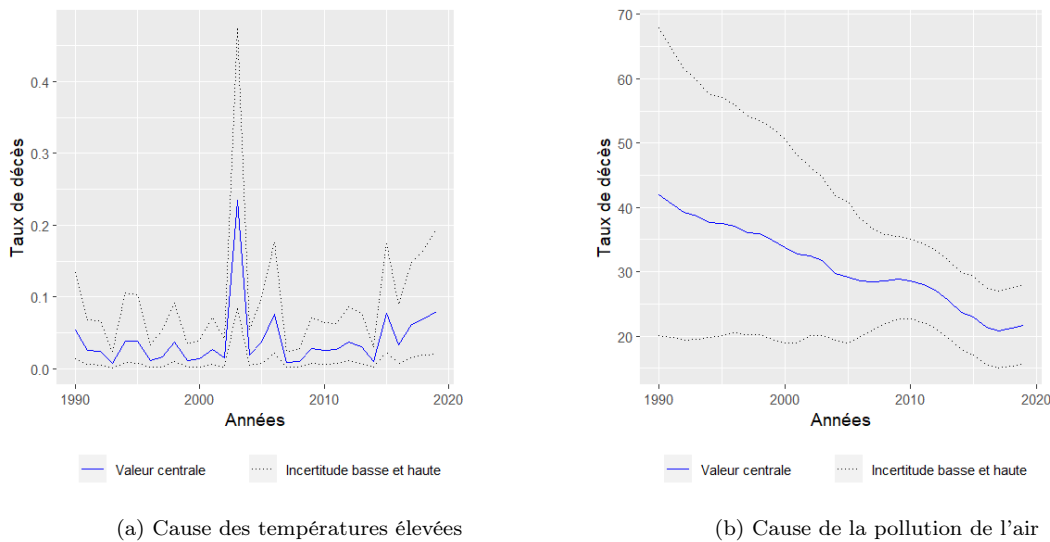


FIGURE 2 – Taux de décès issus de la base GBD pour la population française, entre 1990 et 2019, sexes confondus (pour 100k personnes)

Le calibrage du modèle s’effectue en trois étapes :

1. Estimation de la mortalité relative à la cause climatique considérée : au cours de cette étape, un indicateur climatique est construit. Il permet de répliquer les taux de mortalité de la cause climatique à partir de variables climatiques. L’indicateur C_t tient uniquement compte d’une combinaison de variables climatiques.
2. Inclusion de l’effet rattrapage : cet effet sera défini de manière détaillée dans la suite du mémoire. Il consiste à inclure dans le modèle une variable permettant de contrôler

l'excès soudain de décès dus à un pic de chaleur, en considérant par exemple que certains individus seraient décédés de manière naturelle dans les mois suivants l'événement. L'indicateur permet de moduler les décès de l'année t sur l'année $t + 1$ en cas de variations extrêmes (Figure 3a).

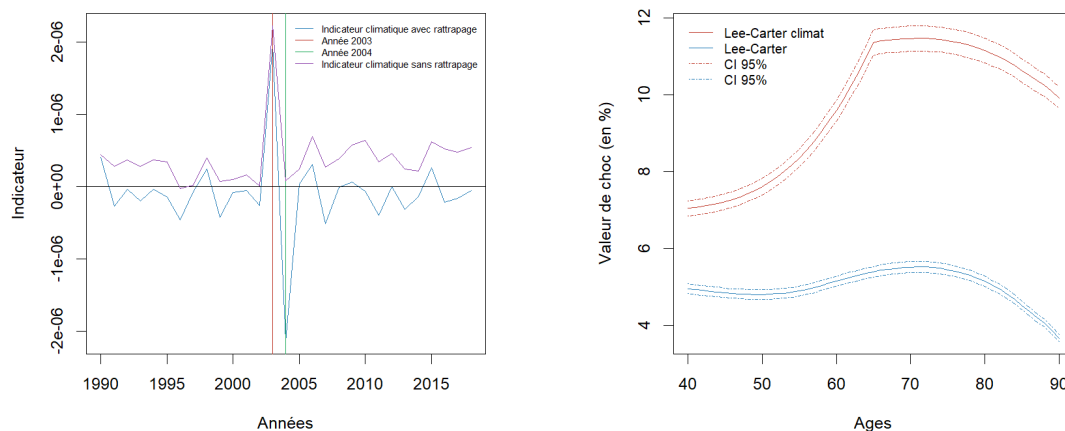
3. Calibrage de la mortalité « autres causes » : ce calibrage se fait en plusieurs étapes et permet d'obtenir les taux finaux de décès.

Sur l'intervalle d'âge 0 à 110 ans, le modèle climatique de la cause possède une performance supérieure au modèle de Lee-Carter classique par rapport aux taux réels de 61,8 % au sens du score R^2 . Cela signifie que l'estimation est meilleure pour près de 62% des âges avec la version climatique plutôt qu'avec une version classique. Globalement, le modèle climatique possède un R^2 de 85,94% contre 85,39% pour le modèle de Lee-Carter. Ces mesures sont très proches mais en faveur du modèle climatique.

Une fois ces étapes effectuées, le modèle est ensuite projeté à horizon 1 an. Afin de conduire des projections cohérentes, des projections conjointes sont réalisées dans le but d'obtenir des variables climatiques et de mortalités à horizon 1 an possédant une dynamique commune. Des projections auto-régressives sont utilisées. Finalement, des valeurs de chocs sont calculées sur un nombre de simulations. A l'issue de ces simulations, les chocs moyens sont calculés et comparés à ceux d'un modèle de Lee-Carter classique projeté également à horizon 1 an.

Résultats

Les valeurs de chocs sont calculées sur 5 000 simulations (Figure 3b).



(a) Indicateurs climatiques avant et après rattrapage (b) Valeurs de chocs sur les âges allant de 40 à 90 ans

FIGURE 3 – Indicateurs climatique et valeurs de chocs sur la cause des températures élevées

Ces valeurs sont supérieures aux chocs du modèle de Lee-Carter classique de 5,82% en moyenne sur les âges de 40 à 90 ans. Un intervalle de confiance est également calculé afin de donner une sensibilité sur ces valeurs de chocs. Le choc climatique moyen à horizon 1 an sur l'intervalle d'âge d'étude est de $11,11 \pm 0,24\%$; contre $5,29 \pm 0,11\%$ pour le modèle classique de Lee-Carter. Concernant la cause de la pollution de l'air, le choc moyen est de $6,46 \pm 0,14\%$ pour le modèle climatique contre $5,22 \pm 0,12\%$ pour le modèle classique. Il faut noter que les valeurs des chocs présentées avec ou sans partie climatique sont plus faibles que celles de la formule standard. En effet, une partie du risque de tendance est traitée sans s'intéresser au risque de volatilité ou de niveau. Le risque de tendance, l'incertitude des paramètres et l'erreur de modèle sont des couches de risque qui doivent être explorées pour capturer toute la gamme des incertitudes (MILLIMAN 2020).

Risques financiers

La seconde partie de ce mémoire est consacrée aux risques financiers et au calcul de chocs à horizon 1 an. En plus de fournir un état de l'art des méthodes proposant d'intégrer les conséquences du changement climatique, ce mémoire propose une approche intégrant le risque carbone dans le calcul de chocs ainsi qu'une définition sectorielle des valeurs de chocs. Des calculs de chocs seront effectués par des méthodes classiques comme celle de l'EIOPA. L'intérêt est de pouvoir étudier les chocs de marché au regard du risque de transition climatique et relativement aux investissements dépendant de l'économie carbonée. L'utilisation d'une méthode permettant d'analyser la sensibilité des secteurs d'activités au risque de transition climatique constitue la valeur ajoutée de ce mémoire.

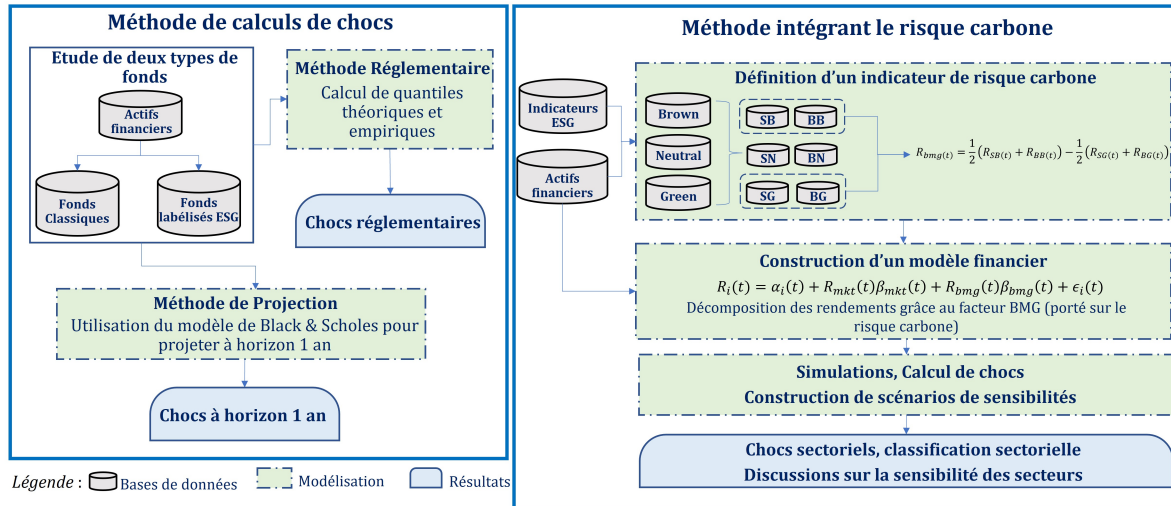


FIGURE 4 – Synthèse des méthodes présentées pour le calcul de chocs au titre du risque action

Méthodes classiques

Le premier axe d'étude compare les valeurs de chocs obtenues avec des indices classiques (CAC 40 et MSCI World) et celles associées à des indices environnementaux (CAC 40 ESG et MSCI Global Environnement). Les travaux présentés dans ce mémoire s'inscrivent ainsi dans la continuité de ceux menés par l'EIOPA qui s'appuient sur le MSCI World et le MSCI Environnement (EIOPA 2019). Ce premier axe se scinde en deux études (Figure 4), l'une calculant des valeurs de chocs en appliquant la méthode réglementaire de l'EIOPA et la seconde s'appuyant sur une dynamique de Black & Scholes pour calculer des valeurs de chocs à horizon 1 an intégrant les préoccupations climatiques. Deux périodes seront analysées : une classique et une stressée intégrant la crise COVID-19.

Pour la méthode réglementaire, les valeurs de chocs obtenues avec le CAC 40 et le CAC 40 ESG sont similaires en raison de la corrélation forte entre les deux indices. L'indice MSCI environnemental est choqué de manière plus forte que le MSCI classique. Les résultats obtenus avec cette méthode sont toutefois à nuancer compte tenu de l'hypothèse de normalité des rendements relativement forte sous-jacente à la méthode employée.

Le modèle de Black & Scholes prévoit pour la période stressée des chocs relatifs aux portefeuilles environnementaux plus faibles que sur les portefeuilles classiques (par exemple -32,89% pour le MSCI Environnement contre -37,94% pour le MSCI classique). Sur la période classique, les chocs évoluent en fonction de la zone géographique. En effet, le choc sur le CAC 40 est plus faible de près de 1,5% avec des indices greens, et sur le MSCI World, ce choc est plus haut de plus de 3,5%.

Une étude de diversification régionale et sectorielle (secteurs carbonés et non carbonés) est également réalisée dans ce mémoire et permet de conclure que les portefeuilles diversifiés de manière régionale se comportent de manière différente en période stressée. L'effet de diversification régionale mène à des portefeuilles moins sensibles en cas de stress sur des segments greens que carbonés.

Méthode intégrant un facteur de risque carbone

Une dernière méthode est définie en tenant compte du risque carbone (RONCALLI et al. 2020). Celle-ci permet d'identifier une composante du rendement des actifs relevant du risque carbone. Cette approche sera utilisée puis complétée afin d'arriver au calcul de chocs voulu dans le cadre d'un modèle interne. En effet, l'un des objectifs est de pouvoir définir des valeurs de chocs en fonction du secteur d'activité d'une entreprise. La réglementation actuelle ne tient pas compte du secteur d'activité sous-jacent aux investissements en action d'une compagnie d'assurance. Le but serait de proposer à l'assureur une approche tenant compte du secteur d'activité de ses actifs. Pour cela, le rendement $R_i(t)$ d'un actif i sera décomposé comme suit :

$$R_i(t) = \alpha_i(t) + \beta_{\text{mkt},i}(t)R_{\text{mkt}}(t) + \beta_{\text{bmg},i}(t)R_{\text{bmg}}(t) + \varepsilon_i(t) \quad (2)$$

Le facteur $R_{\text{mkt}}(t)$ est le rendement apporté par l'activité économique globale (le marché) tandis que $R_{\text{bmg}}(t)$ représente le surplus de rendement des entreprises dont l'activité est fortement carbonée par rapport à celles pour qui ce n'est pas le cas. C'est ainsi que β_{mkt} et β_{bmg} s'interprètent, respectivement, comme l'exposition au risque de marché et au risque de transition climatique. Les paramètres $\alpha_i(t)$ et $\varepsilon_i(t)$ correspondent respectivement au rendement excédentaire d'un investissement par rapport au rendement de référence et au risque idiosyncratique de l'entreprise i . $R_{\text{bmg}}(t)$ sera construit à l'aide de données climatiques se rapportant aux émissions CO_2 des entreprises (RONCALLI et al. 2020, GÖRGEN et al. 2019). Pour ce faire, la base de données Thomson Reuters¹ est utilisée. Dans cette base sont présents de nombreux indicateurs à la maille de données de l'entreprise. Plusieurs de ces indicateurs seront étudiés dans le mémoire comme la note ESG portant sur le poste "émissions" ou directement sur les émissions totales de CO_2 des entreprises.

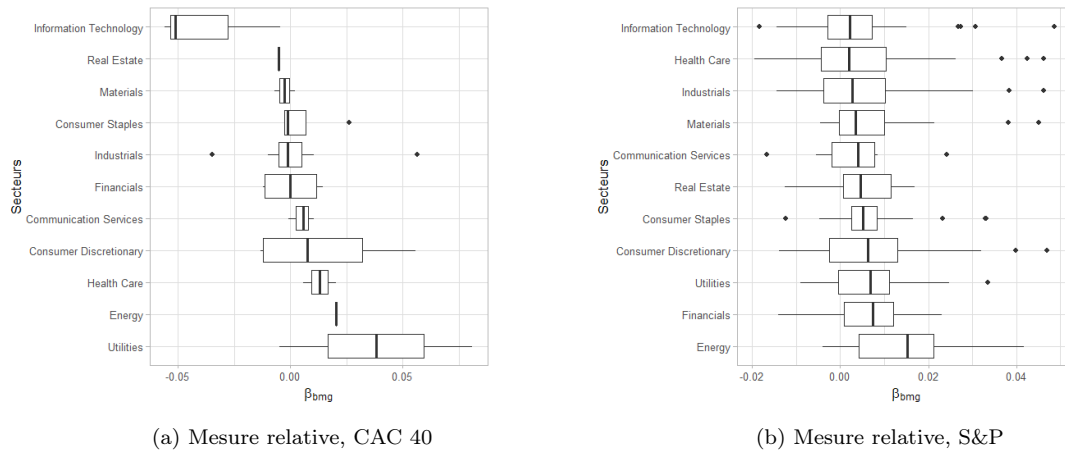


FIGURE 5 – Représentation des β_{bmg} 2020

L'étude du coefficient β_{bmg} permet d'obtenir une idée de la part de risque carbone d'une entreprise. En effet, plus le facteur β_{bmg} est élevé, plus l'entreprise est sujette au risque carbone. Dans le cas du facteur relatif, l'objectif est de prendre position sur le risque en essayant de le réduire. Un assureur pourra donc comparer des entreprises selon la valeur de leur β_{bmg} . Dans la suite des travaux, un regroupement par secteur² sera effectué en accord avec la Table

¹Disponible sur : <https://www.refinitiv.com/en>

²La classification anglaise sera utilisée au sein de ce mémoire

D.1. Il s'agit de la classification GICS® (Annexe D). Par exemple, sur l'année 2020 et pour le CAC 40, les secteurs de l'énergie et des services publics sont les plus sujets au risque de transition climatique. Pour le S&P, on retrouve le secteur des énergies ainsi que le secteur financier (Figure 5).

Une fois le modèle calibré, l'objectif est de simuler des valeurs de chocs en projetant des rendements à horizon 1 an de manière sectorielle. Une définition différente du SCR classique est présentée afin d'être cohérente avec les pratiques effectuées dans la réalité. Il s'agit d'une définition de SCR permettant d'étudier la déviation par rapport à l'attendu. L'accroissement naturel des actifs n'est plus pris en compte dans cette définition alternative.

L'analyse des valeurs de chocs issues de cette méthode confirme les observations faites sur le paramètre β_{bmg} au cours du mémoire. L'intérêt final est l'étude de sensibilité des secteurs des actifs financiers au regard du risque de transition climatique. Le facteur $R_{\text{bmg}}(t)$ est considéré comme étant une représentation du risque de transition climatique. Dans un contexte de transition climatique, l'incertitude sur $R_{\text{bmg}}(t)$ augmente. Cette augmentation est traduite par une augmentation de la volatilité du facteur BMG au sein de ce mémoire.

TABLE 1 – Facteurs d'augmentation de choc entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmg}}(t)$, pour la période 2010-2019

P_1	CAC 40	S&P
Communication Services	35,2%	-1,2%
Consumer Discretionary	4,5%	11,9%
Consumer Staples	2,8%	7,7%
Energy	118,8%	76,0%
Financials	11,8%	30,9%
Health Care	13,0%	17,2%
Industrials	7,9%	22,1%
Information Technology	3,7%	-0,3%
Materials	109,7%	18,9%
Real Estate	35,5%	90,8%
Utilities	26,3%	88,6%

Pour une période en régime classique (sans crise apparente, de 2010 à 2019), des secteurs comme celui de l'énergie enregistrent une hausse de leurs valeurs de chocs qui démontre une sensibilité accrue au risque carbone (Table 1). La variation du choc pour le secteur de l'énergie pour un scénario de volatilité doublée est de l'ordre de 118% pour les actifs du CAC 40 et de 76% pour ceux du S&P.

Dans le cas d'une période de crise (année 2020 correspondant à la crise COVID-19), les secteurs les plus sensibles au risque carbone dans le cas d'un scénario de volatilité doublée sont le secteur de service public avec une variation de 123,5% pour le CAC 40 et de l'énergie pour le S&P avec une variation de 100,8%.

Conclusion

Ce mémoire prend en compte le changement climatique dans la modélisation des risques biométriques et financiers en dressant une cartographie des risques liés à ces secteurs et en proposant des méthodes intégrant des indicateurs climatiques.

Sur la partie biométrie, un modèle a été développé en tenant compte de variables climatiques. L'intégration de telles variables permet d'obtenir un modèle explicitant les taux de mortalités d'une cause climatique précise. Il se base sur une approche de Lee-Carter et a par la suite été projeté à horizon 1 an afin de déterminer une mesure de choc. Le modèle prévoit une augmentation de choc de 5,82% en moyenne pour les âges de 40 à 90 an à horizon 1 an

pour la cause des températures élevées par rapport à un modèle standard de Lee-Carter.

Concernant la partie finance, plusieurs méthodes de calculs de chocs ont été appliquées. La méthode réglementaire aboutit à des chocs plus élevés sur les indices environnementaux en supposant une forte hypothèse de normalité. La méthode de simulation du modèle de Black & Scholes mène à des valeurs de chocs plus faibles pour les indices environnementaux dans le cas d'une période stressée (période de la crise COVID-19) à horizon 1 an. Une troisième approche permet de considérer une toute nouvelle méthode de calcul de chocs sectoriels intégrant le risque carbone. Elle permet d'analyser la sensibilité des actifs au regard du risque de transition climatique. Une analyse de sensibilité de la volatilité de ce dernier démontre des hausses significatives de certains secteurs comme ceux de l'énergie, des matériaux ou de la construction par rapport à d'autres peu sensibles au risque.

Des axes de recherches complémentaires restent envisageables afin de prolonger les études faites dans ce mémoire comme l'intégration de scénarii climatiques (par exemple du GIEC) pour obtenir des valeurs de chocs à horizons plus lointains. Ces intégrations pourraient se faire sur les risques biométriques (scénarii de températures par exemple) et sur les risques financiers (scénarii de projections carbone). Il serait également pertinent d'agréger les différents impacts calibrés, en vue de l'intégration de ces derniers dans un outil de GSE (Générateurs de Scénarios Économiques) par exemple, afin de déterminer des scénarii économiques tenant compte du risque climatique.

Executive Summary

Context

On May 4th 2021, the conclusion of the exercise carried out by the ACPR on the assessment of the risks associated with climate change for banks and insurers was published. This innovative exercise is the first to have been proposed by a regulator in France and was intended to raise awareness on the subject. Moreover, measures taken from the Paris Agreements (2015) and the COP26 (2021) highlight the urgency of climate change in our society, as insurers are already impacted. Therefore, both insurers and actuaries need to adapt their methods and models to deal with this emerging risk.

This paper focuses on the impacts of climate change on biometric and financial risks. Climate risks are classified into three categories: physical risks, transition risks and reputational risks. This study will focus on the analysis of transition risks, defined as the risks arising from the process of transition to a low-carbon economy.

The objective is twofold: to establish a framework in order to define these risks and to propose a mapping; and to establish a benchmark by proposing the values of the shocks, called shock values, for a one-year horizon and by comparing them with regulatory values. It also proposes new calculation methods integrating climatic factors making it possible to extract the risks linked to climate change.

Biometric risks

The first step of the study of the impact of climate change on biometric risks is to take stock of the causes present in France and their impact on mortality. This thesis proposes a fairly broad mapping of causes, at the global level and then in France, before retaining three main causes, namely high temperatures, air pollution and the transmission of vector-borne diseases. The following methodology will be based on the cause of high temperatures (the cause of air pollution will be presented briefly in the rest of this report). The cause of vector-borne disease transmission will be mentioned, however, for the sake of data volume, For the sake of data volume, the model cannot be applied.

Methodology

The main goal of the contribution of this thesis is to propose a climate mortality model that isolates deaths due to a particular cause. This model will be derived from a Lee Carter model and will be adapted to climate change by introducing climate variables (Equation (3)). The term $\beta_x^o \kappa_t^o$ is used to capture global mortality without considering the cause in question (c is for the cause considered, o for other causes).

$$\ln(\mu_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x^o \kappa_t^o + \delta_x^c C_t \quad (3)$$

The methodology is composed of two parts, the first being the calibration of the model and the second being its projection to a 1-year horizon in order to calculate adapted shocks (Figure 6).

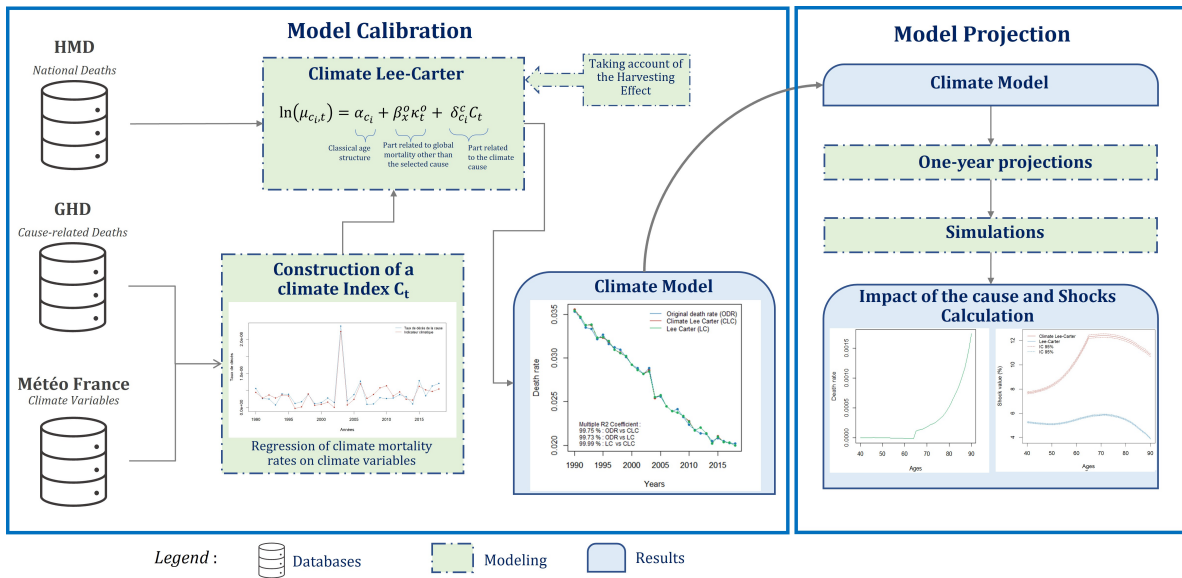


Figure 6 – Summary of the method applied within the brief on the biometry part (for the "high temperature" case)

Unlike a classical Lee-Carter model, two additional databases are used. The first is the GHD, a mortality database classified by cause of death (Figure 7). The second is a database of climate variables containing, for example, average, minimum and maximum temperatures and rainfall levels.

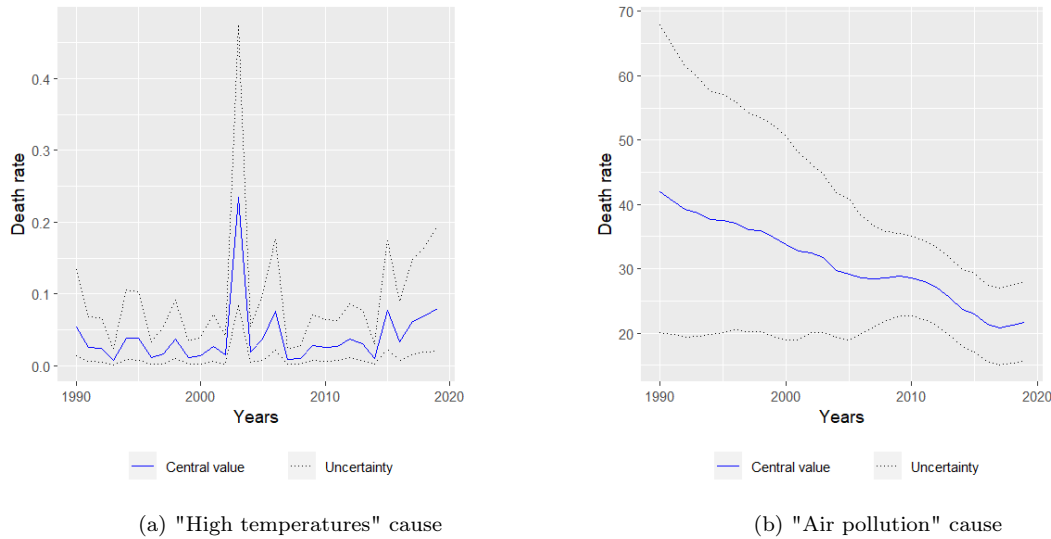


Figure 7 – Death rates from the GBD database for the French population, between 1990 and 2019, both sexes (rate per 100k)

The model is calibrated in three steps:

1. Estimation of mortality for the climatic cause under consideration: in this step, a climate index is constructed. This index replicates the mortality rates of the climatic cause using climate variables. The C_t index only takes into account a combination of climate variables.
2. Inclusion of the harvesting effect: this effect will be detailed in the report. It consists of including in the model a variable that makes it possible to control the sudden excess

of deaths due to a heat peak, for example by considering that some individuals would have died naturally in the months following the event. The indicator makes it possible to modulate the deaths of year t on year $t + 1$ in case of extreme variations (Figure 8a).

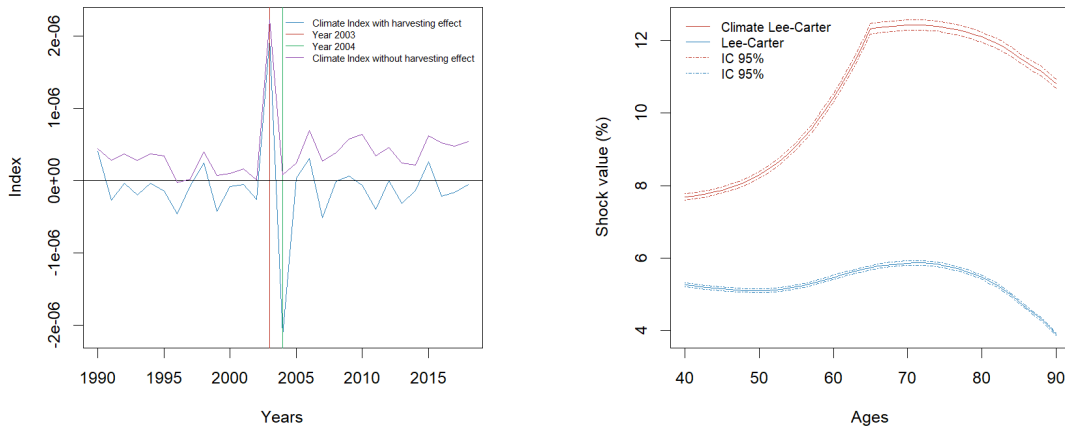
3. Calibration of mortality due to "other causes": this calibration is done in several steps and makes it possible to obtain the final death rates.

On the interval of ages "0 to 110 years", the climate model of the cause outperforms the classical Lee-Carter model with respect to the actual rates by 61.8% in the sense of the R^2 score. That is to say that almost 62% of the ages have a better estimate with the climate version than with the classical version. Overall, the climate model has an R^2 score of 85.94% against 85.39% for the Lee-Carter model. These values are very close but in favour of the climate model.

Once these steps have been completed, the model is then projected to a 1-year horizon. In order to conduct consistent projections, joint projections are carried out to obtain prospective 1-year climate and mortality variables with common dynamics. Auto-regressive projections are used. Finally, shock values are calculated for a number of simulations. At the end of these simulations, the average shocks are calculated and compared with those of a classic Lee-Carter model also projected to a 1-year horizon.

Results

Shock values are calculated over 5,000 simulations (Figure 8b).



(a) Climate index before and after harvesting effect

(b) Shock values over the age range of 40 to 90 years

Figure 8 – Climate indexes and shock values on the cause of high temperatures

These values are higher than the shocks of the classic Lee-Carter model by an average of 5.82% over the 40 to 90 age range. A confidence interval is also calculated to give a sensitivity on these shock values. The average climate shock at 1 year horizon on the study age interval is $11.11 \pm 0.24\%$; against $5.29 \pm 0.11\%$ for the classical Lee-Carter model. Concerning air pollution, the average shock is of $6.46 \pm 0.14\%$ for the climate model against $5.22 \pm 0.12\%$ with the classical model. It should be noted that the values of the shocks presented with or without the climate part are lower than those of the standard formula. Indeed, part of the trend risk is treated without taking an interest in the volatility or level risk. Thus, trend risk, parameter uncertainty and model error are layers of risk that need to be explored to capture the full range of uncertainties (Milliman 2020).

Financial risks

The second part of this paper is devoted to financial risks and the calculation of shocks with a 1-year horizon. In addition to providing a state of the art of methods proposing to integrate the consequences of climate change, this thesis proposes: an approach integrating carbon risk in the calculation of shocks, and a sectoral definition of shock values. Shock calculations will be carried out using traditional methods such as the EIOPA method. The interest is to be able to study the market shocks with regard to the risk of climate transition and with regard to investments dependent on the carbon economy. The contribution of the dissertation is the use of a method allowing the analysis of the sensitivity of sectors of activity in regard to the climate transition risk.

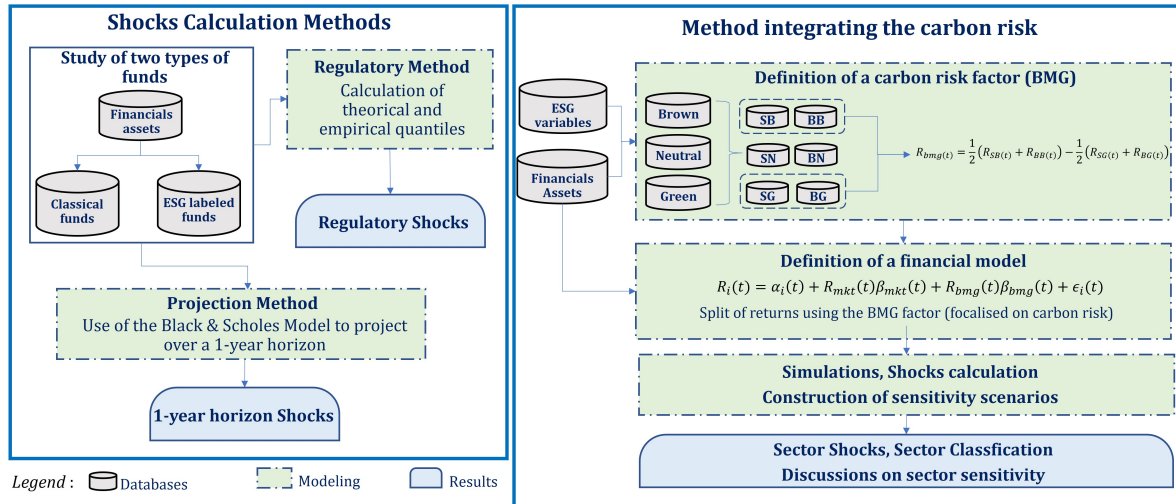


Figure 9 – Summary of the methods presented for the calculation of equity risk shocks

Classical methods

The first line of study compares the shock values obtained with traditional indices (CAC 40 and MSCI World) and those associated with environmental indices (CAC 40 ESG and MSCI Global Environment). The works presented in this thesis is thus in line with that carried out by EIOPA, which is based on the MSCI World and the MSCI Environment (EIOPA 2019). This first axis is divided into two studies (Figure 9), one focusing on the calculation of shock values by applying the EIOPA regulatory method and a second study using a Black-Scholes dynamic to calculate shock values for a one-year horizon, integrating climate concerns. Two periods will be analysed: a classical one and a stressed one integrating the COVID-19 crisis.

For the regulatory method, the shock values obtained with the CAC 40 and the CAC 40 ESG are similar due to the strong correlation between the two indices. The MSCI environmental index submitted to a stronger shock than the MSCI classic. However, the results obtained with this method must be considered with a certain degree of caution given the relatively strong normality assumption of the returns underlying the method used.

The Black & Scholes model predicts lower shocks for the stressed period for environmental portfolios than for conventional portfolios (e.g. -32.89% for the MSCI Environment versus -37.94% for the MSCI Conventional). Over the classic period, the shocks evolve according to the geographical zone. Indeed, the shock on the CAC 40 is weaker by nearly 1.5% with the MSCI World, this shock is higher by more than 3.5%.

A study of regional and sectoral diversification (carbon and non-carbon) is also carried out in this thesis and allows to conclude that regionally diversified portfolios behave differently in

stressed periods. The regional diversification effect results in less sensitive portfolios in case of stress on green segments than on carbon segments.

Method incorporating a carbon risk factor

A final method is defined by taking into account the carbon risk (Roncalli et al. 2020). This allows for the identification of a carbon risk component of the asset return. This approach will be used and then completed in order to arrive at the calculation of shocks desired within the framework of an internal model. Indeed, one of the objectives is to be able to define shock values according to the sector of activity of a company. The current regulation does not take into account the sector of activity underlying an insurance company’s equity investments. The aim would be to propose to the insurer an approach that takes into account the sector of activity of its assets. For this purpose, the return $R_i(t)$ of an asset i will be decomposed as follows:

$$R_i(t) = \alpha_i(t) + \beta_{\text{mkt},i}(t)R_{\text{mkt}}(t) + \beta_{\text{bmg},i}(t)R_{\text{bmg}}(t) + \varepsilon_i(t) \quad (4)$$

The factor $R_{\text{mkt}}(t)$ is the return brought by the global economic activity (the market) while $R_{\text{bmg}}(t)$ represents the surplus return of companies whose activity is highly carbonised compared to those for which this is not the case. This is how β_{mkt} and β_{bmg} are interpreted, respectively, as exposure to market risk and climate transition risk. The parameters $\alpha_i(t)$ and $\varepsilon_i(t)$ correspond respectively to the excess return of an investment with respect to the reference return and to the idiosyncratic risk of the company i . $R_{\text{bmg}}(t)$ will be constructed using climate data relating to the CO_2 emissions of the companies (Roncalli et al. 2020, Gorgen et al. 2019). To do this, the Thomson Reuters database³ is used. This database contains numerous indicators at the company level. Several indicators will be studied in the report, such as the ESG (Environmental, Social and Governance) score for emissions or the CO_2 emissions of the various CO_2 emission items of the companies.

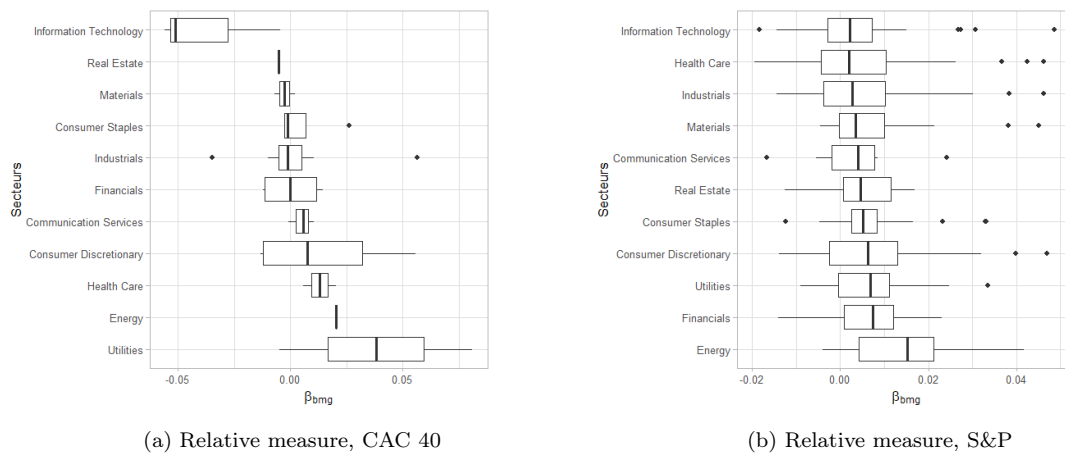


Figure 10 – Presentation of the β_{bmg} 2020

The study of the β_{bmg} coefficient informs us on a company’s carbon risk. Indeed, the higher the β_{bmg} factor is, the more the company is subject to carbon risk. In the case of the relative factor, the objective is to take a position on the risk by trying to reduce it. An insurer can therefore compare companies according to the value of their β_{bmg} . In the following work, a grouping by sectors will be carried out in accordance with the Table D.1. This is the GICS® classification (Annex 4). For example, for the year 2020 and for the CAC 40, the energy and public services sectors are the most subject to climate transition risk, and the energy and financial sectors for the S&P (Figure 10).

³Available on : <https://www.refinitiv.com/en>

Once the model is calibrated, the objective is to simulate shock values by projecting 1-year returns in a sectoral manner. Another definition of the classical SCR is presented in order to be consistent with real life practices. It is a definition of SCR that allows the study of the deviation from what is expected. The natural growth of assets is no longer taken into account in this alternative definition.

The analysis of the shock values resulting from this method confirms the observations made on the parameter β_{bmg} in the course of the thesis. The final interest is the study of the sensitivity of the financial asset sectors to the risk of climate transition. The factor $R_{\text{bmg}}(t)$ is considered as a representation of the climate transition risk. In a climate transition context, the uncertainty on $R_{\text{bmg}}(t)$ increases. This is reflected in an increase in the volatility of the BMG factor within this brief.

Table 2 – Shock increase factors between volatility scenarios on the $R_{\text{bmg}}(t)$ factor, for the period 2010-2019

P_1	CAC 40	S&P
Communication Services	35,2%	-1,2%
Consumer Discretionary	4,5%	11,9%
Consumer Staples	2,8%	7,7%
Energy	118,8%	76,0%
Financials	11,8%	30,9%
Health Care	13,0%	17,2%
Industrials	7,9%	22,1%
Information Technology	3,7%	-0,3%
Materials	109,7%	18,9%
Real Estate	35,5%	90,8%
Utilities	26,3%	88,6%

For a period under classic conditions, without any apparent crisis, from 2010 to 2019, sectors such as the energy sector record an increase in their shock values, which demonstrates an increased sensitivity to carbon risk (Table 2). The change in shock for the energy sector for a doubled volatility scenario is approximately 118% for CAC 40 assets and 76% for S&P assets.

In the case of a crisis period, for instance year 2020 corresponding to the COVID-19 crisis, the most sensitive sectors to carbon risk in the case of a doubled volatility scenario are the public service sector with a variation of 123.5% for the CAC 40 and the energy sector for the S&P with a variation of 100.8%.

Conclusion

This thesis takes into account climate change in the modelling of biometric and financial risks by mapping the risks linked to these sectors and by proposing methods integrating climate indicators.

On the biometric part, a model taking into account climatic variables is developed. The integration of such variables makes it possible to obtain a model explaining the mortality rates of a specific climatic cause. It is based on a Lee-Carter approach and is then projected to a 1-year time horizon to determine a shock measure. The model predicts an increase in shock of 5.82% on average for ages 40 to 90 years at the 1-year horizon for the cause of high temperatures compared to a standard Lee-Carter model.

For the financial part, several methods to calculate shocks are used. The regulatory method leads to higher shocks on the environmental indices assuming a strong normality assumption. The Black-Scholes simulation method leads to lower shock values for the environmental indices in the case of a stressed period (COVID-19 crisis period) with a 1-year horizon. A

third approach allows us to consider a completely new method for calculating sectoral shocks that includes carbon risk. It allows for an analysis of the sensitivity of assets to climate transition risk. A sensitivity analysis of the volatility of the latter shows significant increases in certain sectors such as energy, materials or construction compared to others that are less sensitive to the risk.

Further research is still possible in order to extend the studies carried out in this report, such as the integration of climate scenarios (e.g. from the IPCC) in order to obtain shock values for more distant horizons. These integrations can be done in biometric risks (temperature scenarios for example) and in financial risks (carbon projection scenarios). It would also be relevant to aggregate the various calibrated impacts, in order to integrate them into an Economic Scenario Generator (ESG) in order to determine economic scenarios that take climate risk into account.

Remerciements

Mes premiers remerciements vont à Alexandre BOUMEZOUED - directeur du département R&D chez Milliman - pour le sujet passionnant proposé, pour m'avoir guidé tout au long de ce stage et avoir considéré mes centres d'intérêts dans le choix du sujet.

Je remercie grandement mes tuteurs Eve Elisabeth TITON et Sophian MEHALLA pour leur aide et leur écoute pour leurs parties respectives sur les risques biométriques et financiers. Leurs conseils et leur disponibilité m'ont permis d'avancer dans la réalisation de ce mémoire. Je vous remercie tout autant pour vos relectures pertinentes.

Je remercie également l'ENSAE pour la qualité de son enseignement, et mon tuteur pédagogique Christian-Yann ROBERT pour sa relecture.

Mes remerciements vont également à l'équipe R&D pour son aide, et plus généralement au cabinet Milliman pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser mon stage au sein de leurs équipes et de rédiger ce mémoire.

Enfin, je remercie ma famille et mes proches, et toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Note de Synthèse	v
Executive Summary	xiii
Remerciements	xxi
Table des matières	xxiii
Introduction	1
1 Présentation et cadre de l'étude	3
1.1 Le changement climatique	3
1.1.1 Classification du risque climatique	3
1.1.2 Les scénarios du GIEC	4
1.1.3 Exercice pilote de l'ACPR	5
1.1.4 Recommandations de l'EIOPA	8
1.2 Cartographie des risques climatiques	9
1.2.1 Risques biométriques	9
1.2.2 Risques financiers	12
1.3 Réglementation	14
1.3.1 Solvabilité 2	14
1.3.2 Capital réglementaire	15
1.3.3 Formule standard et modèle interne	16
I Risques biométriques	21
2 État de l'art	23
2.1 Causes climatiques présentes en France métropolitaine	23
2.1.1 Températures extrêmes	24
2.1.2 Pollution de l'air et allergies	25
2.1.3 Maladies à transmission vectorielle	26
2.2 Travaux sur le risque de mortalité	26
2.2.1 Première série de travaux	26
2.2.2 Mémoires d'Actuariat	27
3 Données de mortalité et modèle	31
3.1 Données de décès classique	31
3.2 Données de décès par cause	31
3.2.1 Présentation des bases	31
3.2.2 Présentation des volumétries	32

3.3	Notations actuarielles et modèles utilisés	35
3.3.1	Notations actuarielles	35
3.3.2	Modèle de Lee-Carter	35
3.3.3	Modèle de Lee-Carter adapté au changement climatique	37
4	Températures élevées	39
4.1	Construction de l'indicateur climatique	39
4.2	Effet rattrapage	43
4.2.1	Définition	43
4.2.2	Correction apportée au modèle	44
4.3	Calibrage du modèle	44
4.3.1	Etape 1 : estimation de la mortalité relative au risque climatique	46
4.3.2	Etape 2 : prise en compte de l'effet rattrapage	47
4.3.3	Etape 3 : calibrage des résidus finaux	49
4.4	Présentation des taux de décès du modèle climatique	51
4.5	Projections	52
4.5.1	Processus auto-régressifs	52
4.5.2	Calibrage et résultats	54
4.6	Calcul de chocs à 1 an	56
4.7	Autres choix de calibrages	59
4.7.1	Choix M2	59
4.7.2	Choix M3	61
5	Autres causes	65
5.1	Pollution de l'air	65
5.1.1	Taux de décès et indicateur climatique	65
5.1.2	Résultats du modèle climatique	67
5.2	Maladies à transmission vectorielle	70
5.2.1	Modèle utilisé	70
5.2.2	Résultats	71
5.3	Conclusion de la partie biométrique	71
II	Risques financiers	73
6	État de l'art	75
6.1	Les modèles d'évaluations intégrées (IAM)	75
6.2	Application au domaine de la finance	77
6.3	Direction des travaux	79
7	Données considérées	83
7.1	Critères ESG et labels environnementaux	83
7.2	Indices France	84
7.3	Indices Monde	85
7.4	Indice US	86
8	Méthodes de calcul de chocs	89
8.1	Méthode réglementaire	89
8.1.1	Méthode de l'EIOPA	90
8.1.2	Validation du modèle	91
8.1.3	Application aux indices	92
8.2	Méthode de simulation à 1 an	94
8.2.1	Modèle de Black & Scholes	94
8.2.2	Simulations et résultats	96
8.2.3	Construction de portefeuille	98

9	Extraction d'un facteur de risque carbone et calcul de chocs actions	103
9.1	Présentation de la méthode	103
9.1.1	Construction de l'indicateur ESG	103
9.1.2	Construction du facteur de risque BMG	104
9.1.3	Calcul des rendements	105
9.2	Apport de la méthode et calibrage du modèle	107
9.2.1	Direction et apport dans le cadre du mémoire	107
9.2.2	Construction d'un indicateur ESG et du facteur de risque BMG	108
9.2.3	Estimation des paramètres	109
9.3	Chocs sectoriels à horizon 1 an	112
9.3.1	Méthode de calcul de chocs	112
9.3.2	Projection à 1 an	113
9.3.3	Résultats	114
	Conclusion	121
	Bibliographie	125
	Table des figures	131
	Liste des tableaux	135
	Annexes	138
A	Présentation des variables climatiques	138
B	Taux de décès pour la cause des « Températures Élevées »	141
C	Distributions des simulations à 1 an	145
D	Classification des secteurs d'activités	149

Introduction

L'ACPR a publié le 16 juillet 2020 dernier un exercice pilote sur la transition climatique à destination des banques et des assureurs basé sur le principe du volontariat. L'objectif de cet exercice était de sensibiliser les établissements bancaires et d'assurances français aux risques liés au changement climatique. En effet, ce nouvel environnement constitue un nouveau défi pour les assureurs et notamment pour les actuaires qui devront adapter leurs travaux d'analyse des risques et leurs modèles.

Le but de ce mémoire est d'analyser l'adéquation de la mesure des risques sous-jacents au calcul du capital réglementaire (SCR) au regard des risques climatiques. Ce mémoire couvrira le calibrage sous-jacent à la Formule Standard ainsi que les techniques considérées dans le cadre de Modèles Internes. L'objectif principal sera de définir la notion de risque à horizon 1 an et développer une modélisation pertinente du risque. Ce mémoire a également pour objectif de se placer en tant que « boîte à outils » permettant de donner de nombreux concepts clés sur l'intégration du changement climatique sur les risques biométriques et financiers.

Pour ce faire, un premier chapitre présente le contexte de risque climatique en définissant ce dernier et les risques sous-jacents, en proposant une cartographie des impacts du changement climatique sur les risques biométriques et financiers, une étude de documents officiels de l'ACPR et de l'EIOPA ainsi qu'un rappel global sur la réglementation Solvabilité 2.

Les travaux se diviseront ensuite en deux parties. La première porte sur les risques biométriques, et son objectif est de comparer les valeurs de chocs de mortalité de référence avec un modèle intégrant le risque climatique. Pour ce faire, nous partirons sur un modèle de Lee-Carter adapté au climat en intégrant des variables climatiques. Nous travaillerons sur une cause précise du changement climatique, l'augmentation des températures. Nous étudierons rapidement par la suite deux autres causes : la pollution et la propagation de maladies vectorielles.

La seconde partie se focalise sur les risques financiers. L'objectif est également de comparer les valeurs de chocs de référence avec celles de modèles intégrant le risque climatique. Cette partie proposera également une étude des techniques déjà existantes ainsi qu'une définition de l'environnement « green ». L'étude se poursuit sur l'application de différents modèles de projections et de calculs de chocs appliqués aux indices pertinents. Un dernier modèle intégrant le risque carbone est développé et propose de nouvelles méthodes afin de mieux comprendre le risque de transition climatique et de mieux calibrer le calcul du SCR. L'utilisation de cette méthode permet d'analyser la sensibilité des secteurs d'activités au risque de transition climatique.

Chapitre 1

Présentation et cadre de l'étude

Les préoccupations en lien avec le changement climatique sont apparues à la fin du XX^e siècle avec notamment la création d'un groupe d'experts sur le changement climatique en 1988 par l'ONU. La publication d'une tribune appelée *World Scientists Warning to Humanity* par l'Union of Concerned Scientists a étayé le fait que les activités humaines étaient susceptibles de mener à une catastrophe écologique, sanitaire et sociale. La même année a été signée, lors du sommet de la Terre à Rio de Janeiro, la convention-cadre des Nations Unies sur le changement climatique. Le but de cette convention est d'entreprendre des actions pour stabiliser la concentration de gaz à effet de serre dans l'atmosphère. Depuis lors, de nombreuses initiatives ont été lancées pour réguler les émissions de gaz à effet de serre.

En 2015, les accords de Paris sont les premiers accords mondiaux sur le climat dont l'objectif est de limiter le réchauffement climatique bien en-dessous de 2°C par rapport aux niveaux pré-industriels d'ici à 2100. Le but de cet accord est de limiter la hausse des températures à 1,5°C maximum. Depuis cet événement, l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR) et l'Autorité européenne des assurances et des pensions professionnelles (EIOPA) ont réalisé des études aboutissant à la publication d'un certain nombre de recommandations. Ces travaux portent encore à la sensibilisation des acteurs du marché de l'assurance, au niveau européen notamment, aux enjeux liés au risque climatique. Ce premier chapitre présentera les différents travaux de l'ACPR et de l'EIOPA menés à ce jour, puis fera un état des lieux des conséquences du changement climatique ainsi que de ses impacts sur les risques biométriques et financiers du point de vue des assureurs.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre présentera au lecteur l'univers associé au changement climatique en assurance en énonçant des contextes, définitions et textes officiels.

1.1 Le changement climatique

1.1.1 Classification du risque climatique

La classification des risques climatiques usuellement retenue sera celle proposée par la Banque de l'Angleterre en 2015 (CARNEY 2015) qui permet de classer en trois parties les effets que pourront induire le changement climatique sur la stabilité financière du secteur assurantiel :

- **Risque physique** : l'impact actuel que peut avoir le changement climatique et les événements reliés sur les passifs et la valeur des actifs financiers des assureurs. On parle de risque chronique ou d'occurrence extrême selon l'événement météorologique. Le risque chronique est défini par des événements qui détériorent progressivement la productivité d'un secteur comme la montée progressive du niveau des océans, la hausse de la température moyenne au cours du temps. Le risque d'événements extrêmes est lui porté par

des dommages induits subis par des événements extrêmes comme des séismes, des inondations ou encore des cyclones. Ces événements impliquent une destruction forte d'actifs physiques et peuvent mener à une chute de l'activité locale.

- **Risque de transition** : il s'agit du risque émanant du processus de transition vers une économie bas carbone. Les agents économiques et financiers vont devoir changer leurs comportements face aux changements et participer à la mise en place de politiques énergétiques visant à réduire les émissions de gaz à effet de serre. La valeur du portefeuille de marché des organismes assurantiels peut être affectée par cette transition énergétique.
- **Risque de réputation** : il s'agit du risque d'augmentation du nombre de réclamations ou de sinistres reliés au climat comme l'incapacité d'atténuer les impacts du changement climatique ou de s'y adapter, ou encore le risque de litige du fait des pertes et dommages résultant du changement climatique. Le risque de réputation est lié à l'évolution des perceptions des clients et de la communauté sur les problématiques en lien avec le changement climatique et leurs gestions de la part de l'assureur.

1.1.2 Les scénarios du GIEC

Le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) a été créé en 1988 par deux institutions des Nations Unies : l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) et le Programme des Nations Unies pour l'Environnement (PNUE). Le GIEC est ouvert à tous les pays membres de ces deux institutions et compte 195 membres, soit la quasi-totalité des pays du monde.

La mission du GIEC est de « fournir des évaluations détaillées de l'état des connaissances scientifiques, techniques et socio-économiques sur les changements climatiques, leurs causes, leurs répercussions potentielles et les stratégies de parade ».⁴

Depuis sa création, ce groupe a publié cinq rapports d'évaluations multivolumes dont le dernier en date est de 2014, et travaille actuellement sur l'édition du sixième volume qui sera publié en 2022. Un premier volet⁵ à d'ores et déjà été publié en août 2021.

Les experts du GIEC ont analysé les projections regroupées en quatre trajectoires possibles en fonction du forçage radiatif dû aux activités humaines et donc des émissions de gaz à effets de serre. Ce forçage radiatif est l'écart entre l'énergie émise par la terre et l'énergie reçue et s'exprime en W/m^2 . Pour que la température terrestre reste constante, il faudrait un forçage nul. Ces quatre scénarios sont appelés scénarios RCP (Representative Concentration Pathway) et sont définis jusqu'en 2300 :

- **RCP 2.6** : scénario à très faibles émissions avec un point culminant avant 2050. Il s'agit du scénario le plus optimiste.
- **RCP 4.5** : scénario avec stabilisation des émissions avant la fin du XXI^e siècle à un niveau faible.
- **RCP 6.0** : scénario avec stabilisation des émissions avant la fin du XXI^e siècle à un niveau moyen.
- **RCP 8.5** : scénario si les émissions continuent d'augmenter au rythme actuel. Il s'agit du scénario le plus pessimiste.

⁴Site du GIEC : <https://www.ipcc.ch/>

⁵Lien du dernier rapport du GIEC : <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>

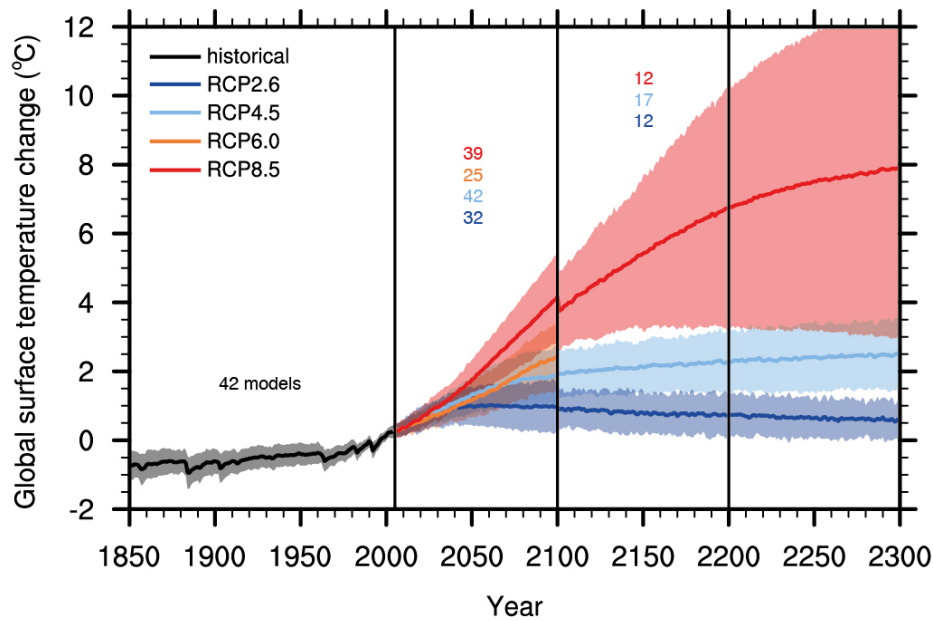


FIGURE 1.1 – Changement de la température globale terrestre (°C) selon les scénarios du GIEC (IPCC 2013)

1.1.3 Exercice pilote de l'ACPR

Pour cette partie et la suivante, nous reprenons les passages du White Paper de Milliman traitant sur l'exercice climatique de l'ACPR, qui nous semble être pertinents dans l'étude (MILLIMAN 2021b).

1.1.3.1 Contexte et principaux résultats

Le 4 mai dernier, l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR) a présenté les principaux résultats de l'exercice pilote climatique⁶. Cet exercice de stress-test, conduit de juillet 2020 à avril 2021 sur une base volontaire, est une initiative inédite menée sur le marché français de la banque et de l'assurance. Au total, 9 groupes bancaires et 15 groupes d'assurance ont participé à l'exercice, soit une représentation de 85% du bilan bancaire et de 75% du bilan des assureurs.

L'exercice couvre les risques physiques et de transition sur un horizon de 30 ans. Il retient trois scénarios de transition et un scénario de risque physique sur les activités dommages aux biens et santé. En élaborant ses scénarios dans le respect des orientations du Réseau des banques centrales et des superviseurs pour le verdissement du secteur financier (NGFS), l'ACPR s'est inscrite dans une démarche internationale également suivie par la Banque d'Angleterre (exercice lancé en juin 2021) et la BCE (exercice prévu en 2022), contribuant à l'élaboration d'un socle commun de connaissances et d'évaluation des risques climatiques pour les acteurs financiers européens.

L'exercice pilote conclut à une exposition globalement « modérée » des groupes bancaires et assurantiels français aux risques financiers liés au changement climatique. De fait, les territoires français et européens, qui concentrent respectivement environ 50% et 75% des expositions des acteurs financiers français, sont relativement peu impactés par le changement climatique selon les projections GIEC, sur lesquelles reposent le présent exercice.

⁶Analyses et synthèses n°122, disponible à <https://acpr.banquefrance.fr/analyses-et-syntheses-ndeg122-les-principaux-resultats-delexercice-pilote-climatique-2020>

En outre, l'exposition aux secteurs les plus impactés par le risque de transition (industries extractives, raffinage, pétrole, agriculture, etc.) est également assez faible dans les bilans. Cette conclusion doit cependant être analysée à l'aune de l'hypothèse d'absence de récession économique retenue pour l'exercice, qui a un effet atténuateur sur les scénarios de transition adverses. Au passif, les vulnérabilités identifiées sont plus impactantes (forte hausse du coût des sinistres pour les aléas naturels en particulier), mais le marché dans son ensemble estime que cette dérive peut être intégralement compensée par une augmentation régulière de la prime. Dans un marché dominé par des contrats annuels, les assureurs semblent considérer dans cet exercice qu'ils peuvent rester maîtres de leurs tarifs sans tenir compte de la frontière d'assurabilité. L'ACPR a d'ores et déjà annoncé que les constats dressés seront suivis par la mise en place de nouveaux groupes de travail avec la place, afin de préparer la reconduction de cet exercice pilote d'évaluation des risques induits par le changement climatique, qui pourrait avoir lieu dès 2023. Dans l'intervalle, l'ACPR prévoit de contribuer à la préparation de l'exercice qui sera mené par la BCE en 2022 à la lumière des enseignements de ce premier travail.

1.1.3.2 Un impact globalement modéré du risque de transition

Trois scénarios de transition, illustrés en Figure 1.2, ont été retenus par l'ACPR :

- Un scénario de référence correspondant à une « transition ordonnée » et reflétant la stratégie nationale « bas carbone » de l'accord de Paris.
- Un scénario adverse de « transition retardée » (Variante 1) dans lequel les objectifs de réduction d'émission de gaz à effet de serre ne seront pas atteints en 2030, nécessitant des mesures plus drastiques qui entraîneront à la fois une hausse du prix du carbone plus importante et une forte hausse du prix de l'énergie.
- Un second scénario adverse (Variante 2) reposant sur une augmentation encore plus forte du prix du carbone et une productivité en baisse qui conduit à une « transition rapide » d'urgence.

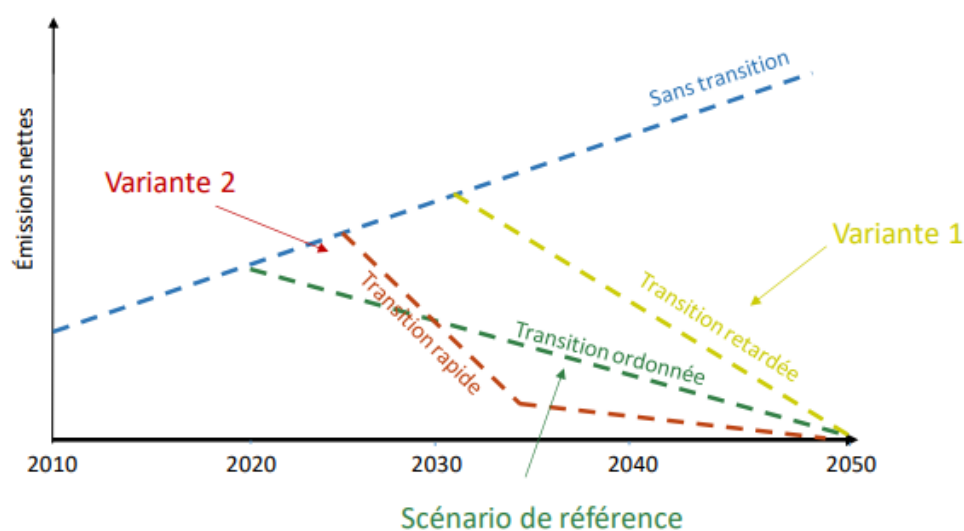


FIGURE 1.2 – Scénarios de transition et de risque physique inclus dans l'exercice pilote de l'ACPR

(ACPR 2020)

Bien que la majorité des assureurs français se soit engagée à atteindre la neutralité carbone d'ici 2030, l'exercice ne permet pas d'observer de stratégies claires de réallocation des actifs. En effet la composition actuelle du portefeuille tend à se prolonger tant en termes de classes d'actifs que de répartition sectorielle. L'exposition aux secteurs à risques en cas de chocs liés aux risques de transition représente aujourd'hui 17% des actifs.

En outre, dans l'optique d'une réduction des expositions aux risques en général, les portefeuilles des assureurs ont subi une transition importante suite à la mise en place du régime prudentiel Solvabilité 2 et sont aujourd'hui majoritairement obligataires. Or, l'étude montre une sensibilité relativement limitée des portefeuilles obligataires envers les secteurs les plus émetteurs de carbone, contrairement au portefeuille action. L'exercice révèle donc une exposition modérée des assureurs français au risque de transition.

Cette conclusion doit cependant être nuancée car de nombreuses incertitudes existent sur la vitesse et l'impact du changement climatique. En effet, l'analyse se consacre essentiellement à l'ordre 1 sur le prix des actifs et ne prend pas en compte l'ordre 2, à savoir les effets connexes comme des risques de contagion, de rupture d'approvisionnement ou d'amplifications observées généralement en périodes de crises. De plus, il est important de rappeler que les trois scénarios analysés n'induisent ici pas de crise économique à horizon 2050, mais seulement un ralentissement de l'activité. Or les scénarios envisagés dans l'exercice pilote sont susceptibles de générer des perturbations économiques et la politique monétaire mise en œuvre face à ces crises potentielles se traduit généralement par une baisse des taux d'intérêt pour compenser le ralentissement de l'activité. La transition vers une économie bas carbone pourrait donc devenir une menace pour les assureurs si elle contribue à une prolongation sur le long terme d'un environnement défavorable de taux bas. Ces effets ne sont pas pris en compte dans l'analyse.

1.1.3.3 Une forte hausse de sinistralité liée aux risques physiques

L'unique scénario de risque physique considéré dans l'exercice de l'ACPR retient des hypothèses reposant sur le scénario climatique RCP 8.5 du GIEC, correspondant à une hausse de la température moyenne annuelle comprise entre 1,4 °C et 2,6 °C à l'horizon 2050.

Son impact sur l'activité dommages correspond à une hausse de la fréquence et de la sévérité des catastrophes naturelles (sécheresse, inondation, submersion marine et tempêtes tropicales pour les départements d'Outre-mer). Il est important de souligner que l'ensemble de ces périls est aujourd'hui éligible au régime des catastrophes naturelles (CATNAT) loi 1982 et à la réassurance illimitée de la Caisse Centrale de Réassurance (CCR) avec garantie de l'État. Cette évolution des aléas naturels s'accompagne de projections démographiques de l'INSEE, qui anticipent une augmentation sensible de la population et de sa concentration dans certains départements à risque.

Selon l'exercice pilote ACPR la hausse globale de sinistralité de l'activité dommages aux biens est estimée à 174% entre 2019 et 2050. À titre de comparaison, la CCR a publié en septembre 2018 une étude sur les conséquences du changement climatique en France entre 2000 et 2050 (CCR 2018), en s'appuyant également sur le scénario RCP 8.5 du GIEC. Sur les périls sécheresse, inondations et submersions marines, la sinistralité sur un horizon de 50 ans augmenterait de 212%. Cette augmentation intègre trois sources de variation : le changement climatique, l'évolution des biens assurés et l'inflation. En incluant les tempêtes cycloniques en Outre-mer, modélisées dans une étude complémentaire (CCR 2020), la hausse de sinistralité sur un horizon de 50 ans passerait à 209%, ordre de grandeur cohérent avec l'augmentation de 174% de la sinistralité CATNAT sur 30 ans résultant de l'exercice mené par l'ACPR. L'écart d'estimation observé s'explique principalement par les horizons de projection considérés, mais également par des divergences de modélisation. Ce chiffre moyen de 174% ne reflète par ailleurs pas les fortes disparités entre les départements français, notamment en raison des écarts de

concentration géographique de la population et des activités économiques. La comparaison de la sinistralité par habitant met en évidence des effets de rattrapage, en particulier sur le péril sécheresse : les départements dont la sinistralité est faible aujourd'hui correspondent à ceux dont la hausse de sinistralité serait la plus forte dans les 30 ans à venir, et inversement. Les modèles utilisés semblent ainsi prévoir en tendance une homogénéisation des risques entre les territoires sur la période de projection.

Les données et les modèles utilisés n'étant à ce jour pas accessibles, il est à ce stade difficile d'analyser les mécanismes à l'origine de ces phénomènes et de conclure précisément sur la cohérence de ces résultats. Face à l'augmentation significative de la sinistralité engendrée par la dérive climatique, l'exercice conférerait aux acteurs la capacité d'adapter leur stratégie de souscription. En particulier, ils étaient en mesure de revoir annuellement leur tarification, de modifier l'allocation géographique de leurs expositions, de réviser leur structure de réassurance ou encore d'ajuster les garanties d'assurance proposées afin d'atténuer le risque couvert. Les assureurs ont majoritairement choisi de maintenir leur ratio S/P stable sur la période de projection (hausse des primes brutes de 172%, à mettre en regard de la croissance du PIB de 133% sur la même période).

Pour ce premier exercice, les acteurs ne semblent pas avoir tenu compte de la frontière d'assurabilité à laquelle l'ACPR aspirait à les sensibiliser. À ce stade des réflexions, les participants n'ont par ailleurs pas opté pour une réallocation géographique de leurs expositions et n'ont pas fondamentalement adapté leur couverture en réassurance, d'où une baisse graduelle de la part des primes cédées.

Le changement climatique favorise également la transmission de maladies vectorielles (DRIF, ROCHE et VALADE 2020) et amplifie la pollution de l'air (DRIF, MESSINA et VALADE 2020), ce qui conduit à une augmentation des frais de soins, des arrêts de travail et des décès. La hausse des maladies vectorielles présente d'importantes disparités entre les régions. Contrairement à la stratégie de maintien du S/P adoptée sur l'activité dommages aux biens, elle n'a pas été compensée par une hausse proportionnelle des primes. Cette stratégie d'adaptation se traduit par une légère hausse du S/P à l'horizon 2050 sur l'ensemble des régions, à l'exception de l'Île-de-France, ce qui semble ici aussi résulter d'un effet de rattrapage dans les modèles. La dégradation de la santé due aux effets de la pollution atmosphérique conduit à une hausse de sinistralité moyenne en France métropolitaine de 119%, avec également un effet de rattrapage observable en Île-de-France, qui combine la hausse de sinistralité la moins forte sur la période et le nombre de sinistres en 2019 le plus élevé. En moyenne, le ratio S/P augmente très légèrement (de 62% à 64%) mais dans la majorité des grandes villes, les assureurs améliorent leur rentabilité. La stratégie d'adaptation retenue consiste ainsi à transférer la hausse de sinistralité sur le tarif proposé aux assurés tout en conservant une certaine diversification géographique des expositions.

1.1.4 Recommandations de l'EIOPA

En avril, l'Autorité européenne des assurances et des pensions professionnelles (EIOPA) a publié un avis ⁷ traitant de l'utilisation des scénarios de risque de changement climatique dans l'ORSA. Cet avis, bien que destiné aux superviseurs nationaux, contient en germe de nouvelles exigences pour les assureurs, exigences que l'ACPR devra détailler et qui feront probablement largement écho aux travaux de l'exercice pilote climatique, dans le respect du principe de proportionnalité.

L'avis EIOPA établit la nécessaire prise en compte dans l'ORSA de scénarios reflétant les risques induits par le changement climatique. Loin de se contenter d'attentes générales, l'autorité européenne détaille de façon très fine les sept principales orientations que devrait suivre cette inclusion. Parmi les points saillants à retenir de l'avis, on peut ainsi citer :

⁷ Avis disponible au lien : https://www.eiopa.europa.eu/media/news/eiopa-issues-opinion-supervision-of-use-of-climate-change-risk-scenarios-orsa_en

- La nécessité d'évaluer le risque de changement climatique à court terme, comme pour le reste de l'ORSA, mais aussi à long terme afin de le mettre en regard de la stratégie financière et opérationnelle, avec idéalement différents horizons de temps considérés.
- Le besoin d'une vision globale en considérant à la fois les risques de transition et les risques physiques.
- Le besoin d'une vision prospective en tenant compte des changements de vulnérabilité induits par le changement climatique.
- Deux scénarios de long terme au moins devraient être testés : un scénario où la hausse de température est comprise entre 1,5°C et 2°C, et un scénario où cette hausse excède les 2°C.

L'EIOPA précise que les entreprises peuvent développer leurs propres scénarios ou adapter de manière plus ou moins poussée des scénarios existants selon leur expertise et leurs ressources. Ce faisant, l'EIOPA fait plus particulièrement référence aux trajectoires du NGFS qui sont présentées en annexe de l'avis, et qui sont également les scénarios ayant servi de support aux stress-tests climatiques de l'ACPR. Dans une approche globalement dynamique, l'EIOPA indique que l'augmentation du coût de l'assurance ou des conditions générales plus restrictives pourrait limiter la demande d'assurance dans certains domaines (phénomène d'inassurabilité) et avoir des répercussions sur l'activité.

L'EIOPA précise également que la couverture en réassurance ne suffit pas à justifier que les risques physiques ne sont pas matériels. En effet, la disponibilité de solutions de réassurance pourrait être remise en question et son coût pourrait s'envoler. De manière générale, l'autorité européenne souhaite que les risques matériels identifiés soient soumis à un panel suffisamment large de scénarios afin de tester la résilience des stratégies opérationnelles de l'entreprise face à des développements divers de risques climatiques. À cette fin, l'EIOPA souligne que les principaux facteurs de risque peuvent se traduire dans les modules de risques traditionnels (souscription, marché, contrepartie, etc.) et propose un mapping indicatif. Cette charge peut s'avérer très lourde, ce pourquoi l'EIOPA précise que ces travaux pourraient être menés à un rythme pluriannuel et ne faire l'objet que de mises à jour partielles, notamment lorsque de nouveaux risques sont identifiés ou que de nouvelles données ou méthodologies sont disponibles. En revanche, une amélioration systématique du périmètre et de la sophistication des analyses quantitatives est attendue à mesure que l'entreprise gagne de l'expérience. Enfin, l'EIOPA indique que les entreprises devraient faire preuve de transparence dans leur ORSA. Pourraient en particulier y figurer leurs principales expositions, les méthodes et principales hypothèses utilisées pour évaluer les risques, les résultats qualitatifs et quantitatifs des analyses par scénario ainsi que les conclusions tirées de ces études.

1.2 Cartographie des risques climatiques

1.2.1 Risques biométriques

Les risques biométriques en assurance vie sont tous les risques en lien avec la longévité et la mortalité des individus, ainsi que tous les impacts résultants d'une fluctuation de ces derniers. Le changement climatique va induire de nombreuses nouveautés, certaines seront négatives tandis que d'autres apporteront des effets positifs. Notons que les personnes les plus exposées aux risques du changement climatique sont les populations d'âges extrêmes ainsi que celles des pays non développés.

Le changement climatique provoquera une augmentation induite de la mortalité et des maladies tropicales en ayant des conséquences directes sur le passif des compagnies qui seront

déterminantes pour la tarification des polices d'assurance vie. Au niveau de la santé, le changement climatique sera susceptible de causer une expansion de certaines maladies ou pandémies vectorielles (transmises par des insectes ou invertébrés) et induire une augmentation des frais de santé (besoins accrus de consultations et d'hospitalisations) ainsi que de l'incidence d'incapacité ou d'invalidité. Concernant les impacts sur la qualité de l'air, la pollution atmosphérique est à l'origine de l'aggravation de pathologies comme l'asthme, les allergies ou les SRAS (syndromes respiratoires aigües sévères). Notons que cet état de l'art porte sur un périmètre mondial.

Augmentation de certaines maladies :

De nombreuses maladies viendraient à augmenter du fait du changement climatique (OMS 2014). En effet, le changement de température et la hausse des précipitations provoqueraient une hausse du nombre de décès. Concernant les maladies diarrhéiques, le changement climatique serait responsable à horizon 2030 de 48 000 décès annuels supplémentaires localisés principalement dans les régions subsahariennes d'Afrique et d'Asie du Sud.

La hausse de la propagation de moustiques serait également responsable d'une hausse de décès dus au paludisme ou à la dengue. Ces maladies vectorielles engendreraient 60 000 morts additionnels par an (OMS 2014), dont 95% en Afrique subsaharienne. La hausse des températures favorise le développement et la survie des moustiques. Des études ont montré que la période d'incubation se raccourcissait lorsque les températures augmentent (REISEN, FANG et MARTINEZ 2006, BARBAZAN, GUISEIX et AL 2010, TJADEN, THOMAS et AL 2013).

Une étude montre qu'il pourrait y avoir entre 250 000 et 2 000 000 de personnes infectées par le moustique tigre en France en 2040 (DRIF, MESSINA et VALADE 2020).

Il y aurait également une hausse des cancers due à une hausse de l'exposition aux UV et une augmentation des maladies respiratoires due aux pollens (changement de saisons), aux moisissures (précipitations) et poussières (sécheresse et érosion). Les maladies liées à la pollution seront traitées dans la suite.

Sécheresses et famines :

Certaines régions du monde vont être exposées à des sécheresses dans les futures décennies dues à la hausse des températures. Le manque d'eau va impliquer des sécheresses impliquant donc des famines au sein de certaines populations. L'insécurité alimentaire engendrerait des conflits et violences liés aux ressources. Une étude sur la période 1980-2010 montre qu'il existe une corrélation positive de 9% entre les conflits armés et les occurrences de vagues de chaleurs ou de sécheresse (SCHLEUSSNER, DONGES et AL 2016). 23% de ces conflits coïncideraient avec des périodes climatiques difficiles.

À horizon 2050, le changement climatique serait responsable de 529 000 décès annuels au niveau mondial, (SPRINGMANN et al. 2016) qui pourraient être réduits de 28% en cas de changement des habitudes alimentaires entre 2010 et 2050. L'Asie serait le lieu où l'on attendrait le plus de décès résultants des famines suite à des pénuries alimentaires. Le changement climatique mènerait à une réduction globale de 3,2% des aliments dont une baisse de consommation de 4% des fruits et légumes et de 0,7% de viande rouge. Il faut également tenir compte de la hausse de la population qui pourra accentuer les effets induits par le changement climatique à des pénuries alimentaires.

La période de retour en France d'une sécheresse équivalente à celle de 2003 passerait de 20 ans à 11 ans à horizon 2040 (FFA 2015). Le coût associé à cette sécheresse est de 1 420 M€ (€ de 2015). À horizon 2040, le coût cumulé reviendrait à tripler la charge moyenne actuelle constatée en 2015. Cette sécheresse a été particulièrement meurtrière car elle a engendré le décès de 12 000 à 15 000 personnes. A titre comparatif, l'institut Pasteur⁸ estime qu'en France la grippe saisonnière est responsable de 10 000 à 15 000 décès chaque année.

⁸Information sur la grippe : <https://www.pasteur.fr/fr/centre-medical/fiches-maladies/grippe>

Augmentation de la fréquence et sévérité des conditions climatiques :

Une des premières conséquences du dérèglement climatique est la hausse de la fréquence et de la sévérité des événements climatiques. Les vagues de chaleur causeraient 38 000 décès annuels supplémentaires par an à horizon 2030 (OMS 2014). Cette estimation prend en compte les individus âgés uniquement de plus de 65 ans et comptant des mesures adaptatives de 50%. Sans adaptation, les décès seraient de 92 000. À horizon 2050, ces chiffres atteindraient 100 000 avec une adaptation d'ordre 50% et 250 000 sans adaptation. Ces impacts concernent majoritairement l'Asie.

Aux États-Unis, chaque jour d'extrême température (au-dessus de 32,22 °C) augmenterait la mortalité de 0,02% (BARRECA 2012). Une erreur commune est de penser que les décès dus à des températures élevées sont plus importantes qu'à des températures froides. Les décès aux températures froides sont plus nombreux que ceux survenant à des températures chaudes entre les années 1985 et 2012 (GASPARRINI et al. 2015).

Les vagues de chaleurs devraient s'intensifier, provoquant une augmentation des décès de 170% à horizon 2050 et 330% à horizon 2080 au Royaume-Uni, d'après des estimations faites sur des projections des années 2000 à 2009, en ne supposant aucune augmentation de population (HAJAT et al. 2014).

Augmentations des désastres naturels :

La dégradation climatique impliquera de nombreux désastres naturels comme les tempêtes, feux de forêts, tornades ou encore cyclones. Une hausse significative des désastres est attendue, autant en fréquence qu'en intensité. Entre 1982 et 2016, la fréquence des tempêtes extrêmes au Sahel a triplé (TAYLOR et al. 2017).

Les décès liés à l'eau peuvent être de sources soudaines (inondation ou submersion côtière) ou lointaine (augmentation du niveau des océans). Dans les deux cas, si ces événements sont connus assez tôt, les individus peuvent avoir le temps de se déplacer et de se mettre à l'abri si les conditions économiques le permettent. Il existe également de nombreuses incitations pour contrer la construction d'habitations en zone inondable, ou des adaptations d'infrastructures pour parer aux inondations. La mortalité peut être impactée par les « après », c'est-à-dire si les secours ne peuvent rejoindre les zones inondées, s'il y a des migrations de masse qui impliquent des hausses de maladies, famines ou encore des conflits. De plus, les pertes de terre agricoles sont un problème pouvant engendrer des pertes de rendement pour nourrir les personnes et augmenter la malnutrition.

Pauvreté et inégalités :

Les habitants issues de pays pauvres ne vont pas pouvoir s'adapter aussi facilement et rapidement que les personnes issues de pays développés économiquement. Il existe des disparités entre les pays et au sein de même territoire. Le changement climatique va impacter la qualité de l'air, l'eau, la qualité de la nourriture et la santé. Certaines maladies pourront se propager davantage dans des pays au système de santé peu développé (OMS 2014). Le niveau de santé et la richesse sont corrélés positivement et tendent à augmenter la longévité des individus. Le travail de l'OMS indique que les effets les plus importants sur la santé devraient être causés par la malnutrition et les maladies infectieuses.

Pollution de l'air :

Le changement climatique et la pollution de l'air sont très corrélés du fait des fortes émissions de CO_2 et de méthane. Les principaux facteurs influant sur la qualité de l'air sont le changement climatique, les émissions biogènes et anthropiques, et les transports intercontinentaux de la pollution atmosphérique (COLETTE et al. 2013).

Le nombre de morts prématurés dû à la pollution de l'air passerait de 3,3 millions par an en 2010 au double en 2050, et représenterait alors 12% des décès mondiaux (LELIEVELD et al. 2015).

Tous les pays sont concernés par la pollution de l'air contrairement à certains événements

localisés tels que des inondations ou séismes. Cette pollution peut être atténuée en réduisant l'utilisation de charbon, les feux de bois, la déforestation, ou en utilisant des techniques d'agriculture moins émettrices, des véhicules plus adaptés à l'environnement et en favorisant les transports en commun.

1.2.2 Risques financiers

Les impacts du changement climatique sur la partie financière vont être principalement selon deux axes : les impacts émanant des risques physiques et ceux des risques de transition (définis en partie 1.1.1). La Figure 1.3 présente les risques associés au changement climatique selon le type de risque. Les perturbations dues aux risques physiques et de transition vont impacter l'économie et donc le secteur financier. Par exemple, une inondation (risque physique) engendrera des dégâts sur les bâtiments et infrastructures. Si une entreprise est détruite suite à cet événement, elle perdra à la fois son activité mais devra également reconstruire son bâtiment. Pendant ce temps, elle enregistrera des pertes d'activités et cela se représentera sous forme de pertes financières.

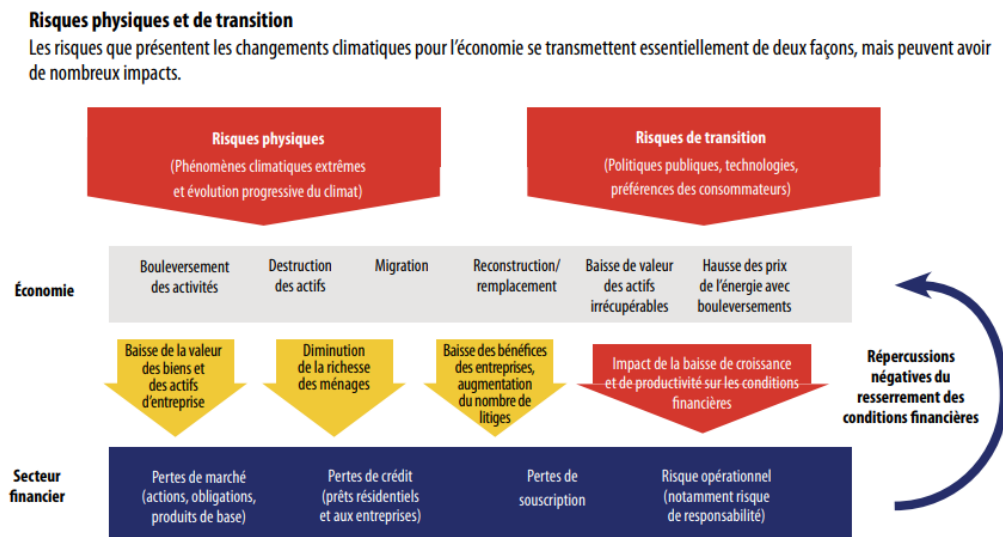


FIGURE 1.3 – Conséquences du changement climatique sur le secteur financier (GRIPPA, SCHMITTMANN et SUNTHEIM 2019)

Au niveau de l'actif des acteurs du secteur assurantiel, le risque de marché apparaît dans l'évaluation des portefeuilles en valeurs de marché. Toute baisse des cotations des actifs d'un secteur sera directement répercutée sur la valorisation des actifs. Au passif, il y aura une hausse de la fréquence et du coût des événements climatiques extrêmes, conjugués à une augmentation induite de la mortalité. Au niveau des dommages aux biens et auto, une hausse de la fréquence et de la sévérité sera également visible.

De manière indirecte, un risque de contrepartie affectera potentiellement certaines entreprises présentes dans le portefeuille des assureurs, et un risque souverain qui affectera les rendements futurs en adéquation avec la valeur des obligations d'État.

1.2.2.1 Les dégâts physiques

Le changement climatique provoque une hausse de la sinistralité en modifiant la fréquence, l'intensité et la durée des événements météorologiques extrêmes. Le climat provoque un impact physique direct sur l'économie du fait des dégâts qu'il produit sur les actifs physiques et sur les flux de revenus, comme par exemple : récoltes détruites, baisses de revenus du secteur touristique. Les dégâts estimés sur les flux en général pour la période 2015-2040 augmenteraient de

90% en France par rapport à la période 1988-2013 (FFA 2015). Cela représenterait une augmentation de 44 milliards d'euros. Plusieurs facteurs seraient à l'origine de cette augmentation :

1. Le premier facteur, lié à l'enrichissement global de la France (valeur moyenne des logements, des entreprises et des infrastructures), représente 43% de cette augmentation.
2. Le second pèse pour 30% et est directement lié au changement climatique. Il compterait pour 13 milliards d'euros d'ici 2040 et se manifesterait majoritairement sur le péril sécheresse avec 8 milliards d'euros supplémentaires.
3. Enfin, l'aménagement du territoire défavorable serait le troisième facteur pesant pour 18% de l'augmentation projetée. Il aurait un coût de 8 milliards d'euros supplémentaires pour les assureurs d'ici 2040, dont 60% concerneraient le péril inondation.

Les assureurs vont donc être impactés de plusieurs façons suite à cet accroissement de catastrophes. Il engendrera trois types de conséquences pour les acteurs financiers comme une augmentation des dommages couverts par les assureurs, l'érosion de la valeur des actifs quand ceux-ci sont placés dans les zones exposées aux catastrophes naturelles et la détérioration de l'activité économique locale (DIOT et BONTEMPS-CHANEL 2019).

1.2.2.2 Le risque de transition

Le risque de transition est porté par les impacts d'une transition de l'économie vers une économie pour laquelle les émissions de gaz à effets de serre sont nulles. Pour y parvenir, plusieurs voies sont possibles (DIOT et BONTEMPS-CHANEL 2019) :

- Un renforcement des politiques de lutte contre le réchauffement climatique.
- Des avancées technologiques majeures permettant notamment de produire de l'énergie à un niveau de carbone bas.
- Un changement de comportement des consommateurs. Cette dernière voie est incertaine alors que les précédentes relèvent d'une volonté.

Des dégradations des perspectives financières et des contreparties fortement émettrices de gaz à effet de serre seraient à prévoir si ces évolutions interviennent trop brutalement et de manière non anticipée par les acteurs financiers. Les actifs pourraient se dévaluer de manière intense et devenir des actifs dits « échoués ». Ces actifs seraient superflus au sein d'une économie bas carbone.

Carbon Tracker, un think tank référent dans le domaine et à l'origine du nom de « stranded assets » (actifs échoués), s'est intéressé en 2018 au montant de ces actifs liés aux Capex (dépense d'investissement de capital) pour 72 compagnies de pétrole et de gaz. Il y aurait 1,6 trillion de dollars de dépenses potentiellement inutiles sur la période 2015-2018 dont 1,3 trillion qui seraient dus au pétrole (NOUEL 2019).

En 2014, Kepler Chevreux a également dressé une cotation des pertes potentielles si l'économie s'alignait avec une trajectoire de $+2^{\circ}\text{C}$: « Nous estimons que l'industrie des énergies fossiles perdrait 28 trillions de dollars (en dollars constants 2012) de revenu brut sur les vingt prochaines années comparé à un scénario business as usual » (KEPLER CHEUVREUX 2014).

Il faut noter que ces pertes de revenus impacteront de manière indirecte toutes les entreprises et engendreront des troubles sur l'ensemble de l'économie. En effet, l'énergie est centrale pour une économie de flux et actuellement, l'énergie utilisée est essentiellement le pétrole. Fin 2017, 250 milliards d'euros seraient sensibles au risque de transition chez les assureurs, soit

10% de leurs portefeuilles (ACPR 2018).

De plus, le risque de transition impliquerait une hausse conjointe du risque de marché et du risque de crédit.

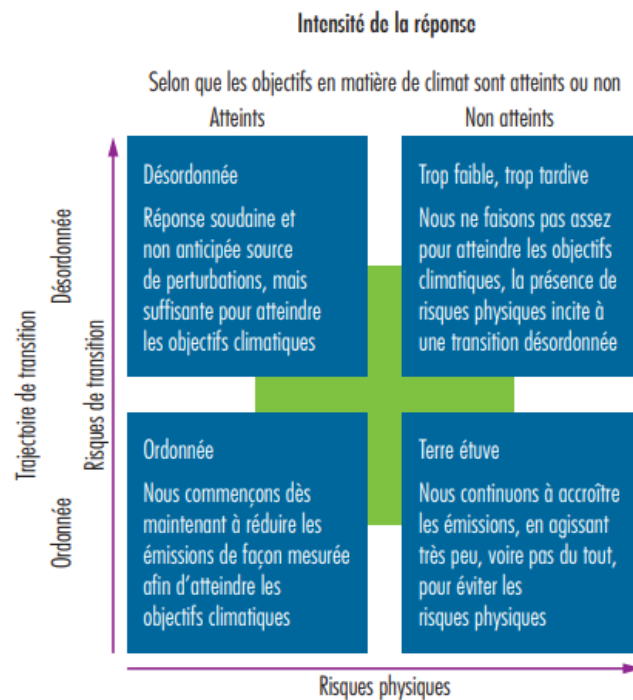


FIGURE 1.4 – Conséquences du changement climatique sur le secteur financier (NGFS 2019)

L'objectif majeur est de minimiser les effets du changement climatique, et d'en étudier les conséquences sur les marchés financiers. Dans un second temps, si cela est possible, il faudrait réduire les impacts des mesures implémentées sur les marchés financiers. Les étapes seraient à accorder avec les objectifs climatiques, notamment les accords de Paris (Figure 1.4). Les scénarii extrêmes seraient de ne pas faire assez pour réduire les émissions ou de continuer à les accroître. Ce scénario augmenterait fortement à la fois les risques physiques et de transition (NGFS 2019).

1.3 Réglementation

1.3.1 Solvabilité 2

La directive Solvabilité 2, adoptée en 2009, fait suite au régime précédent Solvabilité 1. Cette nouvelle version est dans le prolongement de la réforme Bâle 2 qui s'applique au secteur bancaire faisant suite à la crise financière de 2008. Ce nouveau régime prudentiel inclut de nouveaux objectifs regroupés en trois piliers :

1. Exigences de quantification des risques : l'enjeu est de calculer un capital réglementaire qui reflète la réalité économique de l'assureur. Ce calcul passe par la construction d'un bilan économique ayant des règles d'investissement. Le calcul du Solvency Capital Requirement (SCR) et du Minimum Capital Requirement (MCR) doit être réalisé en utilisant au choix la formule standard ou un modèle interne.
2. Exigences qualitatives de gestion des risques et de gouvernance : l'enjeu est de renforcer les systèmes de gouvernance dans la gestion des risques. Cet enjeu passe majoritairement

par l'évaluation interne du risque et de la solvabilité (ORSA⁹), et par un système de gouvernance et d'activités de supervisions (gestion des risques, conformité, audit interne, fonction actuarielle).

3. Exigences de communication financière : l'enjeu est de promouvoir la transparence financière à des fins de communications, contrôles et de circulation de l'information. Il s'agit de produire des reportings auprès de l'autorité de contrôle (ACPR) ou auprès du public.

Dans la suite des travaux de ce mémoire, un focus sera fait sur le premier pilier et notamment sur le calcul du capital réglementaire.

1.3.2 Capital réglementaire

Avant de définir la notion de capital réglementaire, nous allons considérer le bilan économique simplifié en Figure 1.5 (présent dans le cours de BOUMEZOUED 2020).

Bilan économique en t	
A_t	FP_t BE_t

FIGURE 1.5 – Bilan économique simplifié en t

Ici sont considérés :

- A_t : les actifs en valeur de marché en date t .
- BE_t : le Best Estimate des passifs en date t , défini comme l'espérance actualisée des cash-flows de passifs (prestations, commissions, frais...) sous la probabilité risque-neutre.
- FP_t : les fonds propres économiques, définis comme l'espérance actualisée des marges futures sous la probabilité risque neutre (augmentés des fonds propres durs). On appelle par la suite cette quantité la NAV (Net Asset Value). On note également : $FP_t = A_t - BE_t$, en date t .

Le capital économique réglementaire sous Solvabilité 2 est le montant de fonds propres dont doit disposer la compagnie d'assurance afin de faire face à une ruine économique à horizon 1 an et au niveau 99,5% (une ruine tous les 200 ans). De cette définition ressort trois notions fondamentales :

- La ruine économique : situation où la valeur de marché de l'actif est inférieur au Best Estimate (BE) des passifs.
- L'horizon d'une année impose de pouvoir anticiper la distribution des fonds propres économiques dans un an.
- Le seuil de 99,5% représente le niveau de solvabilité requis. La probabilité de l'événement « ruine économique » est dans ce cas inférieur à 0,5%.

⁹ORSA : Own Risk and Solvency Assessment

Ainsi, on peut définir le SCR comme étant le montant minimal où la NAV d'une entreprise devient négative (événement de ruine économique pendant lequel la valeur de A_t est inférieure au BE_t), au seuil de 0,5% comme la quantité de l'Équation (1.2) (nous reprenons dans cette partie les notations présentes dans la thèse de MEHALLA 2021).

$$\text{SCR} = \inf \{x \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(\text{NAV}_1 \leq 0 \mid \text{NAV}_0 = x) \leq 0.005\} \quad (1.1)$$

où NAV_0 est la valeur de la NAV au temps de l'évaluation, et NAV_1 la valeur du cash disponible à l'année 1 (il s'agit d'une variable aléatoire).

En pratique, la valeur du SCR est calculée comme le quantile de la distribution des pertes à travers la Value-at-Risk (VaR).

Définition 1. La VaR associée à une variable aléatoire Y de niveau $\lambda \in [0, 1]$ est définie comme étant : $\text{VaR}_\lambda(Y) = \inf_{m \in \mathbb{R}} \{\mathbb{P}(Y + m \leq 0) \leq \lambda\}$, et est reliée à la fonction quantile q qui est définie comme $\text{VaR}_\lambda(Y) = -\sup_{m' \in \mathbb{R}} \{\mathbb{P}(Y < m') \leq \lambda\} =: -q_\lambda(Y)$.

Au temps $t = 0$, la perte L est définie comme une variable aléatoire étant $L = \text{NAV}_0 - D(0, 1) \times \text{NAV}_1$ (où $D(0, 1)$ est le facteur d'actualisation entre l'année 0 et 1) Le SCR peut donc être défini comme étant le quantile 99,5% de L (nous posons l'hypothèse forte que le BE est invariant) :

$$\begin{aligned} \text{SCR} &= \inf_{x \in \mathbb{R}} \{\mathbb{P}(L \leq x) \geq 0.995\} \\ &= \inf_{x \in \mathbb{R}} \{\mathbb{P}(D(0, 1)\text{NAV}_1 + (x - \text{NAV}_0) \leq 0) \leq 0.005\} \\ &= \text{NAV}_0 + \inf_{x \in \mathbb{R}} \{\mathbb{P}(D(0, 1)\text{NAV}_1 + x \leq 0) \leq 0.005\} \\ &= \text{NAV}_0 + \text{VaR}_{0.5\%}(D(0, 1)\text{NAV}_1) \\ &= \text{NAV}_0 - q_{0.5\%}(D(0, 1)\text{NAV}_1) \end{aligned} \quad (1.2)$$

1.3.3 Formule standard et modèle interne

Afin de calculer son SCR, une compagnie d'assurance peut utiliser deux méthodes : la formule standard ou le modèle interne (Figure 1.6). La première est une méthode réglementaire décrite par le régulateur, il s'agit de la moins complexe à mettre en oeuvre. Le modèle interne est plus complexe à mettre en place mais à l'instar de la première méthode, il tient compte du portefeuille de l'assureur. Il doit cependant être justifié très soigneusement et soumis au régulateur pour acceptation. Le modèle interne est donc plus précis et permet de mieux connaître le risque auquel l'assureur est soumis ainsi que d'accroître l'optimisation de ses fonds propres.

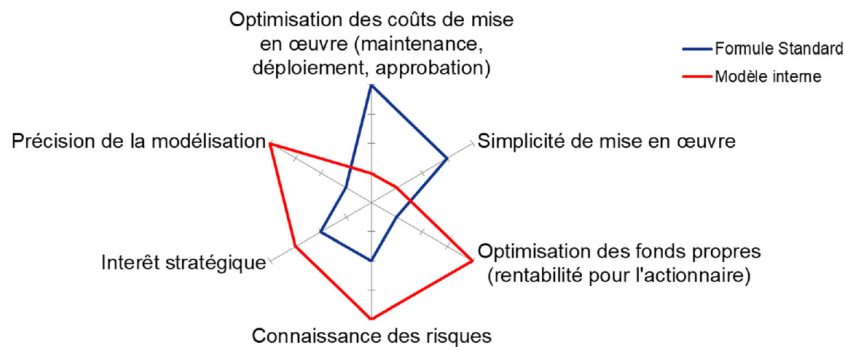


FIGURE 1.6 – Avantages et inconvénients de la formule standard et du modèle interne (LE VALLOIS 2021)

1.3.3.1 Formule standard

Le calcul du SCR par formule standard fait appel à une approche modulaire. Il s'agit d'agréger un calcul de capital effectué individuellement pour chaque module de risque (Figure 1.7). L'effet de diversification entre les différents modules est pris en compte grâce à des matrices de corrélations fournies par le régulateur.

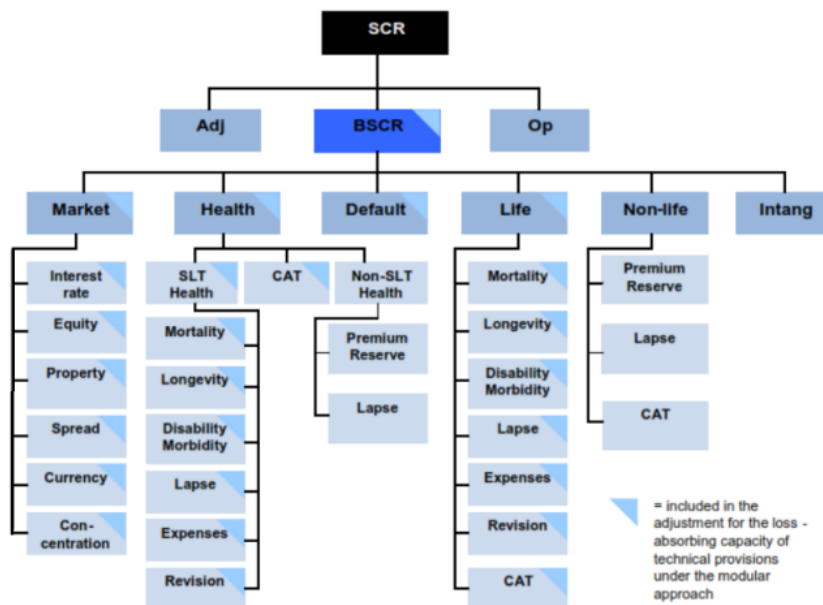


FIGURE 1.7 – Structure de la formule standard au sein de Solvabilité 2

Pour chaque risque élémentaire (taux d'intérêts, CAT, spread...), le SCR est calculé en faisant la différence entre deux NAV. Il s'agit de capter la différence entre un scénario central et un scénario après survenance du risque. Pour simuler la survenance du risque, on applique un choc en pourcentage, au facteur de risque étudié, cohérent avec la législation de Solvabilité 2 pour laquelle le risque doit se produire une fois tous les 200 ans (c'est à dire de considérer une probabilité d'occurrence de 0,005). On obtient donc pour le risque élémentaire $x \in R = \{\text{taux d'intérêt, CAT, spread...}\}$:

$$SCR_x = NAV_x^{central} - NAV_x^{choque} \quad (1.3)$$

Ensuite, un SCR spécifique à chaque sous-modules de risques (marché, santé, etc.) est calculé de manière agrégée grâce à une matrice de corrélations donnée par le régulateur ($\rho_{i,j}$ est la corrélation entre deux risques élémentaires) :

$$SCR_y = \sqrt{\sum_{(i,j) \in R_x} \rho_{i,j} SCR_i SCR_j} \quad (1.4)$$

Enfin, le SCR final est la somme du capital requis de base (BSCR), des ajustements au titre de la capacité d'absorption des pertes et du chargement en capital au titre du risque opérationnel (où le BSCR est également calculé en agrégeant les sous modules de risques à l'aide de corrélations entre chacun d'eux) :

$$SCR = Adj + BSCR + SCR_{Op} \quad (1.5)$$

Le BSCR ne prend pas en compte les risques opérationnels (erreurs humaines, pannes informatiques, etc.), ni la capacité de l'assureur à absorber une partie de la perte en différant certaines taxes ou en réduisant les coûts techniques. Le SCR opérationnel, noté SCR_{Op} , est donc ajouté à la formule finale afin de considérer l'ensemble des risques dans le calcul du SCR.

1.3.3.2 Modèle interne

Le modèle interne est l'alternative à la Formule Standard. Ce modèle doit être développé par l'assureur et documenté afin d'être validé par le régulateur. La production et la mise en place d'un modèle interne sont très longues et coûteuses. L'avantage pour un assureur est de construire son SCR en fonction de son portefeuille assuré et de ses risques. Il a donc un intérêt stratégique à construire un tel modèle.

Les modèles internes utilisent dans le cas général des techniques de simulations ou de modélisations stochastiques. L'assureur fonctionnant en cycle de production inversé, il doit utiliser des processus aléatoires afin d'envisager la réalisation de ses risques. Pour ce faire, par exemple, des méthodes de Monte Carlo donnent un ensemble de chemins possibles pour les risques considérés, et la probabilité d'apparition est ensuite déterminée par la distribution du processus.

Les modèles internes sont donc plus précis dans la modélisation et permettent une connaissance accrue des risques (Figure 1.6). Une méthode type de simulation est la méthode de « simulations dans les simulations ». Cette méthode consiste à simuler pendant 1 an les facteurs de risque sous une probabilité historique, puis de réaliser des valorisations risque neutre au bout de cette première année simulée.

Première partie

Risques biométriques

Chapitre 2

État de l'art

Dans ce premier chapitre, on commencera dans un premier temps par examiner les principales causes de décès en lien avec le changement climatique présentes en France métropolitaine, ainsi que leurs évolutions prévues dans les années à venir. Dans un second temps, les travaux déjà effectués sur les risques biométriques en actuariat seront présentés.

Les impacts du changement climatique présentés en chapitre introductif (partie 1.2.1) sont d'ordre planétaire. Ce mémoire se focalisera sur les risques présents en France. De ce fait, il a été nécessaire de faire une analyse globale des causes présentes sur le territoire français. Trois causes prépondérantes sont retenues : les températures élevées, la pollution de l'air et les allergies, ainsi que les maladies à transmission vectorielle. Les causes liées à des phénomènes physiques (comme les inondations ou les tempêtes), impactant peu la mortalité en France, ne seront pas présentées.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre permettra au lecteur de connaître en profondeur les causes du changement climatique sur le territoire français, et les modèles traitant de l'intégration du risque climatique.

2.1 Causes climatiques présentes en France métropolitaine

La classification internationale ICD-10 (en français : CIM-10, Classification Internationale des Maladies) permet de classer les décès selon leur cause. Cette classification médicale a été publiée par l'OMS en 1990 et contient 14 400 codes rangés en 22 chapitres.

Après une première étude des causes présentes au sein de cette classification, certaines causes ont été regroupées en 8 sections en lien avec le changement climatique :

- Transmissions de maladie vectorielle.
- Augmentation des allergies.
- Impacts liés à la qualité de l'eau.
- Qualité de la nourriture et de la distribution alimentaire.
- Températures extrêmes.
- Dégradation environnementale.
- Conditions climatiques sévères.
- Pollution de l'air.

Le périmètre de ce mémoire se localise sur la France métropolitaine : certaines de ces catégories sont donc abandonnées afin de garder les plus cohérentes avec les problèmes climatiques survenant (actuellement ou plus tard) en France ; à savoir : températures extrêmes, transmission de maladies vectorielles, augmentation des allergies, conditions climatiques sévères et pollution de l'air. Comme la mortalité due à des conditions climatiques sévères reste assez faible, nous décidons de ne pas étudier cette cause. La pollution de l'air et allergies sont regroupées en une seule cause. Il reste donc trois grandes causes détaillées dans les paragraphes suivants.

2.1.1 Températures extrêmes

Températures élevées :

Un des premiers impacts du changement climatique est le dérèglement climatique. L'augmentation des températures ainsi que des vagues de chaleurs sont deux phénomènes préoccupants en France. En effet, la fréquence et l'intensité des vagues de chaleur augmentent depuis les dernières décennies.

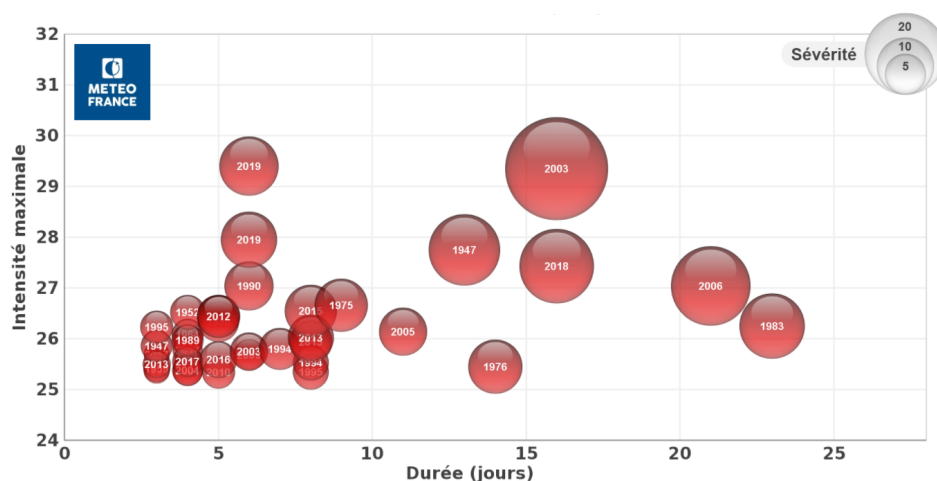


FIGURE 2.1 – Vagues de chaleurs observées en France (de 1947 à 2019), Météo France

De 1947 à 2019, 41 vagues de chaleurs ont été identifiées selon un rapport de Météo France¹⁰ (Figure 2.1). Entre 1989 et 2019, les vagues de chaleur ont été 3 fois plus nombreuses que durant les 42 années précédentes (avant 1989). Notons qu'une vague de chaleur est définie ici par des niveaux de température anormalement élevés et observés pendant plusieurs jours consécutifs, soit une température maximale supérieure de 5 degrés à la normale de 1976-2005 pendant 5 jours consécutifs.

La vague de 2003 est la plus meurtrière et intense depuis celle de 1947. En 2003, les températures sont montées jusqu'à 44,1°C et le nombre de décès serait de l'ordre de 12 000 à 15 000 décès. Depuis lors, d'autres vagues ont eu lieu, notamment en 2006, 2015, 2018 et 2019. Nous avons également vu précédemment que les vagues de chaleur tendent à s'intensifier (HAJAT et al. 2014). D'un point de vue actuariel, cette hausse de température impacte principalement la mortalité du segment des personnes âgées.

¹⁰Lien : <https://meteofrance.com/changement-climatique/observer/changement-climatique-et-vagues-de-chaleur>

Températures faibles :

Les températures basses sont à l'origine de plus de décès que les températures élevées. Les différences de mortalité liées à la chaleur et au froid dans 18 villes françaises ont été étudiées sur des zones avec divers climats (CORSO, PASCAL et WAGNER 2017). Pour l'ensemble des zones étudiées, le froid a été responsable de 3,9% de la mortalité et la chaleur de 1,2%. Par ailleurs, l'impact de la mortalité liée au froid s'étend sur une période plus longue que celle de la chaleur : 0 à 21 jours contre 0 à 3 jours sur la chaleur. Cela implique que les décès ne surviennent pas lors de grands pics de froid mais davantage dans le cas de températures basses modérées mais fréquentes (sur de plus longues périodes).

Les décès liés au froid ont donc deux origines :

- Directe : hypothermies, asthme dû au grand froid, risque de chute dû au verglas et à la neige (plus fréquent chez les personnes âgées).
- Indirecte : intoxication au monoxyde de carbone, épidémies de grippe et phénomènes infectieux.

Des frais de santé en hausse sont à prévoir ainsi que des décès supplémentaires. Il faut compter qu'à l'inverse des températures hautes, les individus tombent d'abord malade (grippe par exemple) puis décèdent dans le pire des cas.

2.1.2 Pollution de l'air et allergies

La pollution est une cause de décès non négligeable en France. Santé publique France estime en 2021 que chaque année, près de 40 000 décès seraient attribuables à une exposition aux particules fines – particules ayant un diamètre inférieur à 2,5 microns - (PM_{2,5}) et 7 000 décès à une exposition au dioxyde d'azote (NO₂) (SANTÉ PUBLIQUE FRANCE 2021). Ainsi, l'exposition à la pollution de l'air ambiant (aux particules fines) représente en moyenne une perte d'espérance de vie de près de 8 mois pour les personnes âgées de 30 ans. Une exposition prolongée aux particules fines contribue au développement de maladies cardiologiques, pulmonaires, d'asthmes, de cancers ou encore de troubles de la reproduction. Notons qu'une évaluation a été réalisée en avril 2021 et met en exergue une baisse de la mortalité associée à une réduction de la pollution de l'air pendant le premier confinement du printemps 2020. Les résultats de l'EQUIS¹¹ indiquent qu'une moindre exposition à la pollution de l'air ambiant a permis d'éviter 2 300 décès en lien avec les particules fines et 1 200 liés au dioxyde d'azote.

Les particules fines peuvent être d'origine naturelle ou anthropique. Les particules d'origine naturelle proviennent des éruptions volcaniques, de l'érosion du vent ainsi que de la végétation (pollens). Les particules provenant de l'activité humaine proviennent notamment du chauffage (principalement au bois), de la combustion de carburants, des centrales thermiques et procédés industriels. La pollution au NO₂ est principalement liée au trafic routier.

Une partie des particules fines provient des pollens qui provoquent des crises d'asthme. Les saisons polliniques sont accentuées lors d'épisodes orageux et fortes pluies (D'AMATO et al. 2017). En effet, la première condition aggravante de la transmission du pollen est le changement de pression atmosphérique. L'asthme est provoqué par un rétrécissement des bronches à la suite d'irritations provoquées à la fois par le froid et l'humidité lors d'orages et de vents, ainsi que par l'absorption de particules de pollen, provoquant des symptômes plus violents. Ces maladies engendrent des frais pour l'assureur à visée long terme. Le décès de la personne peut être une conséquence de sa maladie.

¹¹Évaluation quantitative des impacts sur la santé

2.1.3 Maladies à transmission vectorielle

Les scénarios du GIEC envisagent un élargissement de l'enveloppe bioclimatique vers le nord et l'ouest de la France. La dynamique de l'espèce de moustiques « *Aedes caspius* » dépend de plusieurs facteurs : les caractéristiques du sol, la température minimale, la photopériode (rapport entre la durée du jour et de la nuit ayant une influence sur le développement des organismes animaux et végétaux), l'amplitude des températures, les précipitations et les irrigations artificielles (GREC SUD 2018).

Avec le changement climatique, le comportement des moustiques va fondamentalement augmenter l'impact des maladies transmissibles par les moustiques (DRIF, ROCHE et VALADE 2020). La température et les précipitations sont des facteurs clés de cette augmentation. En effet, la période d'incubation du moustique est étroitement liée à la température. Si les températures augmentent, la période d'incubation se raccourcit et provoque ainsi une augmentation de la période de contamination. L'augmentation de la température augmente le cycle de digestion du sang par le moustique ainsi que son cycle de reproduction (BARBAZAN, GUISEIX et AL 2010). Cela va donc induire une forte augmentation des moustiques et donc de potentielles maladies associées.

2.2 Travaux sur le risque de mortalité

2.2.1 Première série de travaux

Un modèle de Lee Carter a été adapté en tenant compte du changement climatique (O'HARE, SEKLECKA et PANTELOUS 2015). Ce modèle se base sur le modèle de Plat qui est une extension du modèle de Lee Carter (PLAT 2009) à quatre facteurs (Équation (2.1)).

$$\ln(m_{xt}) = b_x^1 + k_t^2 + (\bar{x} - x)k_t^3 + (\bar{x} - x)^+ k_t^4 + \gamma_{t-x}^3 + \varepsilon_{xt} \quad (2.1)$$

où $(\bar{x} - x)^+ = \max(\bar{x} - x, 0)$ et \bar{x} est la moyenne des âges.

Le modèle de Plat a été repris une première fois en incluant un nouveau terme permettant de capter les expériences de mortalité aux âges plus jeunes (O'HARE et LI 2012). La mortalité aux âges avancés serait influencée par celle aux âges jeunes. L'Équation (2.2) présente l'extension du modèle de Plat prenant en compte cette idée.

$$\ln(m_{xt}) = b_x^1 + k_t^2 + (\bar{x} - x)k_t^3 + \left((\bar{x} - x)^+ + [(\bar{x} - x)^+]^2 \right) k_t^4 + \gamma_{t-x}^3 + \varepsilon_{xt} \quad (2.2)$$

Finalement, ce modèle a été repris une dernière fois en 2015 afin d'y ajouter un facteur tenant compte des températures pour les personnes âgées (Équation (2.3)).

$$\ln(m_{xt}) = b_x^1 + k_t^2 + (\bar{x} - x)k_t^3 + (\bar{x} - x)^+ k_t^4 + ([a - x]^+)^2 k_t^5 + c_x ([x - a]^+)^2 k_t^6 + \gamma_{t-x}^3 + \varepsilon_{xt} \quad (2.3)$$

Dans cette version climatique, les nouveaux termes sont c_x et k_t^6 . Le c_x est un facteur d'âge relié au schéma de température k_t^6 répondant aux fluctuations de températures. La variable a correspond aux âges auxquels la combinaison climatique s'applique. En effet, c_x est calibré sur des âges supérieurs à a (a dépendant du pays). Ce facteur additionnel est une conséquence de la corrélation de Pearson entre les températures et les taux de mortalité. Les hommes d'un âge élevé sont plus exposés que les jeunes hommes aux fluctuations climatiques (Figure 2.2).

Afin de mesurer l'adéquation de ce modèle par rapport à d'autres, l'étude utilise la mesure MAPE présentée en Définition 2 et le BIC que nous n'énoncerons pas dans cette section. Le modèle de l'Équation (2.3) sera comparé aux modèles de Lee Carter, de Plat, et celui de O'Hare and Li (2012).

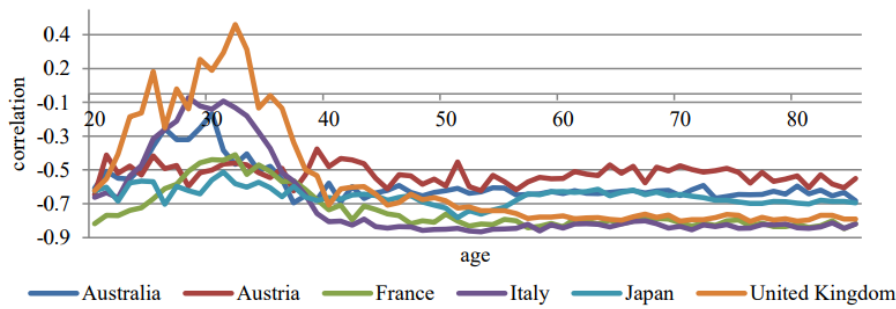


FIGURE 2.2 – Coefficient de Pearson pour les hommes âgés de 20 à 85 ans (O'HARE, SEKLECKA et PANTELOUS 2015)

Définition 2. La mesure MAPE (Mean Absolute Percentage Error) est définie par :

$$\text{MAPE} = \frac{1}{NM} \sum_{x,t} \frac{\|\widehat{m}_{x,t} - m_{x,t}\|}{m_{x,t}} \quad (2.4)$$

où N représente la dimension temporelle et M la dimension d'âge.

Les résultats obtenus sont très corrects, avec une performance complète de cette version climatique sur les autres modèles. Les résultats sont présentés en Table 2.1 pour les hommes et en Table 2.2 pour les femmes.

TABLE 2.1 – Tableau représentant les MAPE pour les hommes âgés de 20 à 85 ans

	Lee Carter	Plat	O'Hare and Li	Version climatique
Australie	5,70%	6,02%	6,34%	4,68%
Autriche	6,04%	5,52%	5,51%	5,49%
France	5,30%	3,20%	3,21%	2,88%
Italie	6,00%	4,14%	4,48%	3,82%
Japon	4,04%	3,17%	3,13%	2,39%
Royaume Uni	4,09%	3,64%	4,07%	2,67%

TABLE 2.2 – Tableau représentant les MAPE pour les femmes âgées de 20 à 85 ans

	Lee Carter	Plat	O'Hare and Li	Version climatique
Australie	6,39%	6,23%	6,25%	5,68%
Autriche	8,20%	7,83%	7,89%	7,67%
France	4,65%	3,57%	3,46%	3,24%
Italie	4,97%	3,84%	3,92%	3,77%
Japon	4,15%	2,69%	2,87%	2,69%
Royaume Uni	4,47%	3,25%	3,36%	2,99%

2.2.2 Mémoires d'Actuariat

En 2021, deux mémoires ont traité des travaux sur le risque de mortalité en lien avec le changement climatique. Le premier s'intéresse à l'intégration de facteurs liés à la température dans la modélisation du risque de mortalité (FALL 2021) tandis que l'autre étudie l'impact du risque canicule à horizon 2070 sur la mortalité (PINCEMIN 2021).

Le premier mémoire s'appuie sur les travaux étudiés précédemment et en ajoutant de nouveaux facteurs à l'Équation (2.3), parmi lesquels un facteur exogène qui représente la chronique d'évolution de la température et un paramètre portant sur la part de décès propre au changement climatique (en se focalisant sur les causes en lien avec les températures) au regard de l'ensemble des décès. En simulant à horizon 2038, il y aurait un impact de mortalité de 0,0009% à 0,0037% pour un homme de 75 ans, et de 0,0005% à 0,0026% pour une femme du même âge. Des scénarios sont également présentés au sein de ce mémoire selon les trajectoires RCP. En conclusion de ce mémoire, en prenant les résultats obtenus avec extrême prudence en raison des hypothèses, il y aurait sur les 20 prochaines années, une augmentation de 326 à 1 606 décès (tous sexes confondus).

Le second mémoire base son approche sur un autre type de modèle et ne tient compte que des canicules à un horizon de 50 ans. Ce modèle est un modèle additif généralisé à contraintes et retard (CSDL : Constrained Segmented Distributed Lag Model). Les trajectoires RCP sont également utilisées afin de pouvoir calculer des impacts sur les taux prospectifs de mortalité. De nouvelles tables sont ainsi proposées et induisent une surmortalité d'environ 7 000 à 7 800 décès en moyenne chaque année.

Chapitre 3

Données de mortalité et modèle

Ce chapitre présente les données de mortalité ainsi que le modèle utilisé au sein de ce mémoire. Afin de construire un modèle permettant d'isoler une cause climatique, deux bases de mortalité sont nécessaires : une base globale (toutes causes de mortalité confondues) et une classifiant les décès par cause. Dans un second temps, le modèle de Lee-Carter sera présenté, ainsi qu'une version climatique que l'on calibrera ensuite sur les données dans la suite de ce mémoire.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre permettra au lecteur de connaître les différentes bases de données et modèles de mortalité.

3.1 Données de décès classique

La **Human Mortality Database** (HMD)¹² est la base de données de mortalité de référence. Il s'agit d'un projet piloté conjointement par le département de démographie de l'Université Berkeley en Californie (Etats-Unis) et l'institut Max Planck pour la recherche démographique à Rostock (Allemagne). Cette base a été officiellement lancée en 2002 et compte aujourd'hui 41 pays. Pour la France par exemple, l'historique des données va de 1806 à 2018. Il y a plusieurs sources de données internes comme les naissances, les décès, ou encore les expositions.

Dans cette étude, deux bases issues de la HMD sont utilisées : la table de données portant sur le nombre de décès par année (en choisissant une maille 1x1), ainsi que la table portant sur les expositions. La maille 1x1 signifie que nous prenons 1 comme intervalle d'âge et 1 comme intervalle d'années, soit une donnée de mortalité ou d'exposition par âge et par année. Il existe d'autres mailles permettant par exemple d'obtenir des données par tranche d'âge de 5 ans et ayant un intervalle de d'années de 10 ans (5x10). Les âges présents dans la base commencent à 0 pour terminer à 110+. Cette dernière catégorie concerne toutes les personnes âgées de 110 ans et plus.

3.2 Données de décès par cause

3.2.1 Présentation des bases

Une première base de données ayant des décès classifiés par cause ICD-10 est la **Human Cause-of-Death Database** (HCD)¹³. Elle comporte des données allant de 2000 à 2015. Suite à l'analyse des causes et des volumétries de la base HCD, l'étude et l'analyse d'une autre base a été nécessaire pour deux raisons :

1. L'historique de la base HCD est de 15 ans, de 2000 à 2015. Or, les dernières années ont été particulièrement intenses en terme de changement climatique et il est important de trouver des données plus récentes se rapportant à ces événements.

¹²Lien : <https://www.mortality.org/cgi-bin/hmd/country.php?cntr=FRA&level=2>

¹³Lien de la HCD : <https://www.causesofdeath.org/cgi-bin/country.php?country=FRATNP>

2. Les volumétries de la base HCD sont peu convaincantes. Les décès sont enregistrés dans cette base en fonction de leur cause. Par exemple, une personne décédant de complications d’asthme peut être comptabilisée dans une autre catégorie que celle de l’asthme. Les décès liés à la pollution de l’air sont de 22 579 sur 15 ans, cela représente environ un peu plus de 1 500 décès par an. Or, en France, la pollution est responsable d’environ 40 000 décès par an sur les dernières années (SANTÉ PUBLIQUE FRANCE 2021).

La deuxième base de données choisie pour l’étude est la **Global Health Data** (GHD), publiée par l’Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME)¹⁴, mise à jour chaque année et comportant un historique allant de 1990 à 2019. En plus d’offrir une profondeur d’historique plus large, le principal avantage de cette base est que les décès sont classifiés par cause en tenant compte du risque sous-jacent. Par exemple, on peut directement choisir le risque de pollution de l’air, et sélectionner toutes les causes de décès liés à ce risque précis. Elle est donc plus adaptée à l’étude et plus complète. Contrairement à la base HCD, un décès survenant suite à un diabète de Type 2 pourra être enregistré dans la cause « pollution de l’air », si ce dernier supposé être la cause du décès. Concernant la constitution de cette base, il ne s’agit pas de comptabilisation de décès comme il est fait dans la base HCD mais d’estimations. Cette base est construite selon 87 facteurs de risques, à différents niveaux et sur 204 pays et territoires (MURRAY, ARAVKIN et ZHENG 2020). Les étapes analytiques ont utilisé 30 652 sources de données. Un niveau d’incertitude est apporté sur chaque calcul, ce qui permet d’obtenir une incertitude finale au sein de la base GHD. La classification des risques utilisée par la base GHD provient de la classification ICD-10. En effet, sur les 3 catégories choisies, un mapping exact entre les codes sélectionnés lors de la première analyse et ceux utilisés par GHD est retrouvé.

Point d’attention par rapport aux données :

Un point d’attention particulier est apporté aux volumétries présentes dans la base de données et à celles de la réalité. La base GHD est une base d’estimation de la réalité qui s’en approche au mieux par son travail littéraire des décès et des causes sous-jacentes. Notons tout de même que certaines volumétries peuvent se trouver bien différentes de celles présentes dans la réalité. En effet, pour la canicule de 2003 par exemple, le nombre de décès lié à cet événement serait de 15 000¹⁵. Dans la base GHD, le nombre de décès dus à cette canicule est bien plus faible. Une raison explicative de cette différence est le renseignement des causes de décès par les équipes médicales lorsqu’une personne décède. Pour l’exemple de la canicule, une personne âgée ayant un cancer décédant pendant la canicule pourra être inscrit comme décédé suite à de fortes chaleurs ou bien suite à un cancer.

Cette base reste tout de même exploitable dans le cadre de cette étude car toutes ces différences sont prises en compte pour chaque année d’étude et la tendance des courbes de mortalité est en adéquation avec la réalité. Il s’agit également de la base la plus complète et se rapprochant au plus de la réalité du fait du travail d’estimation effectué.

3.2.2 Présentation des volumétries

Dans la suite de ce chapitre, une étude par cause est effectuée afin de comprendre les liens expliquant des pics, augmentations ou baisses de décès au cours du temps.

3.2.2.1 Maladies à transmission vectorielle

L’analyse des volumétries de décès présente la cause des maladies à transmission vectorielle comme assez peu répandue en France. Depuis 1990, environ 20 décès par an sont dus aux maladies vectorielles. Le taux de décès est constant dans les années 90 et subit une baisse au début du 21^e siècle, sans aucun pic d’excès de mortalité. L’analyse de la littérature nous confirme

¹⁴Lien de la GHD : <http://ghdx.healthdata.org/gbd-results-tool>

¹⁵Lien : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4764693>

ces faibles volumétries. Toutefois, cette cause est conservée pour des raisons d'expansion de la zone de moustiques vers le Nord et l'Ouest de la France. De telles régions ne seraient pas encore techniquement prêtes à contrer cet afflux de moustiques. Bien que des processus de démoustifications soient présents dans le sud de la France et permettent de diminuer la taille des populations de moustiques, d'autres régions françaises ne sont pas équipées de ce processus (DRIF, ROCHE et VALADE 2020).

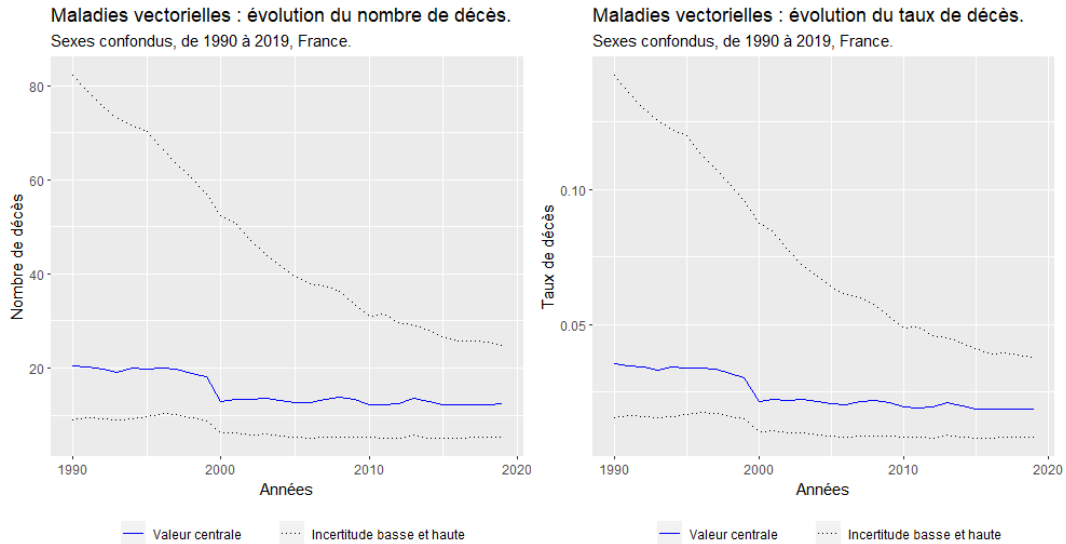


FIGURE 3.1 – Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des maladies vectorielles

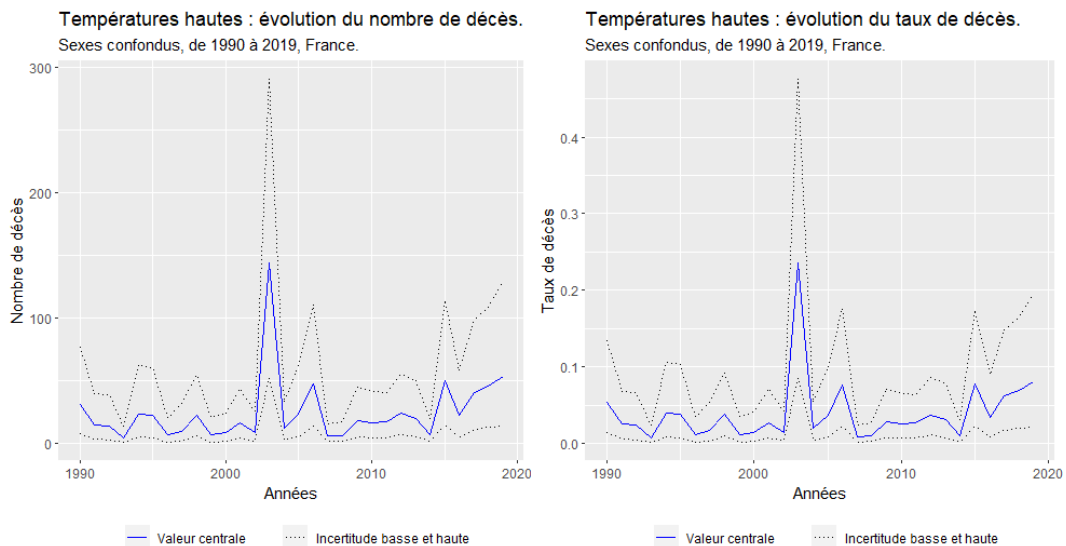


FIGURE 3.2 – Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des températures élevées

3.2.2.2 Températures extrêmes

La première observation du nombre de décès de la base GHD repose sur l'irrégularité des courbes de décès et de taux de mortalité (Figure 3.2). En effet, de nombreux pics correspondent aux vagues de chaleur survenues en France lors de ces dernières décennies. En 2003, le nombre

de décès est maximal, ce qui est également cohérent avec la littérature présentée en partie 1.2.1. Le nombre et le taux de décès depuis 2014 suivent une tendance haussière.

En France, le nombre de décès dû aux températures basses oscille entre 18 000 et 23 000 par an (Figure 3.3). La mortalité reste relativement constante au cours du temps sans présenter de grand pics liés à une baisse ou une hausse des températures.

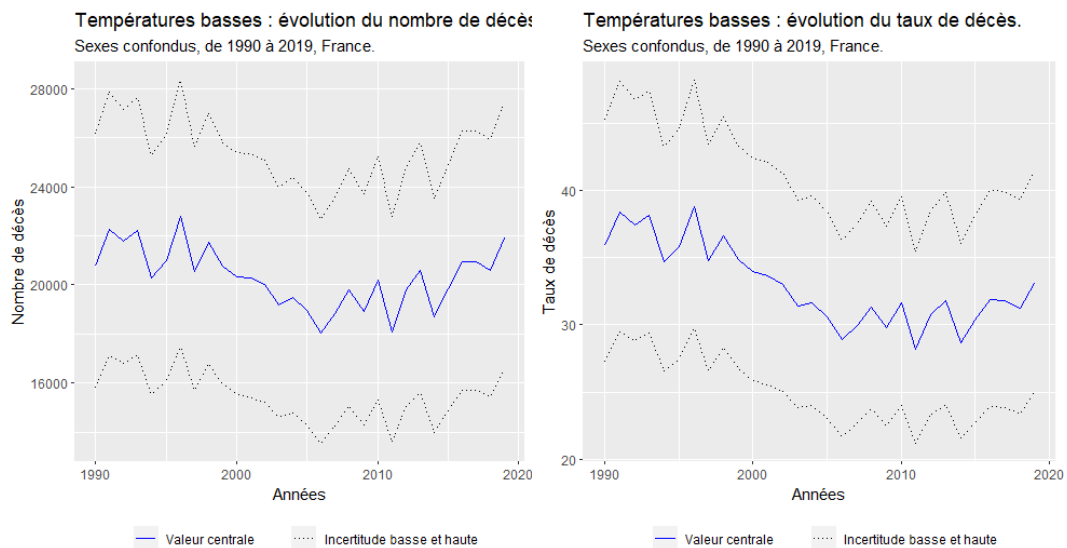


FIGURE 3.3 – Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des températures basses

3.2.2.3 Pollution de l'air et allergies

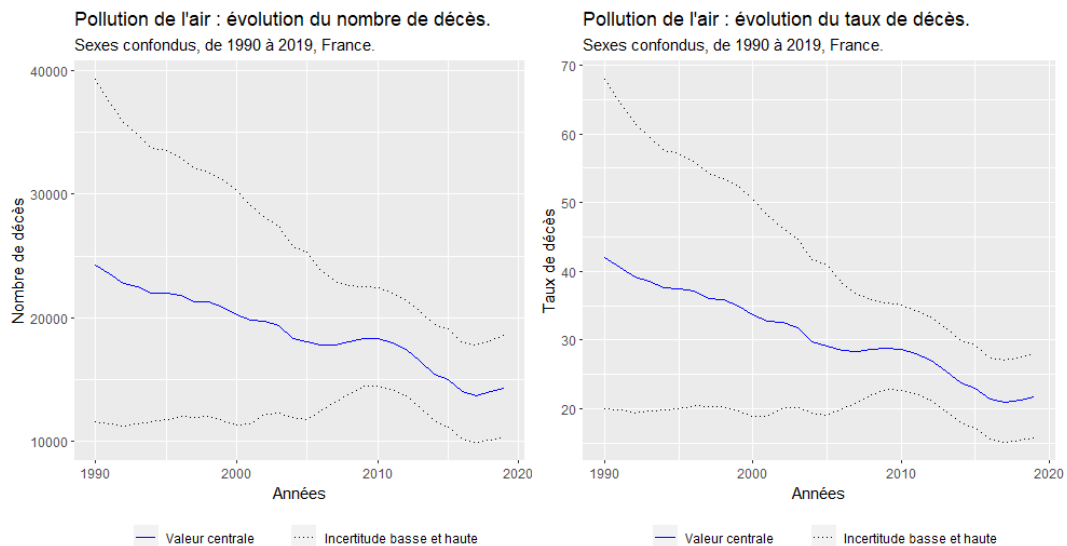


FIGURE 3.4 – Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause de la pollution de l'air

Le nombre de décès dû à la pollution de l'air tend à diminuer jusqu'en 2007 avant de subir un bond en 2010 (Figure 3.4). La tendance baissière continue jusqu'en 2016 avant de repartir à la hausse. Le nombre de décès a diminué depuis le début des années 1990 mais reste tout de même élevé à l'ordre de 14 000 décès par an (inscrit dans la base GHD). Cette cause est

intéressante à analyser car la qualité de l'air ne tend pas à s'améliorer dans les années à venir. De plus, du fait du nombre de décès significatif, on peut envisager d'appliquer un modèle pour estimer la part spécifique de mortalité due à cette cause, historiquement, et dans les projections.

3.3 Notations actuarielles et modèles utilisés

Cette section dressera une revue des notations actuarielles et des modèles utilisés dans la suite de ce mémoire. Par la suite, un modèle de Lee-Carter adapté à l'étude du climat est utilisé.

3.3.1 Notations actuarielles

Dans cette partie sont définies toutes les notations actuarielles utilisées en Actuariat et au sein de ce mémoire. La table de mortalité se définit comme une table permettant de suivre la survie et la mortalité d'une population à travers les âges et le temps. Elle récapitule en général pour chaque âge, le nombre de décès, le nombre de survivants ainsi que les taux de décès et de survie. La population est dans la plupart des cas scindée par sexe.

On définit :

- l_x : le nombre de personnes vivant à l'âge x .
- $d_x = l_x - l_{x-1}$: le nombre de décès survenant à l'âge x .
- $p_x = \frac{l_{x+1}}{l_x}$: la probabilité de vie à l'âge x .
- $q_x = \frac{l_x - l_{x+1}}{l_x}$: la probabilité de décès à l'âge x .
- e_x : l'espérance de vie à l'âge x .

Le taux de mortalité instantané est défini comme étant : $\mu_x = \frac{-1}{l_x} \frac{dl_x}{dx}$.

3.3.2 Modèle de Lee-Carter

Le modèle de Lee-Carter a vu le jour en 1992 à la suite d'études de mortalité sur les données de décès américaines. Il s'agit d'une méthode d'extrapolation des tendances passées (LEE et CARTER 1992). Le modèle se construit ainsi :

Équation de Lee Carter :

$$\ln(\mu_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x \kappa_t + \epsilon_{x,t} \quad (3.1)$$

où :

- $\ln(\mu_{x,t})$: est le taux de mortalité instantané (à l'âge x et à l'année t).
- α_x : est la structure d'âge statique. Elle s'interprète comme la valeur moyenne des $\ln(\mu_{x,t})$ au cours du temps.
- β_x : est le paramètre de sensibilité pour chaque âge x par rapport à la dynamique temporelle des κ_t , dans le sens où $\frac{d\ln(\mu_{x,t})}{d\kappa_t} = \beta_x$.
- κ_t : est la dynamique temporelle. Ce paramètre décrit l'évolution générale de la mortalité.
- $\epsilon_{x,t}$: une variable aléatoire suivant une loi $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

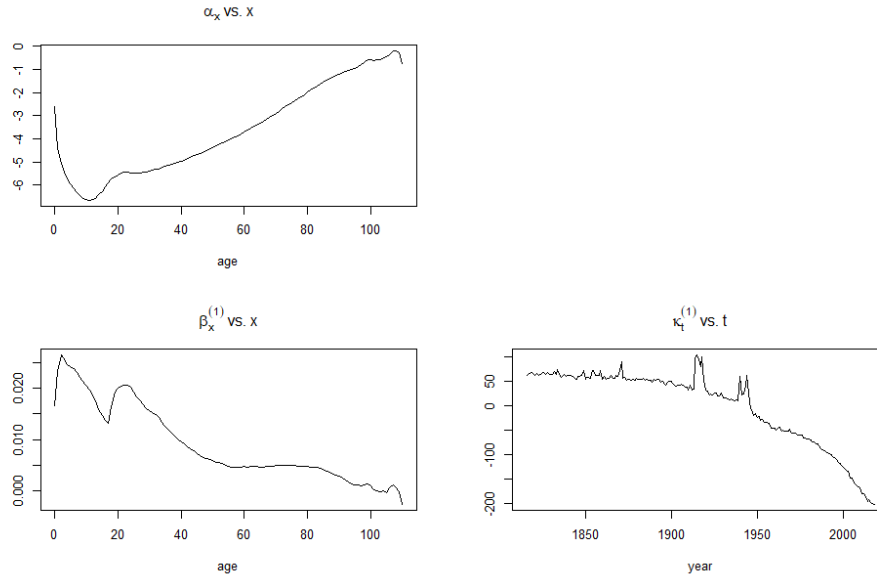


FIGURE 3.5 – Paramètres du modèle de Lee-Carter sur les données France hommes de 1816 à 2018

Les paramètres α_x , β_x et κ_t du modèle de Lee-Carter sur les données de mortalité française pour les hommes entre 1816 et 2018, pour des âges allant de 0 à 110 ans sont présentés en Figure 3.5.

Deux contraintes sont définies afin de rendre le modèle identifiable :

$$\sum_{x=x_m}^{x_M} \beta_x = 1, \sum_{t=t_m}^{t_M} \kappa_t = 0 \quad (3.2)$$

L'estimation des paramètres $(\widehat{\alpha}_x, \widehat{\beta}_x, \widehat{\kappa}_t)$ se fait ensuite par une méthode de résolution des moindres carrés en prenant $\mu_{x,t}^*$ comme étant les taux de mortalité historiques :

$$(\widehat{\alpha}_x, \widehat{\beta}_x, \widehat{\kappa}_t) = \arg \min_{(\alpha_x, \beta_x, \kappa_t)} \sum_{x,t} \left(\ln(\mu_{x,t}^*) - (\alpha_x + \beta_x \kappa_t) \right)^2 \quad (3.3)$$

La Figure 3.6 illustre les taux de mortalité logarithmiques calculés avec le modèle de Lee Carter pour les hommes et les femmes sur deux années : 1950 (à gauche) et 2010 (à droite). Une amélioration des taux de mortalités a lieu entre ces deux années.

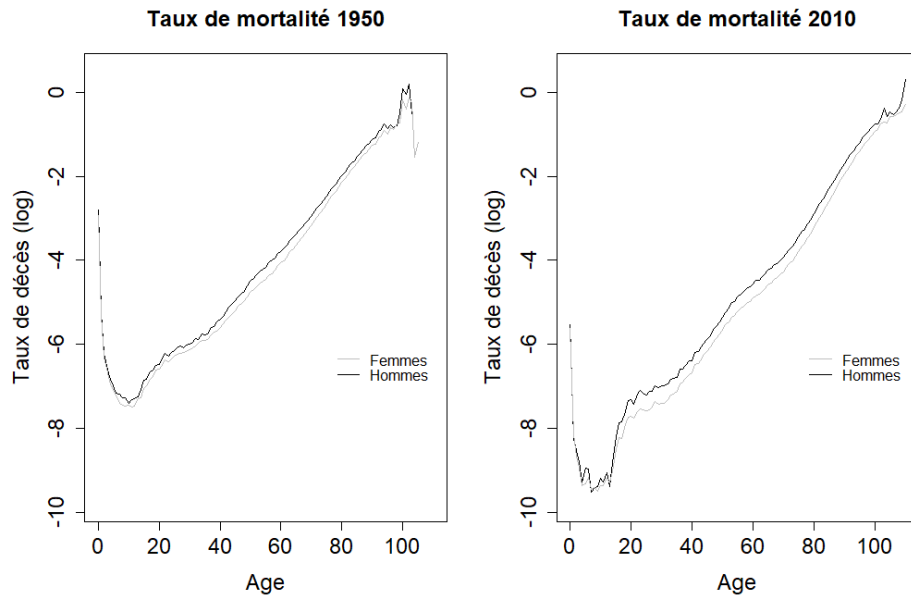


FIGURE 3.6 – Taux de mortalité (log) issus du modèle de Lee Carter pour les âges allant de 0 à 110 ans pour l’année 1950 (à gauche) et 2010 (à droite)

3.3.3 Modèle de Lee-Carter adapté au changement climatique

Le choix du modèle climatique permettant de capter le changement climatique et d’en saisir les impacts est inspiré d’un modèle de Lee-Carter classique. Le modèle proposé comprend trois parties dont une sur la mortalité globale, une portant sur le climat et une sur les résidus de ce modèle.

Modèle de Lee-Carter climatique adapté :

$$\ln(\mu_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x^o \kappa_t^o + \delta_x^c C_t \quad (3.4)$$

où la constante δ_x^c mesure la sensibilité de l’âge x aux évolutions de l’indice climatique C_t et o pour les autres causes de mortalité.

Ce modèle dérive d’un modèle de Lee-Carter car les paramètres α_x , β_x^o et κ_t^o sont consistants avec ceux d’un modèle de Lee Carter classique.

- Le α_x mesure la structure d’âge en mortalité, de manière identique à celle de l’Équation (3.1).
- Une des nouveautés de ce modèle est la partie se rapportant au climat. Elle est composée d’un indicateur climatique (C_t) construit à partir de variables climatiques et d’un paramètre de calibrage (δ_x^c) se rapportant à l’âge. Cet indicateur est construit indépendamment pour chaque cause climatique et sera défini en partie 4.3.1. L’intérêt de l’introduction d’un tel indicateur est d’obtenir une partie du modèle expliquant la mortalité liée à la cause. Par exemple, si l’on considère les températures élevées, la partie $\delta_x^c C_t$ sera capable d’expliquer la mortalité associée à l’élévation de ces dernières. La partie du modèle contenant le β_x^o et κ_t^o doivent en pratique ne plus tenir compte de la cause étudiée.

Dans le chapitre suivant, ce modèle sera calibré de manière détaillée sur les données pour la cause climatique des températures élevées.

Chapitre 4

Températures élevées

La première cause étudiée est celle se rapportant aux températures élevées. Les températures élevées et basses sont étudiées séparément afin de pouvoir expliciter au mieux l'impact du changement climatique sur la mortalité. Dans cette section sont présentées la construction de l'indicateur climatique et la trame complète de calibrage du modèle afin d'arriver aux projections et calcul de chocs.

Notons que cette partie a pour objectif de calculer les valeurs de chocs de mortalité avec un modèle climatique afin de les comparer à ceux d'un modèle classique de Lee Carter, sur un horizon temporel d'un an. Les données utilisées se rapportant à la cause sont les données de la base de données GBD.

Le calibrage du modèle climatique se déroulera en 3 parties. Dans la première on construit l'indicateur climatique permettant de relier la mortalité due aux variables climatiques. Les parties suivantes sont des étapes permettant d'arriver à l'expression finale du modèle.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre apprendra au lecteur comment calibrer un modèle de mortalité en intégrant des variables climatiques se rapportant à une cause préalablement sélectionnée, l'objectif étant de lui permettre de pouvoir calculer des chocs et d'en étudier les correspondances avec des chocs de références.

4.1 Construction de l'indicateur climatique

L'indicateur climatique de la cause « températures élevées » est construit à partir de variables climatiques provenant de Météo France¹⁶. Le but est d'expliquer la mortalité associée à une cause de mortalité climatique par des variables climatiques. Une étude des différentes composantes de la base est nécessaire afin de comprendre quelles variables sont les plus explicatives des taux de décès. Il s'agit d'une base de données mensuelles allant de 1990 à 2021, regroupant les observations de 48 stations sur le territoire de France métropolitaine. L'intervalle d'année est réduit de 1990 à 2018 pour des raisons de cohérences avec les bases de mortalité et sera expliqué en partie 4.3. Cette base contient plusieurs indicateurs de fréquence quotidienne comme la température moyenne minimale, maximale, la vitesse du vent moyenne, le nombre de jours au dessus d'un seuil, le niveau de pluviométrie, la pression atmosphérique, la hauteur de la couche de neige, ou la visibilité ; répartis sur plus de 45 stations en France.

Un des premiers travail a été d'agrèger les variables en indicateurs mensuels sur les régions de France puis à l'échelle nationale. Onze des indicateurs de la base ont été retenus candidats à la construction de l'indicateur :

- JX30 : Nombre de jours où la température est supérieure à 30°C.
- JX35 : Nombre de jours où la température est supérieure à 35°C.

¹⁶Lien : https://donneespubliques.meteofrance.fr/?fond=produit&id_produit=115&id_rubrique=38

- JX40 : Nombre de jours où la température est supérieure à 40°C.
- RR : Cumul des précipitations (en mm).
- INST : Durée d'ensoleillement (en h).
- TXAB : Température maximale du mois.
- TMNAB : Température minimale du mois.
- TXMOY : Moyenne des températures maximales.
- TNMOY : Moyenne des températures minimales.
- TMMOY : Moyenne des températures moyennes.
- TMXAB : Maximum des températures moyennes du mois.

Afin de proposer un modèle captant au mieux les variations des températures élevées, un intervalle de temps a été défini. Cet intervalle s'étend donc de juin à août inclus. Une nouvelle base est constituée à partir de ces variables restreintes sur l'intervalle ci-dessus (variables tracées en Annexe A). Une première analyse permet de déceler des liens entre la courbe de mortalité de la cause climatique (Figure 3.2) et certaines de ces variables comme : le nombre de jours supérieurs à 30°C, 35°C, 40°C, l'évolution de la température minimale ainsi que des indicateurs portant sur les températures moyennes (TXMOY, TNMOY, TMMOY, TMXAB).

Une première analyse de corrélations a permis d'étudier les corrélations entre les variables de la base. Pour ce faire, la matrice de corrélations est calculée (Figure 4.1) des variables. Cette analyse permet de supprimer deux variables corrélées à la moyenne des températures minimales, à savoir :

- TXMOY qui est corrélé à 83,9% à TMMOY.
- TMNAB qui est corrélé à 80,1% à TMMOY.

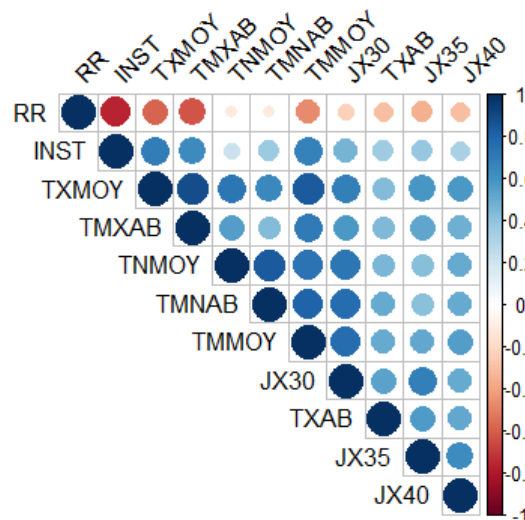


FIGURE 4.1 – Matrice de corrélations pour les variables climatiques de la base d'été

Toutefois, certaines variables restent corrélées positivement mais nous souhaitons les conserver car elles ne captent pas exactement la même information.

La prochaine étape est d'utiliser une régression linéaire sur les variables climatiques afin d'expliquer les taux de décès portant sur la cause des températures élevées. Le but de cette régression est d'obtenir une combinaison linéaire de variables climatiques permettant d'obtenir les taux de décès dus à la cause climatiques des « températures élevées ». Une régression linéaire est donc faite sur les 9 variables explicatives restantes. Cette régression est portée en utilisant la méthode `lm()` sur `R`, permettant de trouver les coefficients optimaux maximisant le coefficient d'ajustement entre les valeurs des taux de décès et une combinaison entre ces coefficients et les variables explicatives.

La première régression n'est pas assez satisfaisante car certaines variables explicatives sont non significatives. C'est le cas par exemple du cumul des précipitations ou de la durée d'ensoleillement. Une méthode de minimisation permet de minimiser le critère AIC par la méthode `stepAIC()` sur `R`, afin de sélectionner le « meilleur » modèle.

Définition 1. L'AIC (Akaike Information Criterion) est défini comme suit :

$$AIC = 2k - 2 \ln(L) \quad (4.1)$$

où k est le nombre de paramètres du modèle et L la vraisemblance du modèle.

L'AIC permet de mesurer la qualité d'un modèle statistique. Cette mesure est utilisée lorsque plusieurs modèles sont candidats. Le but du critère est de pénaliser les modèles ayant un grand nombre de paramètres afin d'éviter les effets de sur-ajustement, en gardant un équilibre entre la qualité d'ajustement et la complexité du modèle. Le modèle choisi sera le modèle ayant l'AIC le plus faible. L'utilisation de ce critère sur R permet donc de partir des 9 variables candidates, et de tester toutes les combinaisons possibles afin de réduire l'AIC. Le résultat de cette procédure est une régression linéaire contenant 5 variables (JX35, JX40, TOY, TXAB et TMXAB) ayant un AIC égal à -920,36 contre -913,93, avec le modèle précédent (contenant les 9 variables).

TABLE 4.1 – Tableau représentant les paramètres de la régression

Variabes	Estimate	Std. Error	t-value	p-value	Significant
(Intercept)	-2.190e-06	9.292e-07	-2.357	0.0273	*
JX35	2.367e-07	3.531e-08	6.703	7.73e-07	***
TMMOY	1.051e-07	3.991e-08	2.634	0.0148	*
TXAB	-4.656e-08	1.938e-08	-2.402	0.0248	*
JX40	3.360e-06	5.748e-07	5.846	5.88e-06	***
TMXAB	8.007e-08	3.672e-08	2.180	0.0397	*

La Table 4.1 présente les résultats de la régression linéaire permettant d'expliquer les taux de mortalité de la cause selon les variables climatiques. Il s'agit de la meilleure régression possible au sens du critère AIC. Toutefois, certaines variables sont plus significatives que d'autres. En effet, la p-value associée aux coefficients TMOY, TXAB et TMXAB est de l'ordre de 1,4% à 3,97%. Ces valeurs sont inférieures au seuil de 5%, ce qui fait que les variables sont significatives par acceptation de l'hypothèse H_0 , mais nous prenons le choix de les supprimer de ce modèle du fait de leurs proximités avec le seuil de 5%, de leur éloignement avec les autres p-values des coefficients ayant trois étoiles ainsi que de leur niveau de corrélation de la variable avec les taux.

Les variables JX35 et JX40 seront conservées dans la suite de l'étude en raison de la simplicité voulue et de leur haut niveau de corrélation de plus de 83% avec les taux de décès liés aux hautes températures, selon le test de Pearson (Table 4.2). Effectivement, l'intérêt ici est de garder ces variables corrélées afin de pouvoir expliquer au mieux les taux de décès. Dans un souci de simplification de l'étude, deux variables suffisent. Cela implique une perte en performance du modèle au niveau du score R^2 .

TABLE 4.2 – Tableau représentant les corrélations de Pearson du taux de mortalité aux variables climatiques

Variables	Coefficient de Pearson
JX35	0,849
TMMOY	0,723
TXAB	0,508
JX40	0,831
TMXAB	0,692

Définition 3. Le coefficient de Pearson mesure la corrélation (positive ou négative) qu'il peut y avoir entre deux variables. On considère le test avec les hypothèses suivantes (où r est défini selon l'équation (4.2)) :

- H_0 : Les deux variables ne sont pas corrélées ($r = 0$).
- H_1 : Les deux variables sont corrélées ($r \neq 0$).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4.2)$$

où

- X et Y sont deux variables ayant n éléments.
- \bar{X} et \bar{Y} les moyennes respectives des variables X et Y .

Définition 4. Le R^2 multiple est défini comme suit :

$$R_{multiple}^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (4.3)$$

où SSR est la somme des carrés des résidus et SST la somme des écarts à la moyenne des valeurs observées.

Définition 5. Le R^2 ajusté est défini comme suit :

$$R_{adjusted}^2 = 1 - \frac{SSR/n - k}{SST/n - 1} \quad (4.4)$$

où SSR est la somme des carrés des résidus, SST la somme des écarts à la moyenne des valeurs observées, k le nombre de variables explicatives et n la taille de l'échantillon.

Ces coefficients permettent de mesurer l'adéquation de la régression par rapport aux données observées. Plus la valeur du R^2 est proche de 1, plus l'adéquation va être forte. À la différence du R^2 multiple, le R^2 ajusté prend en compte le nombre de variables explicatives

dans la régression. Il est donc plus correct d'utiliser le coefficient ajusté.

Pour la suite des travaux, les variables $JX35$ et $JX40$ seront respectivement remplacées par T_t^{35} et T_t^{40} .

La régression finale est donc portée par l'Équation (4.5). Cette régression comporte deux variables climatiques : la moyenne du nombre de jours où la température est au dessus de 35°C , et la même variable concernant la température supérieure à 40°C . Le modèle a un R^2 multiple de 86,91% et un R^2 ajusté de 85,59%. Au vue du R^2 ajusté, la régression est très satisfaisante (Figure 4.2).

$$C_t = a + bT_t^{35} + cT_t^{40} \quad (4.5)$$

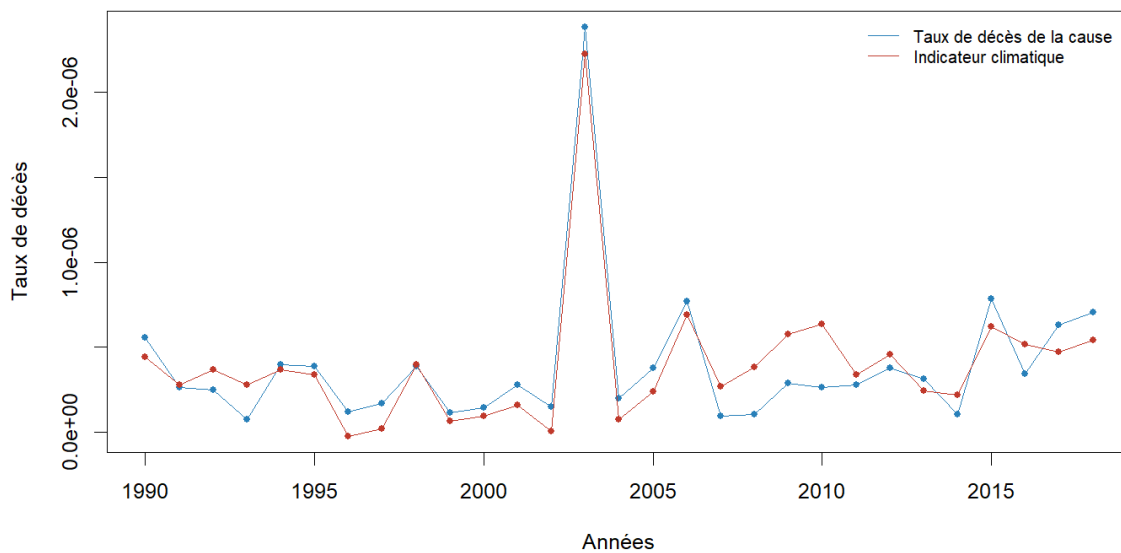


FIGURE 4.2 – Tracé de la régression linéaire et des taux de décès dû aux températures élevées

4.2 Effet rattrapage

4.2.1 Définition

L'effet de rattrapage, ou plus communément appelé effet de moisson, est le fait d'avoir une augmentation du nombre de décès de personnes fragilisées suite à un événement climatique (pic de pollution, vague de chaleur..) et décédées dans les semaines ou mois à venir. Cela représente une surmortalité d'individus au moment de l'évènement, mais se traduit également par une baisse des décès (par rapport à la tendance) dans les périodes suivant l'évènement. Un grand nombre de personnes décédées lors de la canicule de 2003 auraient pu l'être dans les mois suivants.

Les causes directes de la canicule (coup de chaleur, déshydratation) ne représenteraient que 30% des décès supplémentaires (IZRAELEWICZ 2012). Les autres causes seraient dues à une aggravation d'une maladie déjà existantes comme Parkison, Alzheimer ou encore des maladies du système respiratoire. Cet effet a été présent lors de la canicule de 2003 où étaient présents un pic de mortalité en août 2003, avec des pics de déficits de mortalité les mois suivants

l'événement (Figure 4.3). Un fort effet moisson aurait eu lieu en été 2004 et les décès survenus en août 2003 ont été anticipés de 5 à 10 mois (VALLERON et BOUMENDIL 2004).

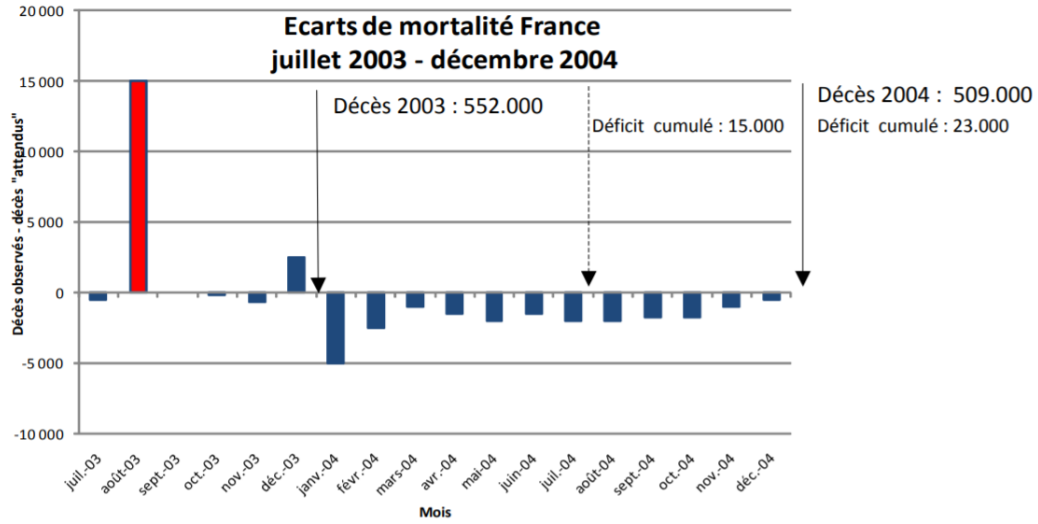


FIGURE 4.3 – Écarts de mortalité en France entre juillet 2003 et décembre 2004

4.2.2 Correction apportée au modèle

Afin d'inclure l'effet de moisson au modèle de Lee-Carter proposé, deux nouveaux paramètres font leur apparition afin de faire un lien entre l'année d'étude t et sa précédente $t - 1$. L'effet de moisson survient d'une année sur l'autre suite à un pic de température produisant un excès de mortalité. L'idée est d'avoir dans le modèle une indication à la fois sur les variables climatiques de l'année en cours et celles de l'année précédente. Si les conditions climatiques sont mauvaises lors de l'année $t - 1$, cela aura une influence sur l'année t , en faisant apparaître un rattrapage. Les paramètres ajoutés dans un deuxième indicateur climatique C_t^R incluant l'effet rattrapage (Équation (4.6)) sont :

- α : permet de moduler l'effet de la cause pour l'année t . Ce paramètre doit être positif.
- β : mesure l'amplitude de l'effet de rattrapage pour l'année $t - 1$. Ce paramètre doit être négatif afin de modéliser l'effet de rattrapage.

$$C_t^R = a + \alpha(bT_t^{35} + cT_t^{40}) + \beta(bT_{t-1}^{35} + cT_{t-1}^{40}) \quad (4.6)$$

4.3 Calibrage du modèle

Le calibrage du modèle proposé se déroule en trois étapes, en utilisant la granularité et l'historique suivants :

- Les données temporelles s'étendent de 1990 à 2018. Ces années sont l'intervalle de temps retenu qui permet de coïncider au mieux avec les données de mortalités ainsi qu'avec toutes les données climatiques disponibles pour l'étude. La base HMD est la base restreignante car sa profondeur maximale est l'année 2018 (contre 2019 pour la GBD et 2021 pour la base météo).
- Les données d'âges sont classifiées en trois classes afin de mieux représenter la population et de permettre une meilleure précision grâce aux volumétries des données, ce sont des décès relatifs à la cause climatique. La classe 0-24 ans représente la catégorie jeune de

la population, la catégorie d'actifs s'étend de 25 à 64 ans, puis la catégorie de personnes âgées comprend tous les âges supérieurs ou égaux à 65 ans. Le découpage en âge suit les notations suivantes :

- On note les bornes maximales d'âges suivantes : $x_0 = 0, x_1 = 25, x_2 = 65$ et $x_3 = 111$.
- Les classes d'âges sont construites comme : $\forall i \in [0, 2], c_i = [x_i, x_{i+1} + 1]$.

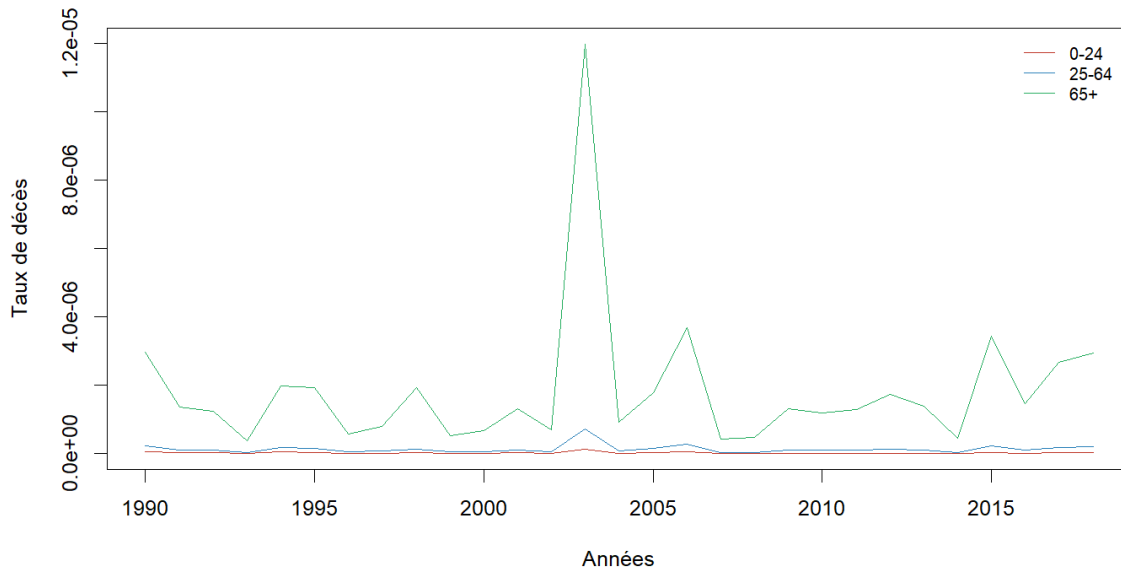


FIGURE 4.4 – Taux de mortalité pour les trois classes d'âge

La Figure 4.4 présente les différents taux de mortalité de la cause climatique pour les tranches d'âges considérées et l'intervalle temporel allant de 1990 à 2018. Les pics de mortalité présents pour les années 2003 et 2015 correspondent à des événements de vagues de chaleur.

Le calibrage du modèle commence avec le découpage en classe effectué précédemment. Une conversion sera effectuée afin de retrouver un modèle continu permettant d'obtenir les taux de décès âge par âge. L'équation de départ (Équation (4.7)) contient alors les paramètres d'âge exprimés par classe d'âge. Les trois étapes nécessaires au calibrage complet du modèle sont :

1. Estimation de la mortalité relative au risque climatique : cette première étape consiste à construire l'indicateur climatique et calibrer le paramètre $\delta_{c_i}^c$ relatif à la cause climatique et α_{c_i} pour la structure d'âge (calibré dans cette partie mais relatif à toutes les causes de mortalité).
2. Intégration de l'effet rattrapage : inclusion de l'effet rattrapage dans le modèle de mortalité.
3. Calibrage des taux de mortalités « autres causes » : calibrage des autres paramètres $\beta_{c_i}^o$ et κ_t^o relatifs aux autres causes climatiques permettant d'obtenir les taux de mortalités globaux.

$$\ln(\mu_{c_i,t}) = \alpha_{c_i} + \beta_{c_i}^o \kappa_t^o + \delta_{c_i}^c C_t \quad (4.7)$$

4.3.1 Etape 1 : estimation de la mortalité relative au risque climatique

La première étape du calibrage du modèle se divise en trois sous parties. La première consiste à la construction de l'indicateur climatique C_t effectuée en partie 4.1.

La deuxième, concerne le paramètre α_{c_i} . Ce coefficient est calculé en appliquant un modèle de Lee Carter classique, sur les données de la HMD pour la France. Le package utilisé pour estimer les coefficients de Lee Carter est `StMoMo`¹⁷, pour Stochastic Mortality Modelling. Ce package permet entre autre de modéliser le modèle de Lee Carter ou de Cairns-Blake-Dowd. Ce paramètre reflète la structure de mortalité par tranche d'âge. Dans le cadre de l'étude, ce paramètre est présenté selon les trois classes d'âges et pour les années définies en préambule de cette section (Figure 4.5).

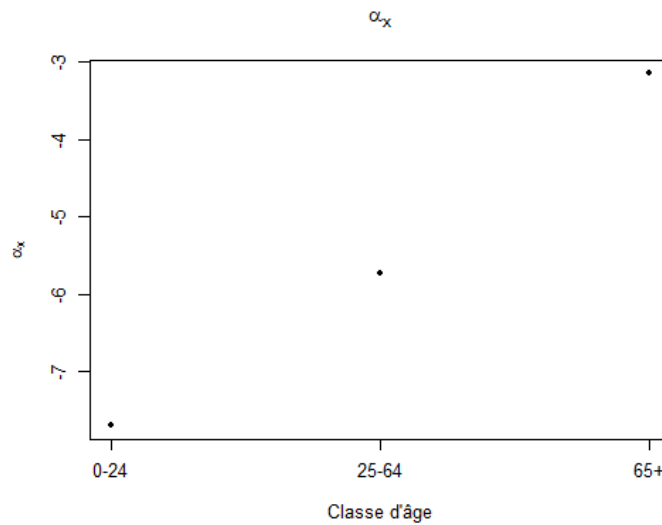


FIGURE 4.5 – Paramètre α_x pour les trois classes d'âge

Enfin, on note $R_{c_i,t}^{\sim}$ les résidus du modèle (Équation (4.8)) où $\mu_{c_i,t}^{\sim}$ est le taux de décès de la cause climatique pour la tranche i , à l'année t .

$$R_{c_i,t}^{\sim} = \ln(\mu_{c_i,t}^{\sim}) - \alpha_{c_i} - \delta_{c_i}^c C_t \quad (4.8)$$

Le paramètre $\delta_{c_i}^c$ est estimé selon un algorithme de minimisation. Le but est de trouver le $\delta_{c_i}^c$ rendant minimal les résidus du modèle par la méthode des moindres carrés (Équation (4.9)).

$$\arg \min_{\delta_{c_i}^c} \left(\sum_{i=0}^2 (\ln(\mu_{c_i,t}^{\sim}) - \alpha_{c_i} - \delta_{c_i}^c C_t)^2 \right) \quad (4.9)$$

La méthode sur R permettant de trouver le $\delta_{c_i}^c$ optimal est `optim()`, fonctionnant en utilisant la méthode d'optimisation non linéaire de Nelder-Mead. Il s'agit d'une méthode numérique heuristique dont le but est de minimiser une fonction continue dans un espace à plusieurs dimensions. La méthode travaille sur un polytope : il s'agit d'une fonction de n variables. L'algorithme choisit $n+1$ points et les fait évoluer par extension ou contraction à chaque itération afin d'accéder au minimum.

Afin de mieux capter les effets des pics de mortalité présents sur les courbes de décès, une fonction permettant d'amplifier les pics de mortalités est introduite. Pour ce faire, une fonction

¹⁷Lien : <https://cran.r-project.org/web/packages/StMoMo/StMoMo.pdf>

de détection de pics est appliquée lors de la minimisation des écarts au carré du paramètres $\delta_{c_i}^c$ selon l'Équation (4.10).

$$\arg \min_{\delta_{c_i}^c} \left(\sum_{i=0}^2 (\omega_{i,t} (\ln(\mu_{c_i,t}) - \alpha_{c_i} - \delta_{c_i}^c C_t))^2 \right) \quad (4.10)$$

Le vecteur de poids $\omega_{i,t}$ est calculé à l'aide d'une fonction qui détecte les poids. Au point k , si la valeur précédente ($k-1$) et suivante ($k+1$) sont inférieures à celle en k , alors le point k est considéré comme étant un pic. Cette fonction de poids est appliquée aux taux de décès de la cause climatique en question, sur chaque tranche d'âge. Cela permet donc de considérer les variations de décès dus à la cause, et d'en augmenter les impacts dans la minimisation de $\delta_{c_i}^c$. Le vecteur de poids est construit selon l'Équation (8.11) où $\mu_{c_i,t-1}$ est le taux de décès de la cause climatique pour la tranche i , à l'année t .

$$\omega_{i,t} = \begin{cases} 10 \times \left| \frac{\mu_{c_i,t}}{\mu_{c_i,t-1}} \right| & \text{si pic détecté,} \\ 1 \times \left| \frac{\mu_{c_i,t}}{\mu_{c_i,t-1}} \right| & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4.11)$$

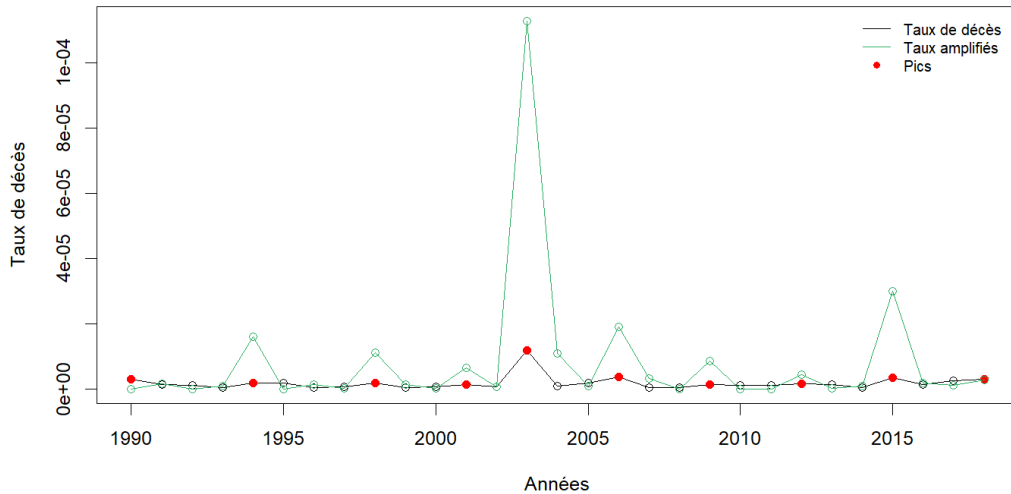


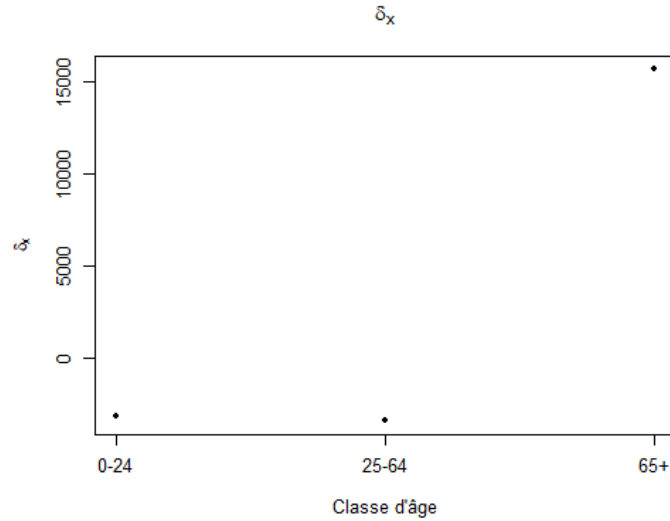
FIGURE 4.6 – Vecteur de poids pour la tranche d'âge 65 ans et plus

Les pics en rouge sont ceux détectés par la fonction de détection de poids sur la tranche d'âge 65+ (Figure 4.6). La courbe verte présente le vecteur de poids qui sera introduit dans la minimisation (Équation (8.11)) de $\delta_{c_i}^c$. Les pics sont alors amplifiés et permettent d'obtenir un $\delta_{c_i}^c$ (Figure 4.7).

4.3.2 Etape 2 : prise en compte de l'effet rattrapage

L'étape de calibrage portée sur les paramètres de l'effet rattrapage est également faite en utilisant une minimisation des moindres carrés. A l'inverse de l'étape précédente, les taux réels de mortalité sont considérés ainsi que l'indicateur climatique défini en partie 4.2.2. On note à présent les résidus $R_{c_i,t}$ (Équation (4.12)) où $\mu_{c_i,t}$ est le taux de décès de la cause climatique pour la tranche i , à l'année t ; et où C_t^R est l'indicateur climatique avec les paramètres à estimer contenant l'effet rattrapage.

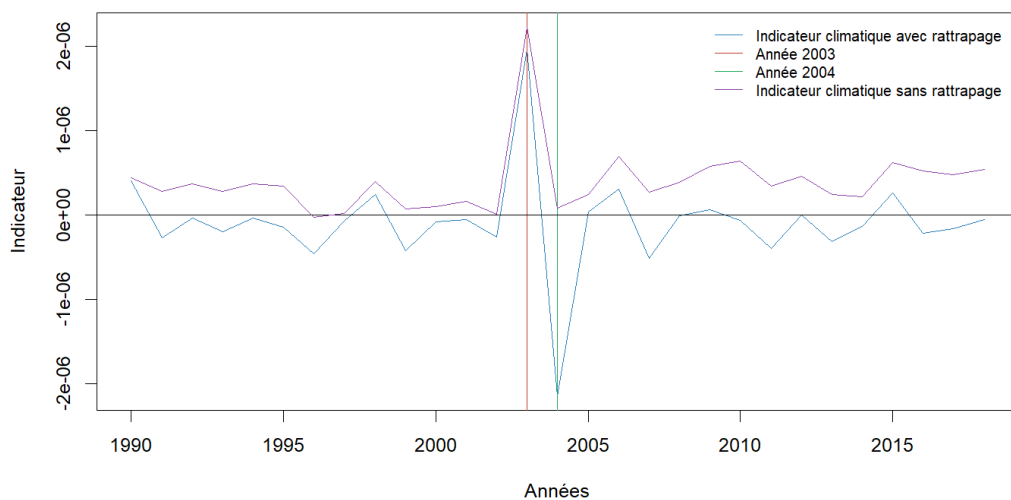
$$R_{c_i,t} = \ln(\mu_{c_i,t}) - \alpha_{c_i} - \delta_{c_i}^c C_t^R \quad (4.12)$$

FIGURE 4.7 – Paramètre δ_{c_i} suite à la minimisation

La minimisation de l'Équation (4.13) est faite à l'aide de l'algorithme de minimisation de Brent, permettant d'effectuer une minimisation à deux inconnues. Les paramètres estimés sont $\alpha = 0,9324$ et $\beta = -0,9482$. Ils sont en adéquation avec ce que l'on attendait. Le paramètre α est inférieur à 1 et module donc l'effet climatique de l'année tandis que β amplifie l'effet rattrapage attendu aux années précédentes.

$$\arg \min_{\alpha, \beta} \left(\sum_{i=0}^2 (\ln(\mu_{c_i, t}) - \alpha_{c_i} - \delta_{c_i}^c C_t^R)^2 \right) \quad (4.13)$$

L'année 2003 est marquée par une période caniculaire avec un excès de décès. L'année suivante, on s'attend à un rattrapage qui est très bien modélisé sur la Figure 4.8 par un pic négatif. Cet indicateur représente les sur-mortalités et sous-mortalités selon les années. A titre de comparaison, l'indicateur ne tenant pas compte de l'effet rattrapage est également tracé et confirme ces observations.

FIGURE 4.8 – Illustration de l'indicateur C_t^R incluant l'effet rattrapage

4.3.3 Etape 3 : calibrage des résidus finaux

Enfin, la dernière étape porte sur les résidus du modèle. Pour ce faire, les paramètres sont convertis en paramètres continus âge par âge (Équation (4.14)).

$$\ln(\mu_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x^o \kappa_t^o + \delta_x^c CI_t \quad (4.14)$$

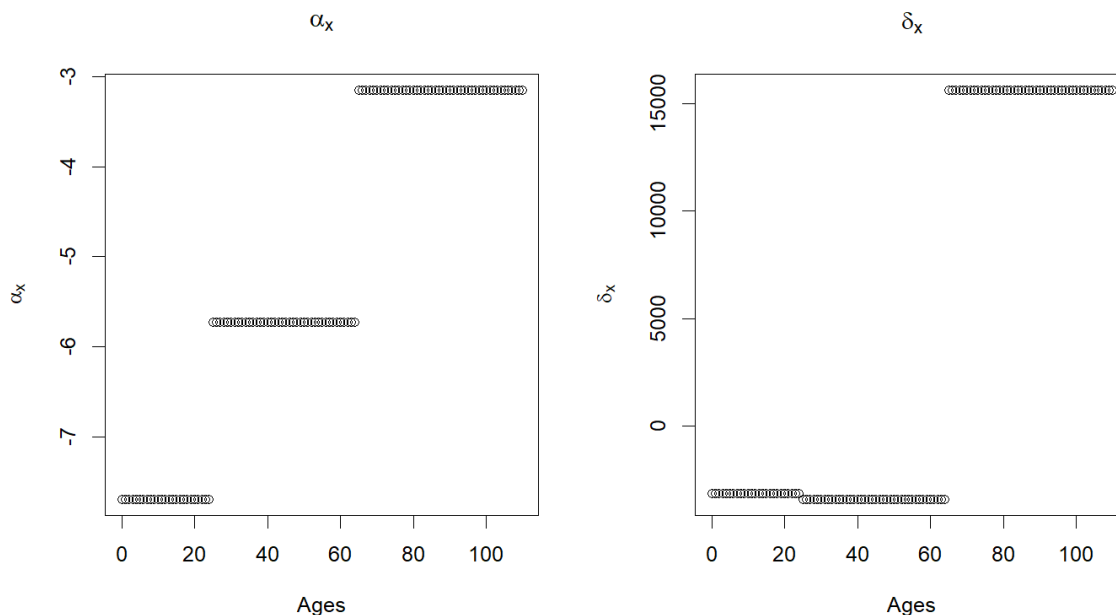
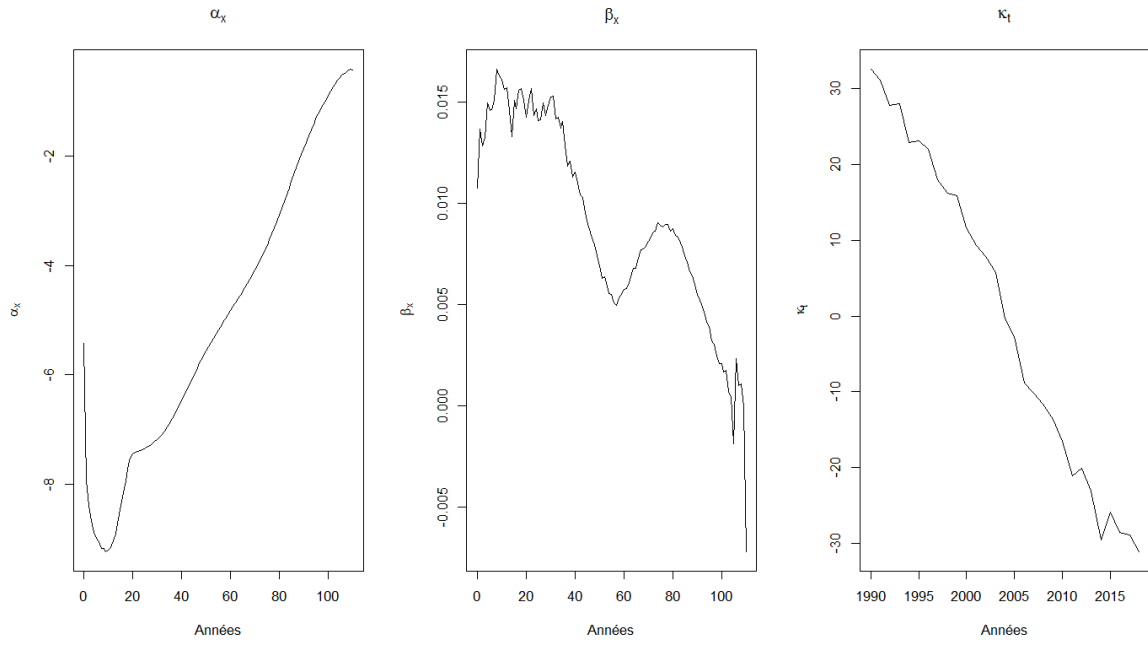
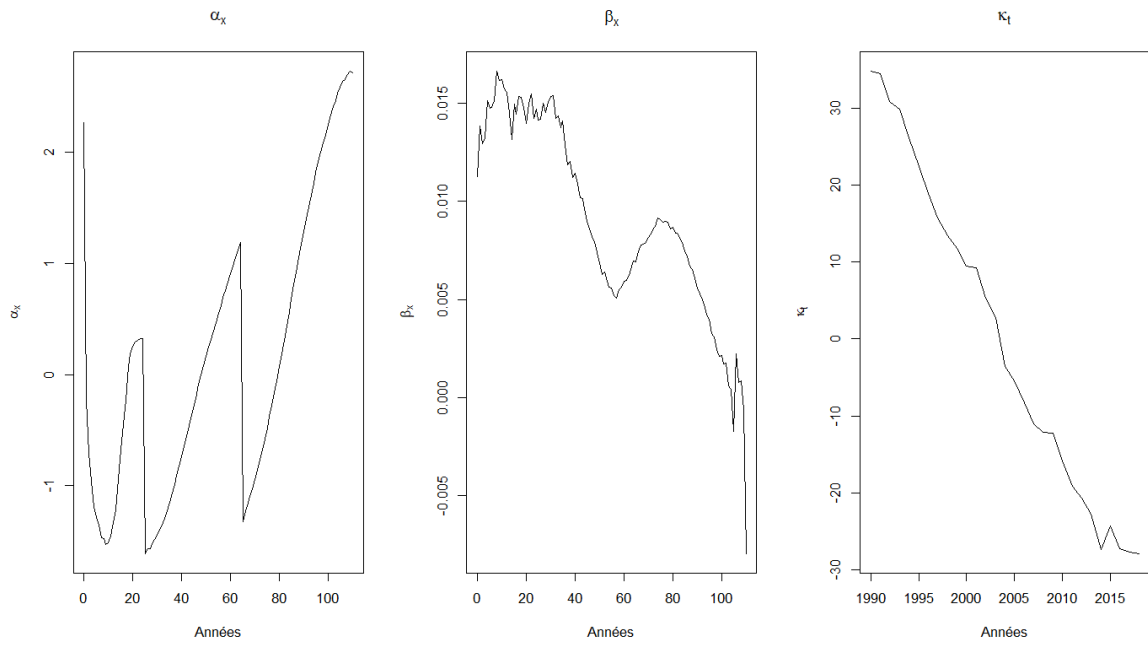


FIGURE 4.9 – Paramètres α_x et δ_x^c continus

Le paramètre α_x n'est pas considéré dans les résidus car il apporte une mauvaise modélisation à cause de sa modélisation par tranche. Les coefficients α_x , β_x^o et κ_t^o sont donc estimés en utilisant à nouveau une méthode de Lee-Carter résidus (Équation (4.15)).

$$R_{x,t} = \ln(\mu_{x,t}) - \delta_x^c CI_t \quad (4.15)$$

Les paramètres finaux suite au modèle de Lee-Carter sont obtenus et viennent clôturer le calibrage du modèle (Figure 4.10). Le coefficient κ_t^o ne contient donc plus de pics pour l'année 2003 représentatif de la canicule. Ce paramètre permet donc d'expliquer la mortalité générale autre que celle engendrée la cause climatique liée aux températures élevées au cours du temps. La Figure 4.11 présente les paramètres en considérant le α_x dans les résidus. Le paramètre estimé par le modèle de Lee-Carter n'est pas cohérent avec la forme d'un coefficient attendu. En effet, la forme du α_x continu présente de fortes irrégularités et apporte des biais dans la suite de la modélisation.

FIGURE 4.10 – Coefficients α_x , β_x^o et κ_t^o FIGURE 4.11 – Coefficients α_x , β_x^o et κ_t^o en considérant le α_x continu

4.4 Présentation des taux de décès du modèle climatique

Dans cette section sont présentés les résultats du modèle de Lee-Carter adaptés à la cause climatique des températures élevées. Le modèle de Lee-Carter climatique (tracé en rouge) est comparé aux taux de décès réels (en bleu) et à une modélisation de Lee-Carter standard (en vert) appliquée aux taux réels, pour l'âge de 82 ans (Figure 4.12). Les taux présentés sont également tracés pour les âges 20, 30, 40, 50, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 80 et 95 ans (Annexe B).

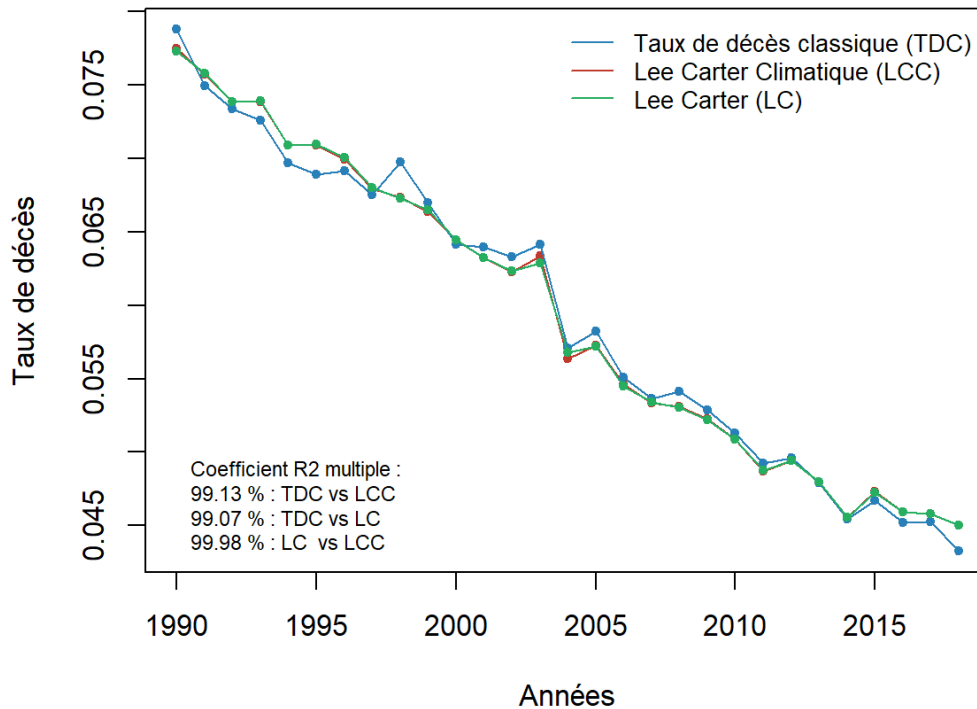


FIGURE 4.12 – Taux de décès à l'âge 82 ans

En indicateur, les R^2 multiples sont calculés et affichés dans le coin inférieur gauche des graphiques (TDC vs LCC signifie le score R^2 entre les taux réels et le Lee-Carter climatique).

Sur 61,8% des âges compris entre 0 et 110 ans, le modèle climatique présente un meilleur R^2 par rapport aux taux réels que le modèle de Lee-Carter standard. En considérant une marge de tolérance de 0,5%, la version climatique est meilleure au sens du R^2 sur 93,6% (Figure 4.13). Les âges élevés présentent une meilleure adéquation.

TABLE 4.3 – Tableau représentant les valeurs d'adéquations statistiques des modèles

	$MAPE$		R^2	
	Lee Carter	Modèle climatique	Lee Carter	Modèle climatique
0-24	7,22%	7,21 %	91,70 %	91,79 %
25-64	4,36 %	4,31 %	95,48 %	95,59 %
65+	4,09 %	4,02 %	75,80 %	76,97 %
Tous les âges	4,89 %	4,84 %	85,39 %	85,94 %

Une mesure permettant de juger l'adéquation de notre modèle vis à vis des taux réels et celui de Lee Carter est calculée grâce à la MAPE (Définition 2). Cette mesure permet de

calculer la moyenne des écarts en valeur absolue par rapport aux valeurs théoriques observées. La MAPE coïncide avec la mesure du R^2 et valide les tranches d'âges du modèle climatique contre le Lee Carter (Table 4.3). Sur les différentes classes d'âges ainsi que sur la totalité des âges, la version climatique est en meilleure adéquation avec les taux réels que le modèle de Lee-Carter classique.

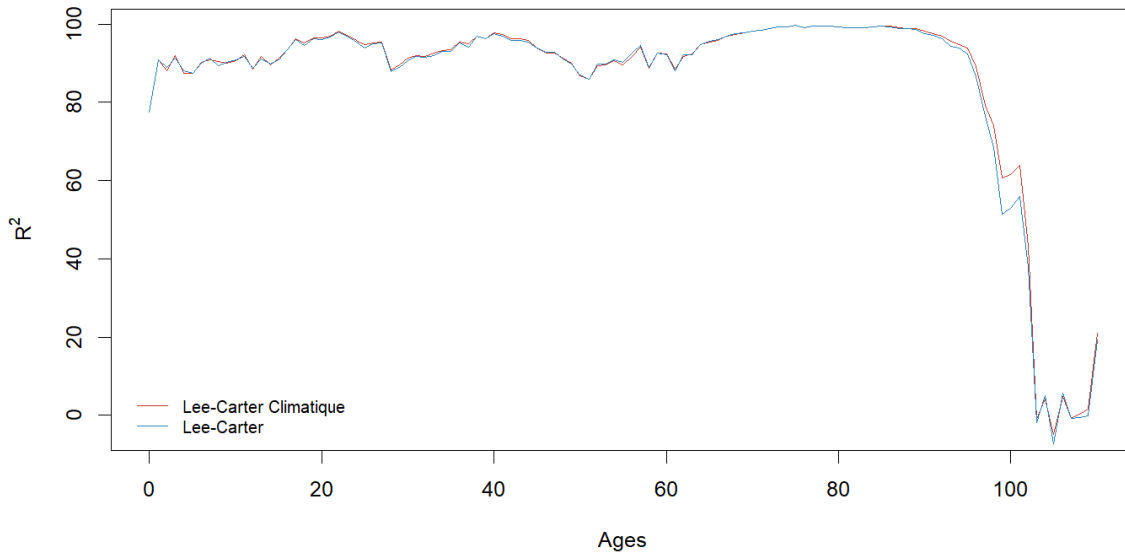


FIGURE 4.13 – Adéquation entre le modèle climatique et un Lee-Carter standard par rapport aux taux réels

Afin de mesurer l'adéquation du modèle, nous aurions pu utiliser une comparaison Out of Sample. Comme l'intervalle d'étude comporte peu d'années et est soumis à de grandes variations dues aux pics de mortalité, nous n'avons pas souhaité utiliser une méthode de ce type.

4.5 Projections

4.5.1 Processus auto-régressifs

Le but de cette sous-section va être de définir la méthode de régression que l'on va appliquer afin de projeter dans le futur les taux de décès calculés. Afin de projeter ces séries temporelles, on utilisera des processus auto-régressifs. Les processus auto-régressifs sont des modèles de régressions adaptés pour les séries temporelles permettant d'expliquer la série en question par ses valeurs passées plutôt que par des variables externes.

Définition 6. Un processus stochastique, noté $(X_t(\omega), \omega \in \Omega, t \in \mathbb{R})$, est une séquence ordonnée de variables aléatoires définies sur un espace probabilisé (Ω, F, \mathbb{P}) avec

- Ω l'ensemble dénombrable des éventualités.
- F un σ -algèbre représentant les événements.
- \mathbb{P} une mesure de probabilité telle que $\mathbb{P}(A)$ donne la probabilité de l'événement A .

Par la suite, $(X_t(\omega), \omega \in \Omega, t \in \mathbb{R})$ sera noté $(X_t)_{t \in \mathbb{R}}$ ou X_t . Le processus stochastique est noté $(X_t)_{t \in \mathbb{R}}$ en temps continu et $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ en temps discret.

Définition 7. On appelle processus auto-régressif d'ordre p , usuellement noté $AR(p)$, un processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$, vérifiant une relation du type :

$$X_t = a + \sum_{i=0}^p \phi_i X_{t-i} + \epsilon_t, \forall t \in \mathbb{Z} \quad (4.16)$$

où $a, \phi_i \in \mathbb{R}$ et ϵ_t est un bruit blanc de variance σ^2 .

Dans la Définition 7, l'ordre p correspond au *lag*. Il s'agit du nombre de variables temporelles que l'on souhaite avoir pour expliquer celle en t . Un processus d'ordre 1 s'écrira selon la Définition 8. On parlera de processus $AR(1)$ et on aura uniquement la variable temporelle à l'ordre $t - 1$.

Définition 8. On appelle processus auto-régressif d'ordre 1, usuellement noté $AR(1)$, un processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$, vérifiant une relation du type :

$$X_t = a + \phi_1 X_{t-1} + \epsilon_t, \forall t \in \mathbb{Z} \quad (4.17)$$

où $\phi_1 \in \mathbb{R}$ et ϵ_t est un bruit blanc de variance σ^2 .

Les taux de décès de l'Équation (4.14) comportent trois paramètres temporels. Il sera donc intéressant d'utiliser un modèle permettant d'expliquer la série des taux conjointement à l'aide des trois paramètres, et des corrélations présentes entre ces paramètres. Pour cela, l'utilisation d'un modèle VAR (Vector autoregressive) sera nécessaire. Ce modèle fonctionne de la même manière qu'un processus AR, à la différence près qu'il s'écrit en dimension supérieure à 1.

Définition 9. On appelle processus vecteur auto-régressif d'ordre p , usuellement noté $VAR(p)$, un processus $(X_{k,t})_{k,t \in \mathbb{Z}}$, vérifiant une relation du type :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} X_{1,t} \\ X_{2,t} \\ \vdots \\ X_{k,t} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,1}^1 & a_{1,2}^1 & \cdots & a_{1,k}^1 \\ a_{2,1}^1 & a_{2,2}^1 & \cdots & a_{2,k}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k,1}^1 & a_{k,2}^1 & \cdots & a_{k,k}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1,t-1} \\ X_{2,t-1} \\ \vdots \\ X_{k,t-1} \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} a_{1,1}^p & a_{1,2}^p & \cdots & a_{1,k}^p \\ a_{2,1}^p & a_{2,2}^p & \cdots & a_{2,k}^p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k,1}^p & a_{k,2}^p & \cdots & a_{k,k}^p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1,t-p} \\ X_{2,t-p} \\ \vdots \\ X_{k,t-p} \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} \epsilon_{1,t} \\ \epsilon_{2,t} \\ \vdots \\ \epsilon_{k,t} \end{bmatrix} \quad (4.18) \end{aligned}$$

où k est le nombre de séries temporelles présentes, $\epsilon_{k,t}$ le bruit blanc associée à la série temporelle k .

Définition 10. On appelle processus vecteur auto-régressif d'ordre 1, usuellement noté $VAR(1)$, un processus $(X_{k,t})_{k,t \in \mathbb{Z}}$, vérifiant une relation du type :

$$\begin{bmatrix} X_{1,t} \\ X_{2,t} \\ \vdots \\ X_{k,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,1}^1 & a_{1,2}^1 & \cdots & a_{1,k}^1 \\ a_{2,1}^1 & a_{2,2}^1 & \cdots & a_{2,k}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k,1}^1 & a_{k,2}^1 & \cdots & a_{k,k}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1,t-1} \\ X_{2,t-1} \\ \vdots \\ X_{k,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{1,t} \\ \epsilon_{2,t} \\ \vdots \\ \epsilon_{k,t} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

4.5.2 Calibrage et résultats

Dans le cas des travaux de ce mémoire, deux processus sont utilisés pour projeter les séries temporelles T_t^{35} , T_t^{40} et κ_t^o du modèle climatique (présentées en Figure 4.14) et le κ_t^o du Lee-Carter classique. Des processus ayant un lag 1 seront utilisés.

Un premier processus concerne le modèle climatique. Pour ce modèle, on souhaite utiliser un processus permettant de projeter conjointement les trois séries en adéquation avec la Définition 10. L'équation proposée sera la suivante (4.20) :

$$\begin{bmatrix} T_t^{35} \\ T_t^{40} \\ \kappa_t^o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_{t-1}^{35} \\ T_{t-1}^{40} \\ \kappa_{t-1}^o \end{bmatrix} + C \begin{bmatrix} \epsilon_{1,t} \\ \epsilon_{2,t} \\ \epsilon_{3,t} \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

où :

- le vecteur (μ_1, μ_2, μ_3) est la moyenne de la différence entre $(T_t^{35}, T_t^{40}, \kappa_t^o)$ et $(T_{t-1}^{35}, T_{t-1}^{40}, \kappa_{t-1}^o)$,
- Σ est la matrice de variance-covariance de $(T_t^{35}, T_t^{40}, \kappa_t^o) - (T_{t-1}^{35}, T_{t-1}^{40}, \kappa_{t-1}^o)$,
- C est la matrice décomposition de Cholesky de Σ tel que $\Sigma = CC^{-1}$,
- la matrice $(\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \epsilon_{3,t})$ est simulée par lois normales.

Un second processus concerne le modèle de Lee-Carter classique pour projeter le κ_t . Pour cette projection, on utilise le AR(1) classique selon l'Équation (4.21) :

$$\kappa_t = \theta + \kappa_{t-1} + \epsilon_t \quad (4.21)$$

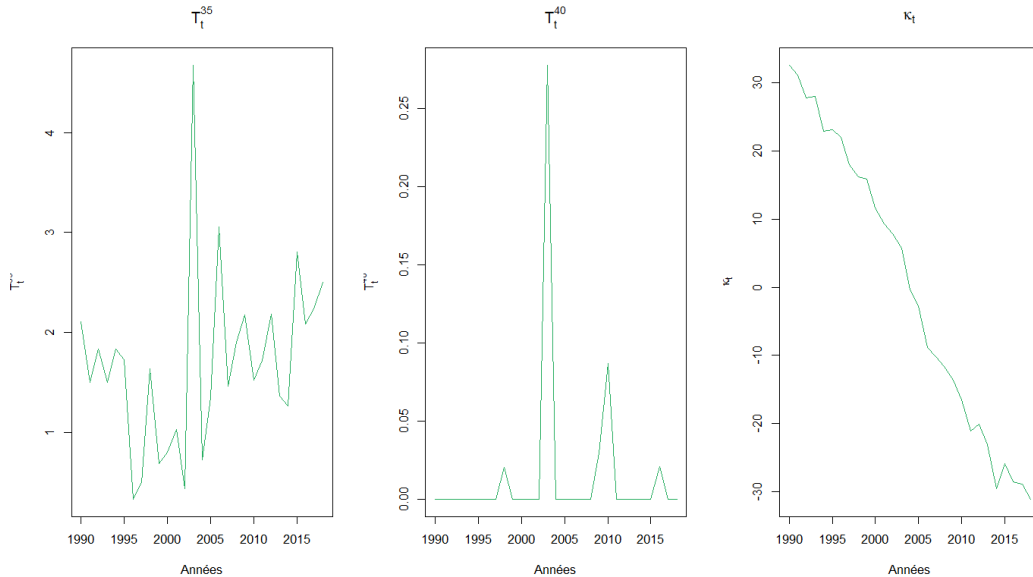


FIGURE 4.14 – Séries temporelles présente dans l'Équation de Lee Carter Climatique

Comme le but final est d'obtenir des chocs à 1 an, une prolongation avec bruit est effectuée avec horizon 1 an uniquement puis en moyenne pour les années suivantes. Afin de construire les taux de mortalité projetés à horizon 1 an en utilisant les projections des séries temporelles selon les Équations (4.20),(4.21). Pour cela, la projection du modèle de Lee-Carter climatique est construite en utilisant les valeurs des séries temporelles à horizon 1 an, ainsi qu'une projection du modèle de Lee Carter classique grâce à l'utilisation du package `StMoMo` et de la fonction `forecast()` à un horizon d'un an. Les taux de mortalité projetés sont très proches (Figure

4.15), ce qui est cohérent avec le R^2 calculé précédemment. Néanmoins, le modèle climatique est en moyenne supérieur de 0,76% sur l'intervalle d'âge entier contre le modèle de Lee-Carter classique. Les tranches 40-65 et 65-90 présentent des augmentations moyennes de 0,11% et 1,37% respectivement pour le modèle climatique (Figure 4.16, gauche). L'impact de la cause est tracé en Figure 4.16 (droite) et reflète bien l'impact de l'âge selon la cause. En effet, plus l'âge des individus augmente, plus ils sont sensibles aux températures hautes.

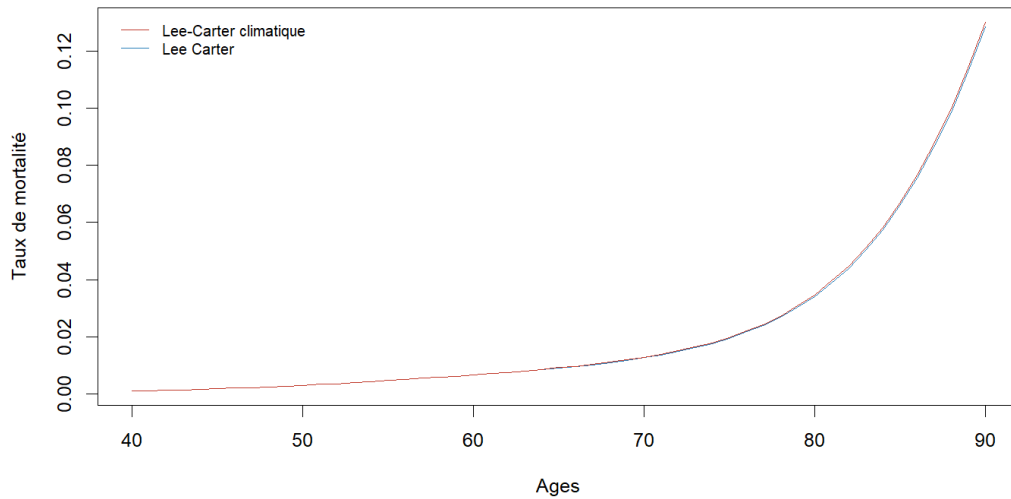


FIGURE 4.15 – Projections des taux à 1 an

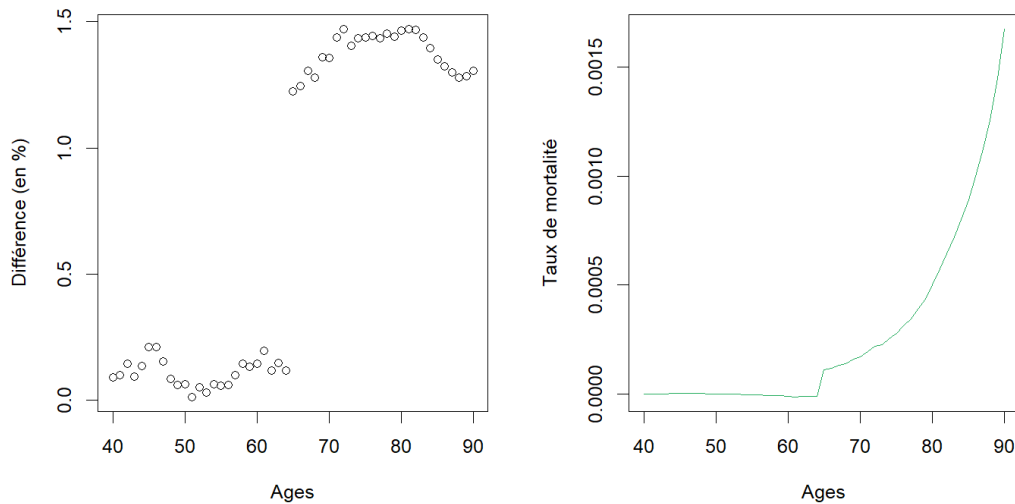


FIGURE 4.16 – Différence relative entre les projections (à gauche) et impact de la cause climatique (à droite)

4.6 Calcul de chocs à 1 an

La méthode utilisée pour calculer les valeurs de chocs à horizon 1 an est celle utilisée par l'EIOPA dans son rapport (EIOPA 2018), reprise dans un White Paper de Milliman (MILLIMAN 2020). Cette méthode comporte 3 étapes :

1. La première étape est celle décrite en partie 4.5 afin de projeter des tables de taux de mortalité à différents horizons. On fixe le nombre de simulations à 5 000. Les 5 000 tables ont donc été projetées à horizon 1 an pour les deux modèles (Lee-Carter classique et climatique).
2. L'étape suivante consiste à calculer les espérances de vie résiduelles de chaque table. Les espérances de vie sont calculées pour chaque âge en fonction de la fonction de survie déterminée par les tables de mortalité simulées. La réalisation du percentile 0,5 des espérances de vie de la cohorte est ensuite calculée. Puisque la sensibilité à la mortalité peut être capturée par les changements dans les espérances de vie, ces chocs optimaux peuvent être déterminés en analysant leur impact sur les espérances de vie. L'Équation (4.22) présente la manière de calculer l'espérance résiduelle choquée de valeur h à l'âge x pour l'année t .

$$e_x^h(t) = \frac{1}{2} + \sum_{k=1}^{+\infty} \prod_{s=0}^{k-1} (1 - (1+h)q_{x+s}(t+s)) \quad (4.22)$$

3. Enfin, le choc optimal minimisant la distance entre l'espérance de vie du scénario central (non choqué) et la réalisation du centile 0,5 est calculé pour chaque âge selon l'Équation (4.23).

$$h_{\text{inf}}(x) = \operatorname{argmin}_{h \in]-1, 1[} \left(e_x^h(t) - e_x^{0,5\%}(t) \right)^2 \quad (4.23)$$

Pour estimer les valeurs de chocs entre les deux modèles selon la méthode précédente, les âges entre 40 ans et 90 ans sont privilégiés. La méthode est ensuite appliquée sur les 5 000 simulations.

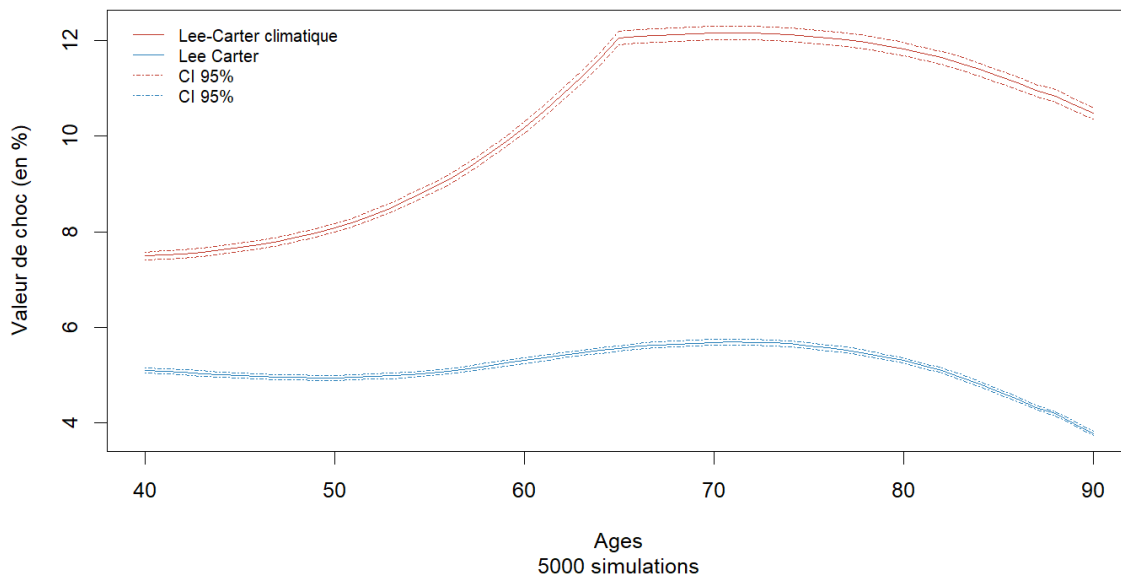


FIGURE 4.17 – Valeurs de chocs sur les âges allant de 40 à 90 ans

Les chocs de mortalité sont en adéquation avec les résultats précédents. On retrouve donc bien une augmentation des valeurs de chocs avec le modèle climatique par rapport au modèle de Lee-Carter classique (Figure 4.17). Sur l'intervalle d'âge considéré, les taux sont supérieurs en moyenne de 5,82 % avec le modèle climatique (Table 4.4). Sur un découpage en deux tranches d'âges : actifs (40-65 ans) et retraités (65-90), on obtient respectivement une augmentation moyenne de 4,22 % et 7,31 % sur les chocs de mortalité par le modèle climatique.

TABLE 4.4 – Tableau représentant les chocs moyens sur différentes tranches d'âges

	Lee-Carter	Lee-Carter climatique	Variation ¹⁸
40-65	5,25 %	9,51 %	+ 4,22 %
65-90	5,33 %	12,64 %	+ 7,31 %
Tous les âges	5,29 %	11,11 %	+ 5,82 %

Un intervalle de confiance a également été calculé afin d'évaluer la sensibilité de choc. La méthode utilisée construit un intervalle autour des chocs moyens calculés par âge lors des 5 000 simulations. Cet intervalle est au seuil de 95% et est construit selon la Définition 11.

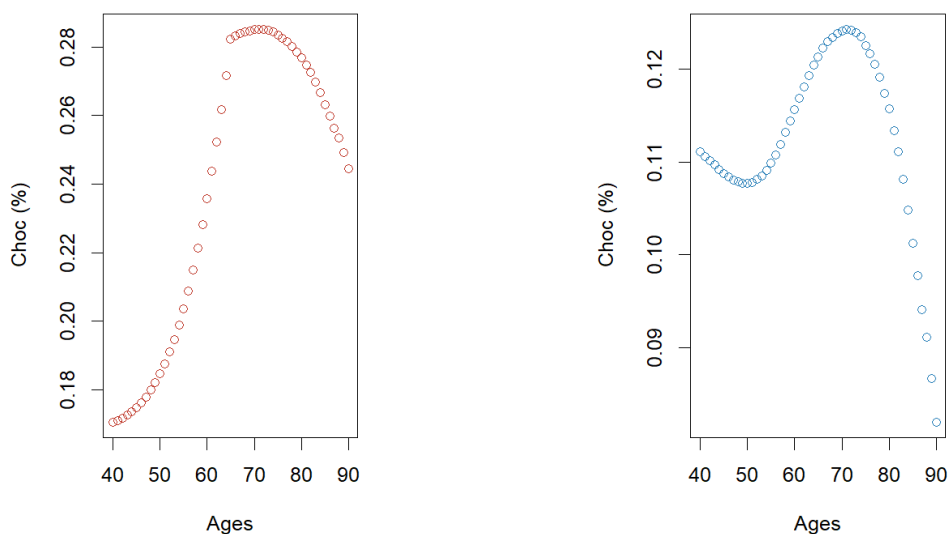
Définition 11. Un intervalle de confiance de la moyenne m au risque α est :

$$\left[Z_n - u_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}; Z_n + u_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$$

Pour construire cet intervalle, des observations de loi Z_n avec une espérance m et un écart type $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$. Afin de calculer un intervalle d'erreur autour de la moyenne, une loi normale centrée et réduite Y_n à partir de Z_n est construite, tel que : $Y_n = \frac{Z_n - m}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$.

Ensuite, on considère la probabilité α que Y_n ne soit pas compris dans $[-u_\alpha; u_\alpha]$ tel que :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(-u_\alpha \leq Y_n \leq u_\alpha) &= 1 - \alpha \\ \Leftrightarrow \mathbb{P}\left(Z_n - u_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq m \leq Z_n + u_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) &= 1 - \alpha \end{aligned}$$



(a) Modèle climatique

(b) Modèle classique

FIGURE 4.18 – Taille de l'intervalle de confiance au seuil de 95%

L'intervalle de confiance pour le modèle climatique a une taille moyenne de 0,24% contre 0,11%. On peut donc considérer ces valeurs comme étant le risque d'erreur du choc à la moyenne au seuil de 95%. Le choc moyen sur l'intervalle d'âge d'étude est donc de $11,11 \pm 0,24\%$ pour le modèle climatique et de $5,29 \pm 0,11\%$ avec le modèle classique de Lee-Carter (Figure 4.18).

Point d'attention :

Il faut tout de même considérer d'autres risques pouvant influencer sur les niveaux de chocs trouvés comme :

1. Risque de tendance : il s'agit de l'incertitude quant aux changements potentiels des tendances à long terme, liés par exemple aux progrès de la médecine ou aux modifications du mode de vie.
2. Risque de niveau : il s'agit du risque de mauvaise estimation des hypothèses actuelles, en raison par exemple de données limitées ou d'une segmentation inappropriée.
3. Risque de volatilité : fluctuations des taux de mortalité autour de la tendance et incertitude des résultats de mortalité dans le portefeuille.

Par exemple, l'adaptation des humains aux températures élevées n'a pas été considérée au sein de ce mémoire. Dans le cadre d'un calcul de choc à horizon 1 an, cette considération n'impactera pas grandement les valeurs de chocs. Néanmoins, si nous avions voulu utiliser ce modèle sur de la projection long terme (à horizon 2040 ou 2050 par exemple), nous pourrions nous demander comment les humains s'adaptent aux températures élevées (migration, climatisation, meilleure protection, etc.).

4.7 Autres choix de calibrages

Lors de la construction du modèle climatique, des questions sur les choix de calibrage se sont posées, et notamment de savoir s'il était possible de considérer ou non un modèle à âges continus dès le départ. De plus, la considération d'autres choix permettrait de vérifier si d'autres approches mèneraient à des résultats plus performants que ceux trouvés avec la méthode développée.

Dans cette partie sont présentés trois choix de calibrage présentant des biais menant à des résultats non cohérents ou simplement moins bons que ceux obtenus avec le modèle présenté dans ce chapitre. Celui-ci sera nommé **M1**. La Table récapitulative 4.5 présente de manière succincte différents indicateurs sur les différents choix de calibrage. L'indicateur R^2 présente le pourcentage d'âge où le modèle climatique a un coefficient R^2 supérieur au coefficient R^2 du modèle de Lee-Carter classique par rapport aux taux réels.

TABLE 4.5 – Alternatives de calibrage, présentés sur les âges allant de 40 à 90 ans

	M1	M2	M3 - V1	M3 - V2
R^2	61,80 %	40 %	26,36 %	43,64 %
R^2 avec marge de 0,5 % d'erreur	93,60 %	44,55 %	31,82 %	46,36 %
Commentaire	Modèle conservé.	Problème de poids sur les résidus.	Fonction de poids non linéaire, alors que le modèle l'est.	Résultats corrects mais meilleurs sur le M1.

Les modèles présentés sont calibrés ainsi :

1. M1 : modèle calibré par tranche d'âge puis par âge.
2. M2 : modèle calibré par âge puis par tranche d'âge et enfin par âge.
3. M3 : modèle calibré âge par âge :
 - V1 : avec fonction de poids.
 - V2 : sans fonction de poids.

Pour ces choix de calibrage, l'unique étape ne changeant pas est la construction de l'indicateur climatique (paramètres a , b et c). Les paramètres de rattrapage seront ré-estimés dans chaque méthode.

4.7.1 Choix M2

L'étape 2 de ce modèle est calibré âge par âge. Cela signifie que le Lee Carter est appliqué afin de trouver le paramètre α_x de manière continue (Figure 4.19a).

A la suite de cette étape, le calibrage est considéré par tranche d'âge, pour calculer les paramètres $\delta_{c_i}^c$ (Figure 4.19b) et les paramètres de rattrapage α et β . Ces derniers paramètres sont respectivement égaux à $-4,24$ et $-1,71$. L'indicateur de rattrapage ne représente pas vraiment l'effet rattrapage tel qu'il est défini précédemment (Figure 4.19c).

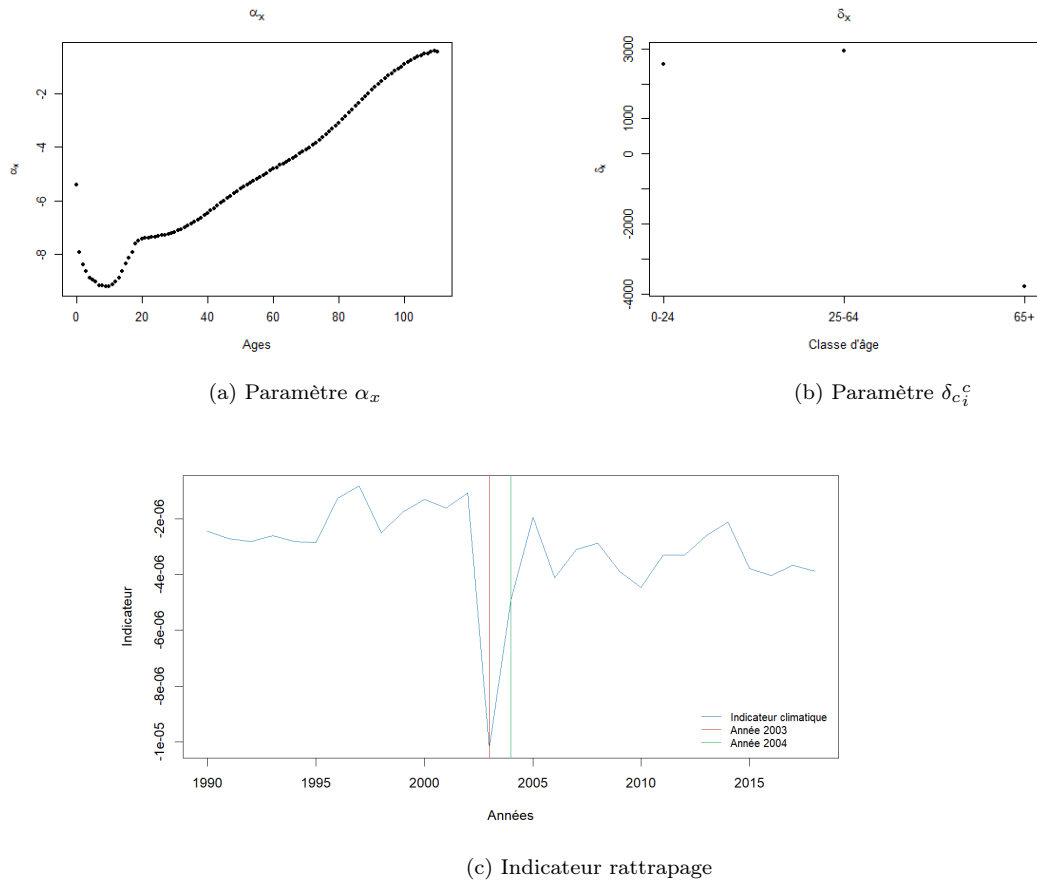


FIGURE 4.19 – Paramètres de calibrage du M2

La dernière étape est calibrée de manière continue. Le modèle de Lee Carter climatique est meilleur au sens du critère R^2 sur 40% des âges, et 44,55% des âges en considérant une erreur de 0,5% (Figure 4.20). Ce modèle n'est pas assez cohérent car trop de poids est porté sur les résidus à cause des choix de modélisations. En effet, pour la tranche d'âge 65+, un grand nombre d'âge sont présents avec des écarts très élevés, ce qui implique que le paramètre optimal va être calibré pour minimiser ces écarts très grands (qui vont alors plus peser que les écarts plus faibles). Dans le cas non continu, ces écarts sont calculés par tranche d'âges, ce qui va globalement donner un seul écart par tranche qui va être moyenné. C'est pour cela que cette version ne performe pas sur la catégorie des âges élevés, qui est la plus sujette à la cause.

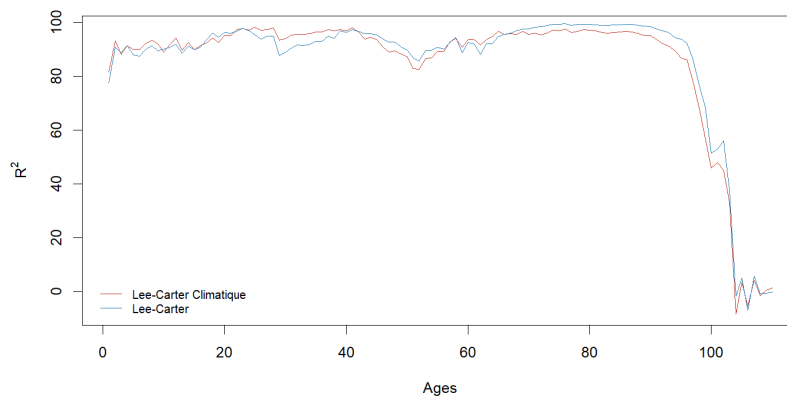


FIGURE 4.20 – Correspondance entre les deux modèles selon le M2

4.7.2 Choix M3

Le choix M3 se déroule entièrement de manière continue en deux sous-versions, une considérant une fonction de poids (V1) et une sans (V2). La version considérant les poids est en réalité calibrée sur la plus petite maille de données à disposition, c'est à dire sur des intervalles de 5 ans. En effet, la base GBD ne donne pas d'indications plus précises sur les données âge par âge. Le paramètre α_x calibré âge par âge est le même que celui calculé dans le choix M2 (Figure 4.21).

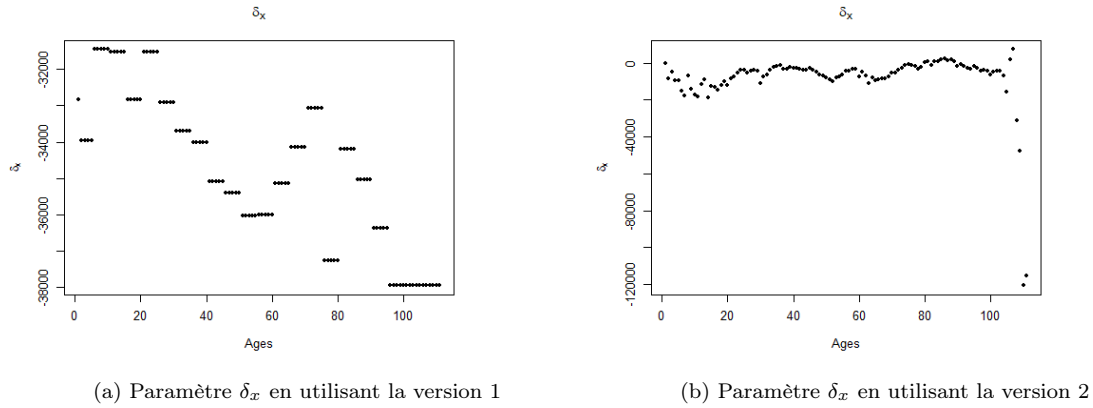
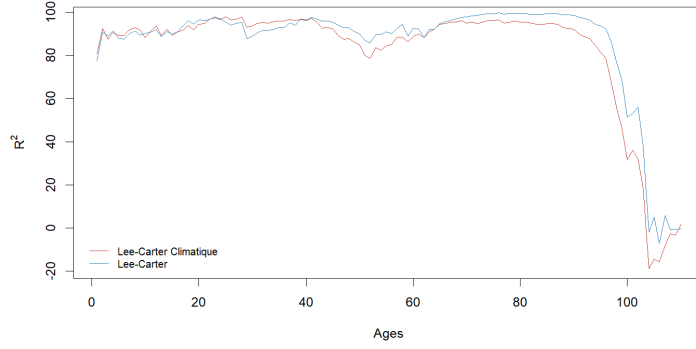


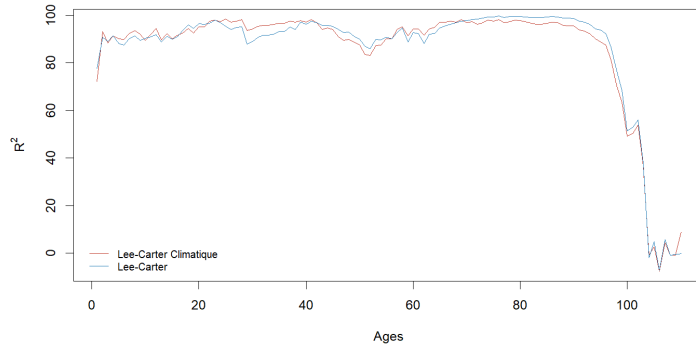
FIGURE 4.21 – Paramètres δ_x^c du M3

Les autres étapes du modèle sont calibrées âge par âge. Les niveaux de correspondances du R^2 avec le Lee Carter climatique sur le Lee Carter classique sont de 26,36% et de 43,64% pour les versions 1 et 2 (Figure 4.22).

Le principal défaut de la version 1 est que la fonction de pics n'est pas adaptée pour calculer des taux sur un modèle continu âge par âge. Elle implique une mauvaise correspondance sur les taux. La version 2 quant à elle est plutôt cohérente. Cette version aurait pu être conservée car elle ne présente pas de biais important. En revanche, le M1 présenté en partie 4.3 présente de meilleures correspondances.



(a) Version 1



(b) Version 2

FIGURE 4.22 – Correspondance entre les deux modèles selon le M3

Chapitre 5

Autres causes

Ce chapitre se concentre sur deux autres causes présentées dans le chapitre 2 : la pollution de l'air et la transmission de maladies vectorielles. Pour la première cause, le modèle développé dans le chapitre précédent est appliqué. Pour ce faire, un indicateur climatique est construit et des valeurs de chocs seront calculées après avoir calibré et projeté le modèle. Pour la seconde cause, n'ayant pas assez de volumétries de données, les valeurs de chocs d'un article traitant du sujet seront présentées (DRIF, ROCHE et VALADE 2020). Concernant la cause des températures basses, elle ne sera pas étudiée dans ce mémoire pour cause de volumétries négatives présentes dans la base GHD.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre permettra au lecteur d'obtenir des chocs de références sur les causes de la pollution de l'air ou de la transmission de maladies vectorielles.

5.1 Pollution de l'air

La seconde cause sélectionnée est celle portant sur la pollution de l'air. D'une manière similaire, la méthode vue en chapitre 4 pour cette cause est appliquée. La manière détaillée du processus de calibrage ne sera pas détaillée ; seuls les résultats ainsi que quelques Figures intéressantes le seront.

Notons que pour cette cause, l'impact sera moins prononcé. Cela s'explique par le fait qu'elle touche les individus majoritairement sur le long terme (plusieurs années). En effet, la pollution de l'air implique par exemple le développement de maladies respiratoires plus longues à soigner, et provoquant des frais de maladies ou de santé plus élevés. L'impact d'un assureur sur la partie des frais de santé ou des maladies serait donc plus élevé que sur la partie des décès.

5.1.1 Taux de décès et indicateur climatique

La première étape de calibrage de ce modèle est de construire un indicateur climatique permettant de faire le lien entre la partie climat et les décès associés cette cause. À l'inverse de la cause précédente, les courbes de taux de décès sont plutôt linéaires (Figure 5.1). Aucun pic de décès n'est présent dans les taux de mortalité.

Afin de construire l'indicateur climatique, des données provenant du Citepa sont utilisées - un centre technique de référence en matière de pollution atmosphérique et de changement climatique - dans le cadre du Système National d'Inventaires d'Émissions et de Bilans pour l'Atmosphère (SNIÉBA¹⁹). Des variables explicatives sont choisies en adéquation avec l'étude faite en partie 2.1.2 (Figure 5.2) :

- CO_2_e : Émissions (en Mt/an) de tous les gaz à effet de serre, en équivalent CO_2 .

¹⁹Lien : <https://www.citepa.org/fr/secten/>

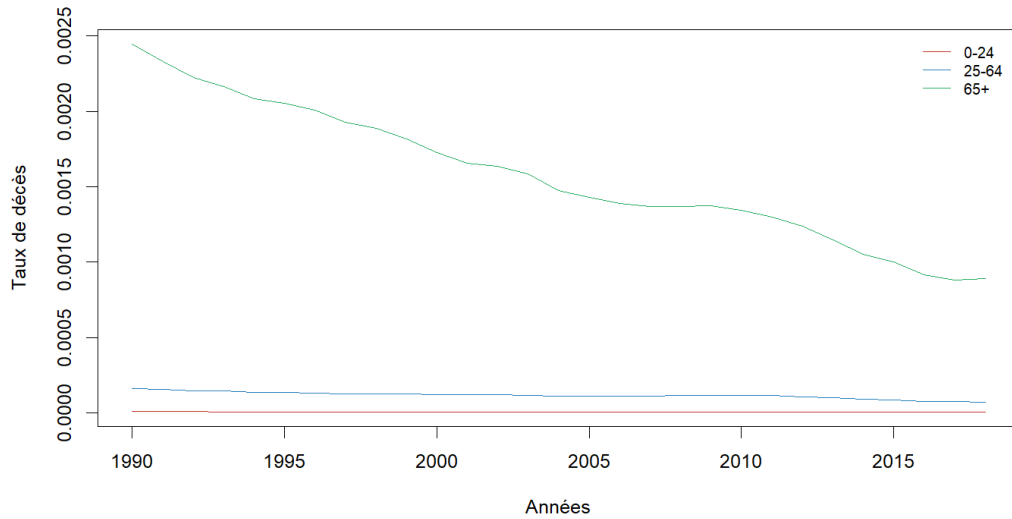


FIGURE 5.1 – Taux de mortalité pour les trois classes d'âge

- NO_x : Émissions (en kt/an) de NO_x (oxydes d'azote).
- PM_{10} : Émissions (en kt/an) de PM_{10} (poussières en suspension de diamètre inférieur à 10 μm).
- $PM_{2,5}$: Émissions (en kt/an) de $PM_{2,5}$ (poussières en suspension de diamètre inférieur à 2,5 μm).

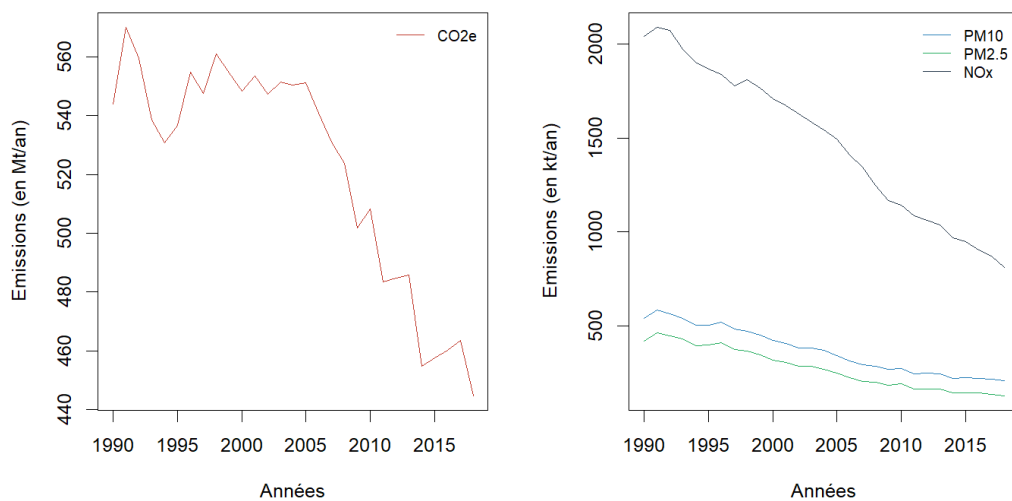


FIGURE 5.2 – Émissions des variables climatiques selon les années

Une corrélation forte est présente entre les variables $PM_{2,5}$ et PM_{10} . La variable PM_{10} est retirée afin de ne pas surcharger le modèle. Ensuite, la méthode de l'indicateur climatique est appliquée afin d'obtenir un index à deux variables ($CO2_e$ et NO_x) ayant un coefficient R^2 de 95,42% avec les taux de décès de la cause climatique (Figure 5.3).

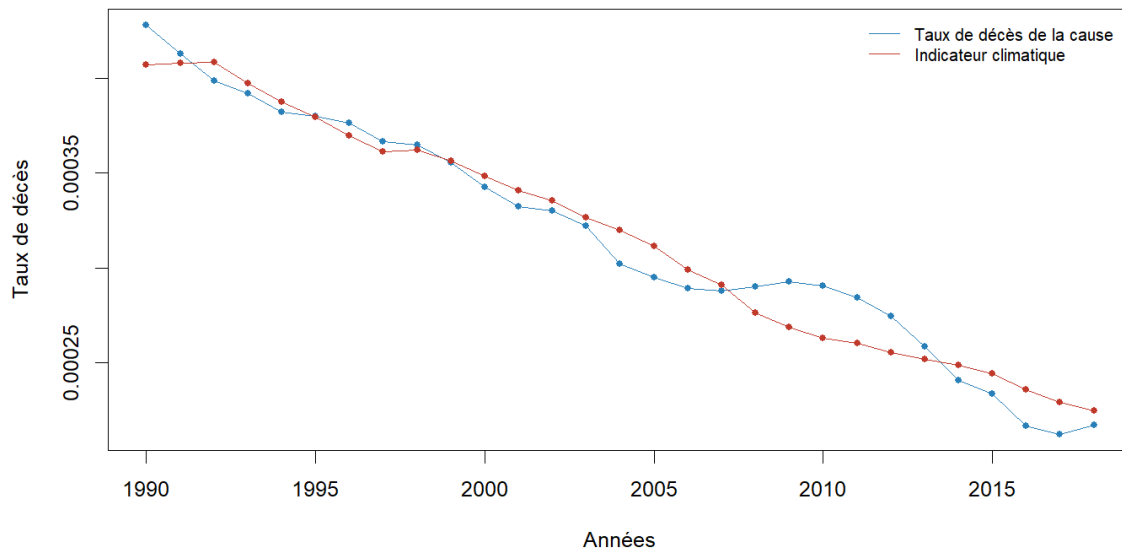


FIGURE 5.3 – Indicateur climatique considéré pour la cause "Pollution de l'air"

5.1.2 Résultats du modèle climatique

Sont ensuite appliquées les mêmes étapes que précédemment afin de calibrer les différents paramètres du modèle. Une bonne performance est obtenue en terme de R^2 , moins forte que sur la précédente cause. Selon cette mesure, le modèle de climatique sur-performe le modèle de Lee-Carter classique pour 39,09% des âges ; et 61,82% en considérant une marge d'erreur de 0,5% (Figure 5.4). Une mauvaise correspondance aux âges extrêmes est présente (entre 0 et 25 ans et de 100 à 110 ans).

TABLE 5.1 – Tableau représentant les valeurs d'adéquations statistiques des modèles

	$MAPE$		R^2	
	Lee Carter	Modèle climatique	Lee Carter	Modèle climatique
0-24	7,22%	8,22%	91,70%	79,48%
25-64	4,36%	4,33%	92,48%	92,76%
65+	4,09%	4,17%	75,80%	74,71%
Tous les âges	4,89%	5,14%	85,39%	82,29%

Le modèle climatique est meilleur sur la tranche d'âge centrale, et moins bon sur les deux autres (Table 5.1). En effet, une grande variation dans les âges de 0 à 25 ans est observée, se traduisant par une différence de R^2 de plus de 10%. Sur l'intervalle d'âge élevé, cette différence est de moins de 1%.

Le modèle est projeté - sur 5 000 simulations - afin d'en calculer des chocs sur l'intervalle 40 à 90 ans, nous permettant de se séparer des parties d'âges posant problème. L'impact de la cause augmente avec l'âge (Figure 5.5, droite). Les individus âgés sont plus sujets à des maladies ayant pour cause la pollution, ce qui est cohérent. De plus, le modèle climatique est supérieur de 0,94% en moyenne sur l'intervalle d'âge entier contre le modèle de Lee-Carter classique (Figure 5.5, gauche).

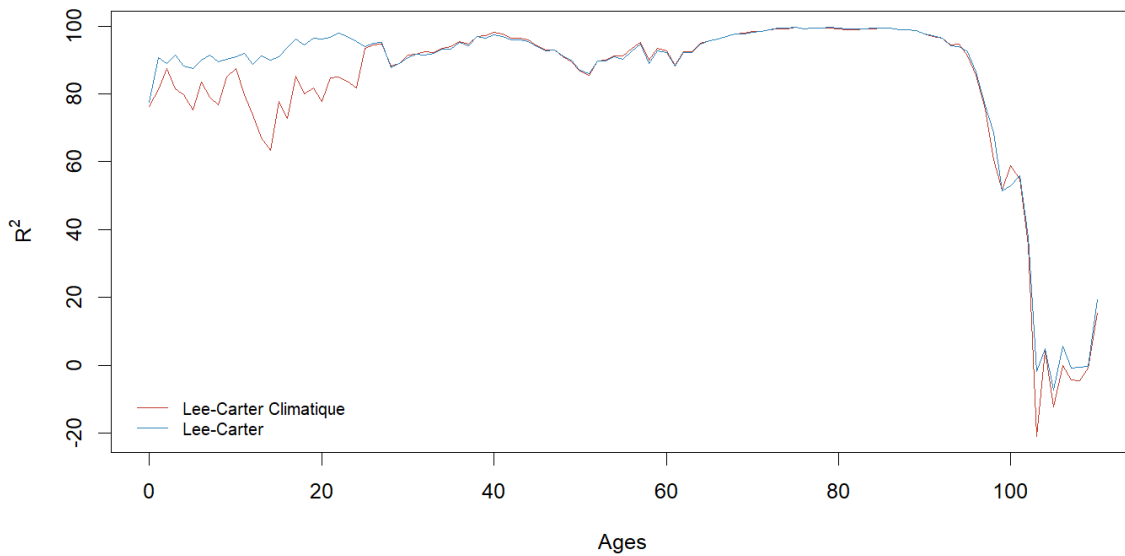


FIGURE 5.4 – Adéquation entre le modèle climatique et un Lee-Carter standard par rapport aux taux réels

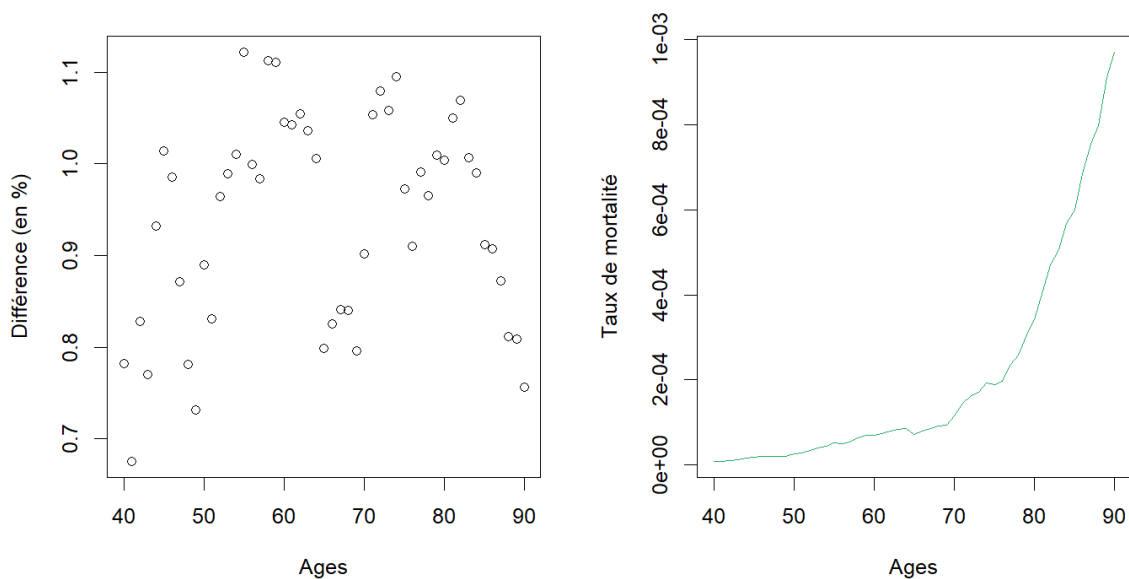


FIGURE 5.5 – Différence relative entre les projections (à gauche) et impact de la cause climatique (à droite)

Les chocs de mortalité sont en adéquation avec les résultats précédents (Figure 5.6). Une augmentation des valeurs des chocs avec le modèle climatique par rapport au modèle de Lee-Carter classique est présente. Sur l'intervalle d'âge considéré, les taux sont supérieurs en moyenne de 1,24 % avec le modèle climatique (Table 5.2). Sur un découpage en deux tranches d'âges : actifs (40-65 ans) et retraités (65-90), une augmentation moyenne respective de 1,22 % et 1,26 % est observée sur les chocs de mortalités par le modèle climatique.

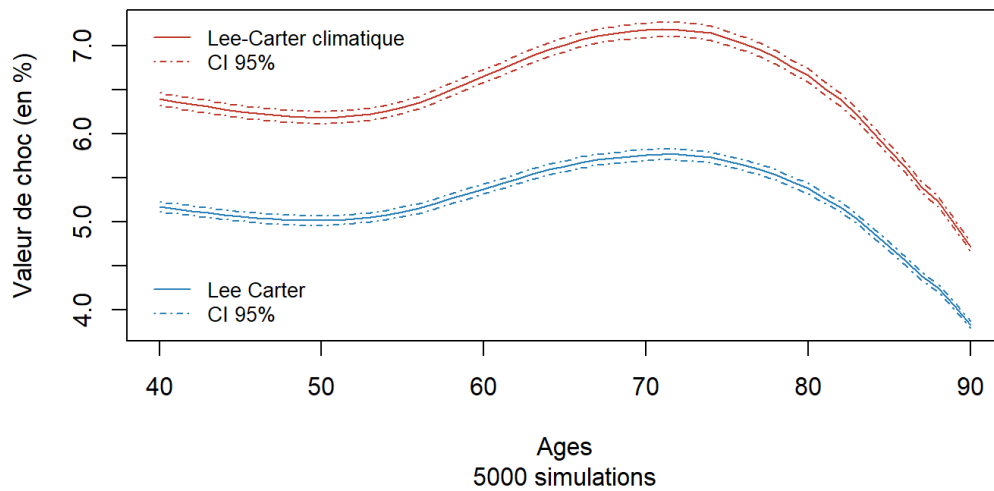
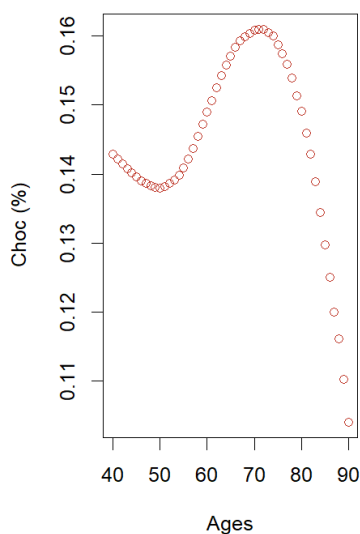


FIGURE 5.6 – Valeurs de chocs sur les âges allant de 40 à 90 ans

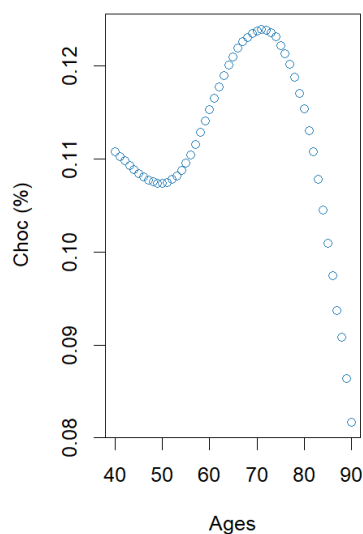
L'intervalle de confiance (Définition 11) pour le modèle climatique a une taille moyenne de 0,14% contre 0,12%. Ces valeurs sont considérées comme le risque d'erreur du choc à la moyenne au seuil de 95%. Le choc moyen sur l'intervalle d'âge d'étude est de $6,46 \pm 0,14\%$ pour le modèle climatique et de $5,22 \pm 0,12\%$ avec le modèle classique de Lee-Carter.

TABLE 5.2 – Tableau représentant les chocs moyens sur différentes tranches d'âges

	Lee-Carter	Lee-Carter climatique	Variation ²⁰
40-65	5,18 %	6,40 %	+ 1,22 %
65-90	5,26 %	6,52 %	+ 1,26 %
Tous les âges	5,22 %	6,46 %	+ 1,24 %



(a) Modèle climatique



(b) Modèle classique

FIGURE 5.7 – Taille de l'intervalle de confiance au seuil de 95%

5.2 Maladies à transmission vectorielle

La cause des maladies à transmission vectorielle ne pourra être traitée au sein de ce mémoire car les données relatives à la cause ne sont pas assez nombreuses et de qualité. En effet, cette cause de décès n'est pas encore répandue sur le territoire et ne permet pas d'être expliquée par des variables explicatives comme celles utilisées pour la cause des températures élevées.

Les conséquences du réchauffement climatique sur le risque d'épidémies de virus transmis par le moustique tigre en France métropolitaine sont quantifiées (DRIF, ROCHE et VALADE 2020). L'étude de cette cause au sein du mémoire se basera donc sur le contenu de cet article qui propose une étude par un modèle SIR (Susceptibles-Infectés-Rétablis). Les conclusions prévoient près de 2 000 décès par an à horizon 2040.

5.2.1 Modèle utilisé

L'article se base principalement sur un rapport où est conduite une étude sur l'étude des cas de Chikungunya importés par le moustique en France (SOCHACKI et al. 2016).

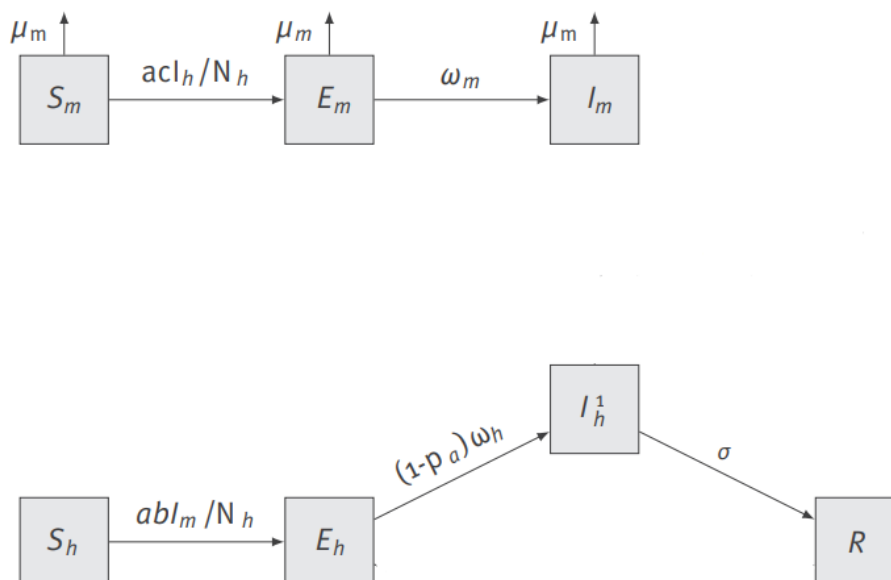


FIGURE 5.8 – Modèle SIR utilisé
(SOCHACKI et al. 2016)

Le modèle utilisé est un dérivé d'un modèle SIR (Figure 5.8), qui considère deux populations : celle des moustiques (notée m en indice) et celle des humains (notée h en indice). Deux modèles sont utilisés, un qui régit l'évolution de population de moustiques, et un pour les humains. Les deux sont connectés car les paramètres des deux modèles tiennent compte d'interactions communes. Chacune des populations commence dans l'état susceptible (S) où elles peuvent être infectées. Elles deviennent ensuite exposées (E), infectées mais pas encore infectieuses (en période d'incubation). L'étape suivante est celle d'infectieux (I) après une certaine période de latence. Cette fois, les moustiques infectieux peuvent transmettre le virus à l'homme et aux moustiques par le biais des humains infectieux. La dernière étape est le rétablissement suite à une infection pour les humains.

Le R_0 correspond au nombre de cas qu'un cas primaire peut créer au sein d'une population entièrement susceptible, il s'agit du score de transmissibilité. L'étude considère deux hypothèses de transmissibilités du virus : faible avec un $R_0 = 1,1$ et une forte avec $R_0 = 2,2$.

Les simulations sont portées sur une grille régionale en France. Les régions sont classées en deux catégories selon la présence ou non du moustique, représentant la proportion de population exposée aux moustiques (50% de la population pour la présence haute et 20% pour la basse). Cette proportion augmente en fonction de la température locale au mois de janvier, le mois le plus froid de l'année. Une élévation de 1 degré de cette température augmenterait la probabilité de présence du moustique de 7%, sachant que la température doit être supérieure à 10,4°C pour que la présence soit non nulle (ROCHE et al. 2015). En appliquant cette règle, et selon le scénario RCP8.5 choisit pour l'étude, la probabilité de présence du moustique est censée augmenter de 3,5% en 2025, 7% en 2030 et 14% en 2040.

5.2.2 Résultats

Les simulations sont ensuite effectuées par un algorithme du *tau-leap* (KEELING, ROHANI et HUMANS 2008) où chaque simulation est centrée sur un département avec un nombre d'individus infectés égal à 1 000 au départ, multiplié par un facteur de présence de population au sein de la France. Cent répliques ont été réalisées pour chaque département et chaque scénario.

L'étude présente la granularité dans chaque région et calcule les impacts additifs et multiplicatifs sur les frais de soin et les arrêts de travail. Au sein de ce mémoire, seule la granularité nationale est affichée (Table 5.3).

TABLE 5.3 – Facteurs additifs et multiplicatifs sur les taux de mortalité

	2021-2024	2025-2029	2030-2039	2040-2049	2050
Facteur additif	0,002%	0,002%	0,002%	0,002%	0,002%
Facteur multiplicatif	6,3%	3,8%	5,5%	5,5%	

Le facteur additif correspond à une majoration additive des taux de mortalité. Si l'on considère un taux de mortalité de 0,03% avec un facteur additif de 0,002%, le taux de mortalité après choc sera de 0,032%. Le facteur multiplicatif correspond à une aggravation annuelle du décalage des tables de mortalité. Un facteur multiplicatif de 2% provoque un décalage des taux de mortalité de 0,002% la première année, décalent de 0,002% x 1,02 la seconde année, de 0,002% x 1,02 x 1,02 la troisième, etc.

5.3 Conclusion de la partie biométrique

Ce chapitre clôture la partie sur les risques biométriques. Au sein de cette partie, nous avons vu comment intégrer le risque climatique dans la modélisation de la mortalité. En l'état actuel, nous proposons une modélisation sur différents risques pouvant impacter la mortalité (températures élevées, pollution et maladies vectorielles). Dans la suite, une réflexion serait nécessaire afin de trouver une manière d'agrèger les différents impacts calibrés, en vue de l'obtention de trajectoires de mortalités globales intégrant l'ensemble des impacts climatiques pour un pays donné. Il serait également intéressant de généraliser cette approche à d'autres risques climatiques dans d'autres régions du monde.

En l'état des travaux, ces calibrages peuvent être utilisés au sein de plateformes de modélisation GSE (Générateurs de Scénarios Économiques) ou pour projeter la mortalité à horizon 1 an ou à horizon supérieur en intégrant des scénarios climatiques sur un horizon long terme.

Deuxième partie

Risques financiers

Chapitre 6

État de l’art

Deux familles de modèles permettent de modéliser conjointement des caractéristiques économiques et sociales et des quantités climatiques portant par exemple sur les températures ou l’atmosphère. Il s’agit des IAM²¹ et des RICE²² et DICE²³. Dans ce chapitre, l’état de l’art de ces deux familles sera présenté (NDIAYE, DIEMER et GLADKYKH 2019) avant la description des travaux utilisant ces modèles en lien avec le système financier.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre permettra au lecteur d’en apprendre davantage sur les principaux modèles rencontrés dans la littérature liant économie et climat.

6.1 Les modèles d’évaluations intégrées (IAM)

Les modèles d’évaluations intégrées (IAM) sont des modèles cherchant à lier des connaissances pluridisciplinaires. Ces modèles visent « (1) l’exploration coordonnée des trajectoires futures possibles des systèmes humains et naturels ; (2) le développement de connaissances sur les questions clés de la formation des politiques ; (3) la hiérarchisation des besoins en recherche afin d’améliorer notre capacité à identifier des options stratégiques solides » (GROBECKER, CORONILI et CANNON 1974). Les IAM sont catégorisés en deux grandes classes :

1. Les modèles d’optimisation cherchant à optimiser des variables politiques visant à un contrôle du changement climatique, comme le contrôle des émissions carbonees ou des taxes carbone.
2. Les modèles d’évaluations des politiques permettant cette fois de projeter les conséquences écologiques, physiques, économiques et sociales de politiques spécifiques.

Le premier modèle IAM a été utilisé pour évaluer les impacts environnementaux des vols supersoniques dans la stratosphère en 1974 (GROBECKER, CORONILI et CANNON 1974). Depuis lors, de nombreux travaux utilisant des IAM ont été effectués, notamment pour effectuer les premières évaluations du changement climatique mondial : travaux de Clark (1982), travaux des groupes d’évaluations du Protocole de Montréal (NU 1992), et enfin les travaux du GIEC (2005). Le premier modèle combinant la conversion d’énergie, les émissions et la concentration de *CO* atmosphérique date de 1979 (NORDHAUS 1979).

Les objectifs de cette classe de modèle sont d’établir des analyses aidant à la prise de décision, en prenant compte de toutes les variables endogènes qui opèrent simultanément. Le

²¹Integrated Assesment Models

²²Regional Integrated Model of Climate and the Economy

²³Dynamic Integrated model of Climate and the Economy

modèle de Nordhaus comporte plusieurs modules (Figure 6.1). Les deux premiers prennent en compte les quantités de CO_2 émises ainsi que celles absorbées par la Terre (dans l'atmosphère, dans les océans). Le troisième module est axé sur les changements du climat : températures, pluies, augmentation du niveau des océans. Le quatrième donne l'impact du changement climatique sur les écosystèmes, l'agriculture ou encore sur les maladies. Enfin, le dernier relie les impacts et les politiques aux émissions.

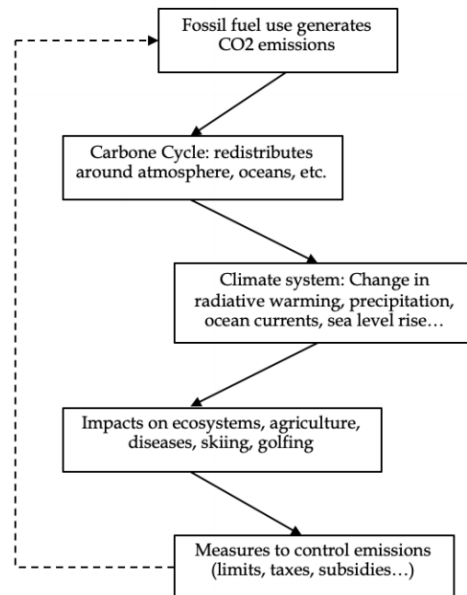


FIGURE 6.1 – Schéma d'un IAM complet pour la science, l'économie et les politiques relatives au changement climatique

(NORDHAUS 2017)

La deuxième famille de modèles est une extension des IAM développée par William Nordhaus, lauréat 2018 du prix Nobel de la banque de Suède en sciences économiques. Les modèles dynamiques intégrés climat-économie (DICE) sont des modèles reliant les facteurs influençant la croissance économique, les émissions de CO_2 , le cycle du carbone, le changement climatique, les dommages climatiques et les politiques climatiques. L'extension RICE est développée simultanément. Cette dernière modélise le climat sur un monde découpé en série de régions, contrairement au DICE qui l'étudie sur le monde entier. Ces modèles complètent ceux des IAM qui n'étaient pas capables de mesurer l'impact économique du changement climatique. Depuis 1992, ces modèles ont fait l'objet de nombreuses révisions (la dernière en date est de 2017).

Le modèle DICE possède quatre avantages (NDIAYE, DIEMER et GLADKYKH 2019) :

- De multiples révisions du modèle sont proposées par Nordhaus dont une version intermédiaire de 2008 et une réactualisée datant de 2017. Ce modèle contient de nombreuses itérations incorporant des résultats économiques et scientifiques récents et des données économiques et environnementales mises à jour.
- Ce modèle possède une description détaillée avec une mise à disposition du manuel DICE et la possibilité de faire des simulations.
- Les DICE sont médiatisés du fait des publications et travaux du GIEC depuis 1995 et de nombreuses agences de l'énergie comme l'agence américaine.
- Enfin, le dernier avantage porte sur la manière d'assimiler l'intégration des émissions de CO_2 aux impacts sur les activités économiques et mesures de politiques économiques.

6.2 Application au domaine de la finance

Cette partie se focalisera sur les travaux réalisés pour le système financier.

Une des premières études travaillant sur le risque climatique pour le système financier porte sur le calcul d'une « Climate VaR », et mesure le potentiel changement de prix des actifs dû au changement climatique (DIETZ et al. 2016). La VaR permet de mesurer le montant de pertes sur un portefeuille d'actifs sur un horizon de temps et à un niveau de probabilité donnés. Le modèle DICE et des simulations de Monte Carlo sont utilisés pour calculer la VaR. Il existe une relation approximativement linéaire et légèrement concave entre les pertes économiques et les températures moyennes globales (avec des pertes médianes beaucoup plus larges que dans certains modèles précédents). De ce fait, comme les actifs financiers sont portés par l'économie, il est considéré que l'impact du changement climatique affectera le prix des actifs financiers. Néanmoins, on pourrait compléter ce travail en assouplissant l'hypothèse assez forte sur la valorisation actualisée de la finance menant à la minimisation a priori de l'impact sur la croissance des dommages climatiques. De plus, on pourrait également améliorer la minimisation de la possibilité d'événements extrêmes en travaillant sur une VaR.

A la suite des travaux de Dietz, les différents travaux tendent à prendre une tout autre direction comme la production de stress tests financiers du risque climatique (BATTISTON et al. 2017). L'analyse va au-delà des analyses déjà effectuées sur le sujet de l'intégration du risque climatique dans les modèles, et prend en compte dans l'étude un scénario lié à l'introduction de politiques environnementales. L'étude conclut qu'un cadre politique stable et précoce permettrait un ajustement des actifs en douceur. En revanche, si ce cadre est mis en place tardivement et brusquement, il pourrait y avoir des conséquences systémiques néfastes.

Ces stress-tests peuvent aussi mesurer l'impact financier dû à la détention ou l'exposition d'actifs financiers liés aux gaz à effet de serre (MONASTEROLO et al. 2017). Dans l'analyse des impacts financiers du risque climatique, il faut considérer deux types de modifications.

La première est une conséquence des dommages sur les actifs physiques, sur les capitaux ou encore sur les humains, due à des événements extrêmes. De plus, un échec des efforts menés pour rester sous une élévation de 2°C de la température maximale peut affecter négativement le PIB, les budgets gouvernementaux et donc indirectement la valeur des obligations souveraines.

La deuxième modification est constituée de tous les risques émanant d'une transition bas carbone. Il s'agit du risque de transition vu en paragraphe 1.2.2.2. En vue de cette transition, il existe au moins trois sources d'impacts limitant la capacité des acteurs de marché à anticiper les ajustements de prix des actifs carbonés. La première source est technologique. Une forte baisse des coûts de production des énergies renouvelables avec une augmentation de rendement peut créer de la valeur et impliquer une dépréciation des actifs en lien avec les énergies fossiles et une augmentation de ceux ayant un lien avec le renouvelable. La seconde est d'ordre scientifique, par exemple dans le cas d'une découverte scientifique ne permettant pas de s'aligner avec les objectifs environnementaux de 2°C. Enfin, la dimension politique est considérée. Un exemple est la mise en place de nouvelles politiques comme les Accords de Paris.

Analyse du modèle effectué par l'ACPR :

L'approche suivie par l'ACPR (partie 1.1.3) lors de la réalisation de son exercice pilote combine à la fois un modèle IAM et des modèles financiers et économiques (Figure 6.2).

La première brique du modèle est un modèle climatique IAM permettant de simuler les prix du carbone ainsi que les émissions de CO_2 dans les années à venir, en fonction des scénarii d'entrées du NGFS. Trois scénarii sur les quatre catégories présentées ont été retenus par le NGFS (Figure 1.2) :

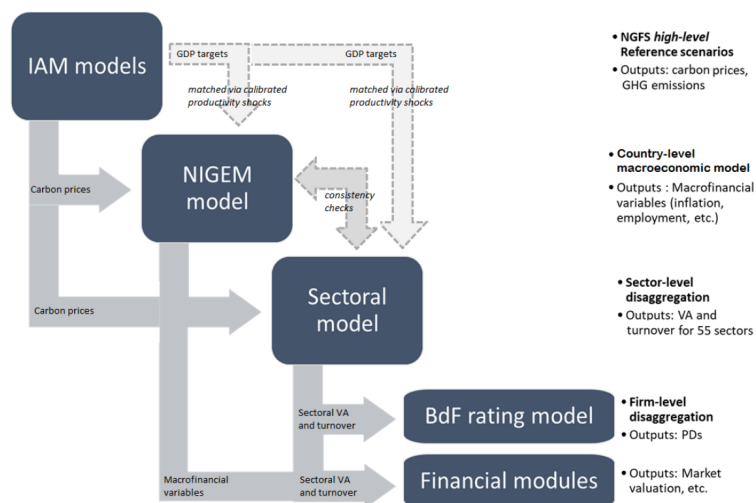


FIGURE 6.2 – Architecture du modèle de l'ACPR (ALLEN et al. 2020)

- **Transition ordonnée** : introduction immédiate d'un coût optimal du carbone. Le prix augmente de 10\$/tonne de CO_2 par an jusqu'en 2050. Si ce prix du carbone est intégré assez rapidement, les risques de transition et physique resteront bas et l'objectif des 2°C serait atteint en 2100.
- **Transition retardée** : la réponse tarde à se mettre en place avec la survenance de nouvelles lois (interdictions sur le charbon, taxes carbonées). Le prix du carbone est révisé en 2030 et augmente de 40\$/tonne de CO_2 par an. Ce scénario aboutira à une année de zéro émission vers 2050.
- **Business as usual** : aucune mesure n'est mise en place. Ce scénario engendrerait de nombreux risques physiques et les températures augmenteraient de +4°C à horizon 2100.

L'ACPR a adapté ces scénarii en entrée de l'IAM pour mieux prendre en compte le risque de transition en combinant l'introduction une réglementation publique, par exemple une taxe carbone plus élevée, et des chocs de productivité résultants de la maturité insuffisante des innovations technologiques et effet d'éviction des investissements dans les secteurs non-énergétiques.

Ensuite, le NiGEM²⁴ est un modèle macro-économique multi pays. Ce modèle a été développé à nouveau par l'ACPR et la Banque de France (BDF) car les données du NGFS étaient principalement agrégées par grands blocs de pays et les informations sur les variables macro-financières n'étaient pas disponibles. De plus, les données relatives à la France étaient intégrées aux données de l'Union Européenne, et donc non accessible directement. Le NiGEM permet de traiter quatre zones géographiques : France, reste de l'Union Européenne, États-Unis, reste du monde ayant des expositions significatives. Ce modèle est en adéquation avec les données du NGFS et permet d'obtenir les variables macro-économiques comme le PIB, l'inflation, le chômage, la dette publique et le déficit public.

A ces blocs s'ajoute un modèle sectoriel permettant de calculer un pourcentage de déviation par rapport au scénario de référence sur les différentes catégories sectorielles des entreprises (électricité/gaz, métallurgie, traitement des déchets, industries minérales, agriculture, industries extractives et produits pétroliers).

²⁴NiGEM : National Institute Global Econometric Model

Enfin, deux modules viennent clôturer l'architecture du modèle. Le premier est un modèle interne permettant de générer les probabilités de défaut des entreprises. Le second est quant à lui un module financier permettant d'évaluer le prix des actifs (par un scénario de Dividend Discount Model), des taux sans risque de l'EIOPA et des spreads de crédit d'entreprises via Merton et Black & Cox (ALLEN et al. 2020).

Cette architecture permet donc de projeter des scénarios économiques en intégrant de manière complète une partie portant sur le climat.

6.3 Direction des travaux

Nous suivons une approche différente dans la suite de ce mémoire, dédiée à l'établissement d'un choc action révisé tenant compte du risque climatique et établi sur la base d'indices alternatifs et d'informations complémentaires. Le but ne sera pas de reproduire une architecture telle que celle de l'ACPR combinant modèles climatique, économique, financier et de rating dont la complexité est trop élevée. De surcroît, l'étude de l'ACPR conclut que l'impact à horizon 2050 est globalement modéré sur le risque de transition.

L'approche entreprise sera plutôt dans la lignée des travaux de l'EIOPA sur la durabilité de Solvabilité 2, par l'utilisation de différentes méthodes permettant de calculer des valeurs de chocs à horizon 1 an (EIOPA 2019). L'opinion publiée par l'EIOPA comprend une étude sur le risque action et notamment sur l'étude de fonds classiques et classifiés « green ». Cette classification sera expliquée en détail dans le prochain chapitre. Pour ce faire, l'EIOPA a effectué une étude comparative de quatre indices, trois classiques et un green, sur les années 2009 à 2019. Il ressort de l'étude que le risque n'est pas moindre pour les actifs greens car le choc obtenu pour l'actif green est plus important que pour les autres.

Néanmoins, l'étude ne porte que sur les années 2009 à 2019 et ne comprend donc ni la crise financière de 2008, ni la crise du COVID-19 ayant débutée en 2020.

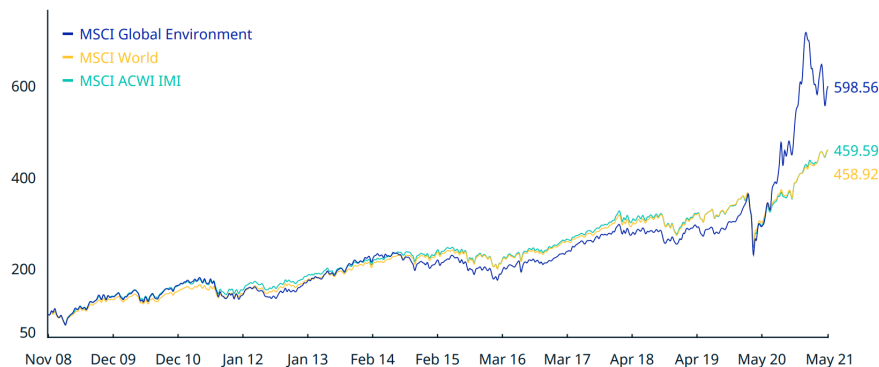


FIGURE 6.3 – Performance cumulée de l'indice - Rendement brut (USD) - novembre 2008 à mai 2021

(MSCI 2020)

Les performances cumulées entre le MSCI World et le MSCI Global Environment valident les conclusions de l'EIOPA sur la période 2008 – 2019 (Figure 6.3). Les trois indices semblent être très corrélés sur cette période de temps avec une sous-performance de l'indice green par rapport aux indices classiques. L'indice green est tracé en bleu sur le graphique et correspond à l'indice MSCI Global Environment. Il s'agit d'indice reflétant l'économie mondiale. Deux de ces indices seront présentés de manière détaillée dans le chapitre 7.

En outre, ces conclusions semblent être discutables sur les années suivantes. En effet, à partir de la crise COVID-19, il est observé un changement de comportement total entre les

indices classiques et green. Sur l'année 2020, la performance annuelle de l'indice green est de 96,47% contre 16,50% sur le MSCI World. Depuis la chute des actifs à la suite de la première vague de confinements, l'actif green a augmenté sans précédent. Cette augmentation est due à deux causes :

- Un arrêt forcé de la demande a entraîné un arrêt de l'offre et a baissé de manière drastique l'offre en transports et déplacements de personnes, impactant donc les secteurs carbonés.
- La baisse de consommation générale a impacté de nombreuses entreprises manufacturant des produits.

Cette crise COVID est l'exemple clé du risque de transition climatique car la majorité des secteurs impactés sont d'ordre carbonés. De plus, cette crise est une expérience réalisée de ce que pourraient être d'autres crises futures liées à des stress d'approvisionnements énergétiques (voulus ou subis).

Voici les motivations incitant à entreprendre des travaux dans la révision du choc action, en tenant compte du risque climatique. Pour cela, différentes méthodes appliquées à différents indices seront comparées. Dans le chapitre 8 sera effectuée une étude comparative entre indices classiques et greens. Le but sera de comparer les valeurs de chocs sur ces deux classes d'indices. Ensuite, dans le chapitre 9, une méthode plus pointue viendra extraire le risque carbone sur le rendement des actifs, et permettra le calcul de valeurs de chocs par secteurs d'activités. Un comparatif entre période classique et période de crise correspondant à l'épidémie sera conservé afin d'étudier la déformation de chocs et une analyse de sensibilité sera réalisée sur la volatilité de la partie se rapportant au climat.

Chapitre 7

Données considérées

Afin de garder une cohérence avec l'étude EIOPA, des indices classiques et environnementaux seront étudiés. L'étude sera étendue à la zone Euro en considérant des indices euro. Dans cette partie sera définie la notion de fonds ESG : Environnement, Social et Gouvernance, ainsi que la présentation des différents indices considérés.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre présentera au lecteur les différents indices classiques et environnementaux utilisés.

7.1 Critères ESG et labels environnementaux

Les critères ESG²⁵ sont liés à l'environnement, au social et à la gouvernance permettant notamment aux entreprises d'agir dans la société et dans l'environnement. Il s'agit d'analyser et d'évaluer la prise en compte du développement durable et des enjeux longs termes dans la stratégie des entreprises. Les trois dimensions du critère ESG sont :

1. Critère environnemental : prend en compte, entre autres, des émissions de CO_2 et de gaz à effet de serre (GES) des différents scopes d'émissions, le recyclage des déchets, de la consommation d'électricité et de la prévention des risques environnementaux. Les émissions de GES sont classifiées en trois scopes²⁶ selon si les émissions sont classées d'émissions directes (scope 1), d'émissions à énergie indirectes (scope 2) ou d'autres émissions indirectes (scope 3).
2. Critère social : tient compte, entre autres, de la qualité du dialogue social au sein des entreprises, de l'emploi de personnes handicapées et de la formation de salariés.
3. Critère de gouvernance : s'assure, par exemple, de la transparence de la rémunération des dirigeants d'entreprises, de la lutte contre la corruption ou encore de la féminisation des conseils d'administration.

Concernant les actifs financiers, de nombreux fonds « green » ou « ESG » voient le jour sur la dernière décennie. Deux labels sont également entrés en vigueur afin d'évaluer une reconnaissance sur la qualité ESG d'un fonds. Il s'agit des labels *Greenfin* et *ISR*.

Le label *Greenfin* a vu le jour suite à la COP21 en 2015, et fut créé par le Ministère de la Transition Écologique. Ce label permet d'obtenir une certaine visibilité et crédibilité aux yeux des investisseurs, en respectant scrupuleusement les critères ESG. Les activités éligibles

²⁵Site : <https://www.lelabelisr.fr/glossaire/esg/>

²⁶Classification des GES : <https://www.bilans-ges.ademe.fr/fr/accueil/contenu/index/page/bilan%2Bges%2Borganisation/siGras/1>

au label sont celles entrant dans la transition écologique et faisant partie des secteurs suivants : énergies, bâtiment, gestion des déchets et contrôle de la pollution, industrie, transport propre, technologies de l'information et de la communication, agriculture et forêt, adaptation au changement climatique. Sont exclues de ce label, les activités en lien avec l'exploration, la production et l'exploitation de combustibles fossiles ; ainsi que l'ensemble de la filière nucléaire. A fin août 2021, 62 fonds possèdent ce label pour un montant global de 17 milliards d'euros.

Le label *ISR* (Investissement Socialement Responsable) est le second label français créé par le Ministère de l'Économie des Finances et de la Relance en 2016. Ce label contient 744 fonds labellisés pour un montant global de 553 milliards d'euros (à fin août 2021). Comme pour le label *Greenfin*, ce label s'octroie pour des activités bien particulières et nécessite un audit du fonds par une société externe.

Les fonds ISR sont 62% plus performants que les fonds classiques et ont une volatilité comparable à celle du marché (C. HONGXIN 2020). Cette étude menée en 2020 par le FIR (Forum pour l'investissement Responsable) et l'école Polytechnique, démontre que les fonds ayant le label ISR permettent de conjuguer finance durable et performance financière, sur une période d'étude allant de 2016 à 2020.

Parmi les classes d'actifs de ces fonds, les fonds monétaires présentent une meilleure sur-performance avec 85% par rapport au marché. Les classes suivantes sont : diversifié, actions et obligations ; avec des sur-performances par rapport au marché respectivement de 82%, 59% et 52%.

7.2 Indices France

Afin d'étudier des indices semblables à ceux de l'article de l'EIOPA, et en voulant intégrer des indices en zone Euro, les indices du CAC 40 et du CAC 40 ESG ont été choisis. Ces indices vont être présentés dans la suite.

Indice CAC40 : Cet indice est constitué des 40 plus grosses entreprises française cotées en bourse. Créé en 1987 par Euronext, avec une valeur de 1000 points de base, le CAC 40 a subi les crises financières majeures. Parmi ces crises figurent la crise de la bulle internet au début des années 2000, la crise financière des subprimes en 2007, la crise de l'Euro en 2011 ainsi que la crise COVID-19 de 2020.

Indice CAC40 ESG : L'indice CAC 40 ESG a été lancé le 22 mars 2021 par Euronext, créé à partir d'une cotation de base 1000 au 01/01/2010. Il a donc été recréé a posteriori, ce qui peut induire un certain biais. Il s'agit d'un CAC 40 vert, en adéquation avec le label *ISR* et le Pacte Mondial des Nations Unies ou Global Compact²⁷. Ce pacte contient 10 principes répartis selon quatre catégories : droits de l'homme, normes internationales du travail, environnement et lutte contre la corruption. Associé à l'agence de notation sociale et environnementale internationale *Vigeo Eiris*, un score sur cent a été créé en fonction d'une quarantaine de critères. La méthodologie s'appuie sur deux principes qui sont ceux de l'exclusion et de la promotion. Les entreprises ayant des activités en lien avec les énergies fossiles, les armes ou encore le tabac sont directement exclues de l'indice. Concernant la promotion, les entreprises ayant des pratiques respectueuses des critères ESG seront mises en avant et auront un meilleur score. Tous les trois mois est conduite une étude pour travailler à nouveau sur la constitution des entreprises de l'indice. Au 1er septembre 2021, neuf entreprises n'ont pas été retenues à la composition du CAC40 ESG par rapport au CAC40 : Airbus, Alstom, ArcelorMittal, Dassault-Systèmes, EssilorLuxotica, Hermès, Saint-Gobin, Thales et Total. Ces entreprises ne correspondent pas aux 10 principes fixés précédemment.

²⁷Lien site : <https://www.globalcompact-france.org/p-28-les-10-principes>

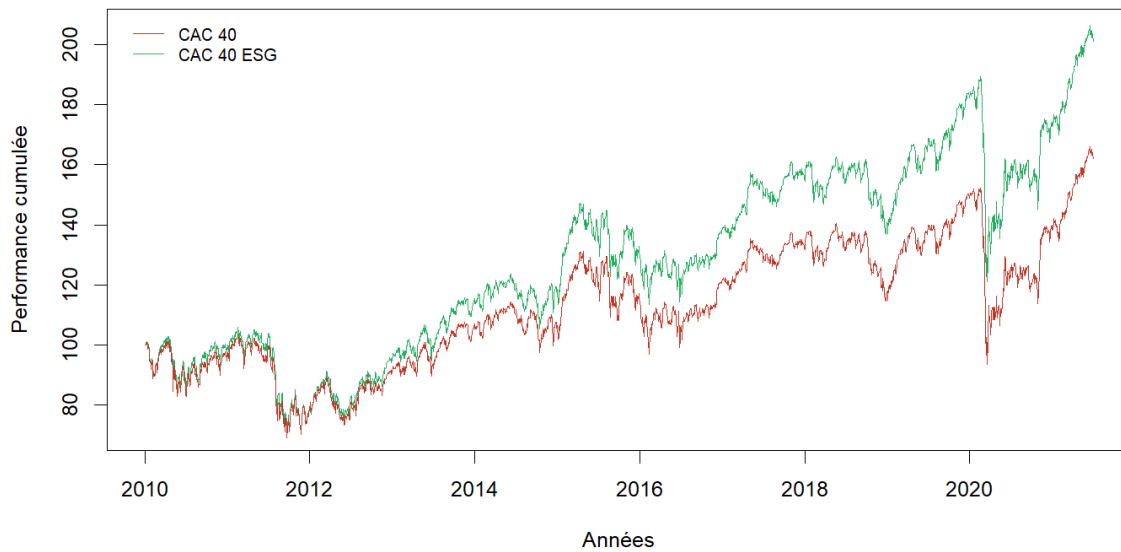


FIGURE 7.1 – Performances cumulées du CAC40 et CAC40 ESG de 2010 à 2021

Les performances cumulées des indices depuis 2010 sont corrélées à 98,71% (Figure 7.1). À partir de l'année 2013, l'indice ESG commence à sur-performer à rapport à l'indice classique tout en gardant la même allure. L'indice green est également au dessus du classique à l'issue de la crise COVID-19.

7.3 Indices Monde

Les autres indices considérés dans l'étude seront ceux étudiés par l'EIOPA. Il s'agit d'indices représentatifs des pays les plus développés.

MSCI World : Cet indice est constitué de 1 561 entreprises (au 30 septembre 2021) à travers 23 pays développés dans le monde. Il couvre environ 85% de la capitalisation boursière ajustée de chaque pays. Cet indice a été lancé le 31 mars 1986. Comme pour le CAC40, cet indice a connu également des crises financières enregistrant une performance annuelle de -40,71 % sur l'année 2008. Il est composé à 67% d'entreprises américaines.

MSCI Global Environment : Cet indice est composé de 264 entreprises (au 30 septembre 2021) à travers le monde. Il est composé de titres qui tirent au moins 50% de leurs revenus de produits et services respectueux de l'environnement. Les indices sont constitués avec des entreprises qui sont jugées comme respectant des critères environnementaux clés comme les énergies alternatives, l'utilisation d'eau durable, la construction écologique, la prévention de la pollution ainsi que les technologies propres. Il a été lancé le 20 janvier 2009. Il affiche sur la crise COVID-19 une sur-performance notable par rapport au MSCI World. En effet, l'indice environnemental a majoritairement sous-performé le MSCI World jusqu'en 2020 (Figure 7.2), et a subitement pris le dessus depuis la crise COVID-19. En date du 30 septembre 2021, la performance cumulée de l'indice environnemental avoisine les 630\$ contre 466\$ pour son homologue classique. Les indices sont corrélés à 89,09% depuis 2010.

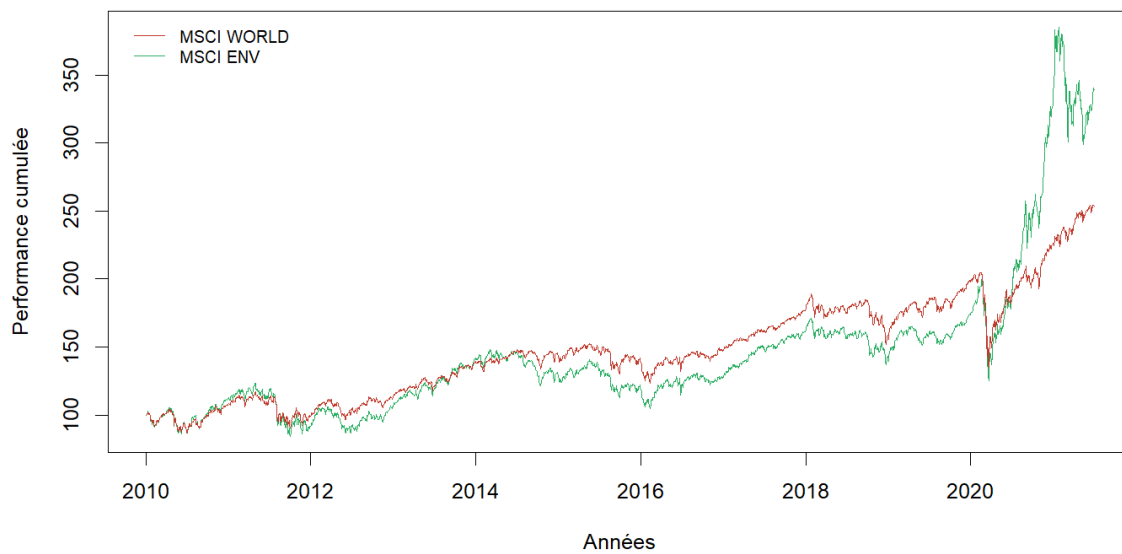


FIGURE 7.2 – Performances cumulées du MSCI World et MSCI Global Environnement de 2010 à 2021

7.4 Indice US

Enfin, un indice US sera utilisé sur l'ensemble des méthodes mais sera principalement considéré pour la dernière méthode. Il s'agit du S&P 500 constitué par Standard & Poor's (une des plus grandes agences de notation financière). Cet indice couvre plus de 80% du marché boursier américain et est constitué de 500 grandes sociétés américaines. Il a été créé en 1957. Cet indice est très performant et sur-performe tous les indices considérés au sein de ce mémoire à fin juin 2021 (Figure 7.3). Une version verte de cet indice n'existe pas.

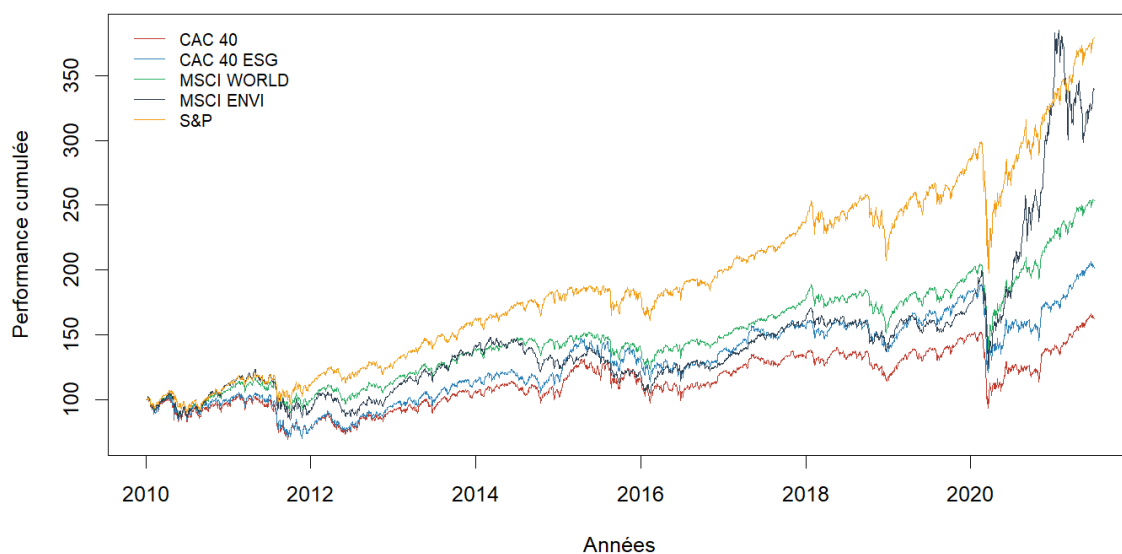


FIGURE 7.3 – Performances cumulées des 5 indices

Chapitre 8

Méthodes de calcul de chocs

Cette section présentera les deux premières méthodes utilisées pour calculer des valeurs de chocs. La première est la méthode réglementaire, publiée par l'EIOPA pour calibrer le choc action réglementaire de 39%. Une seconde méthode permettra de calculer des valeurs de chocs à horizon 1 an en utilisant une modélisation de Black & Scholes. Enfin, ces méthodes seront utilisées afin de calibrer différentes valeurs de chocs sur les indices sélectionnés.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, ce chapitre donnera les clés de calculs de chocs réglementaires et de chocs à horizon 1 an au lecteur. Il permet également d'établir un benchmark des valeurs de chocs d'indices clés.

8.1 Méthode réglementaire

Deux types d'actions²⁸ sont présentes dans l'approche standard du calcul du risque de marché, selon le Règlement Délégué (UE n°2015/35)²⁹. Les actions sont distinguées par rapport à leur type :

1. Type 1 : actions cotées sur des marchés réglementés dans des pays membres de l'EEE³⁰ ou de OCDE³¹ (article 168 du règlement).
2. Type 2 : actions cotées en bourse dans les pays qui ne sont pas membres de l'EEE ou de l'OCDE, les actions non cotées, les produits de base et autres investissements alternatifs (article 169 du règlement).

Sur ces deux types d'action, les chocs sont définis selon les Équations (8.1 , 8.2), où SA est le coefficient d'ajustement symétrique, CI représente le niveau courant de l'indice du cours des actions et AI est la moyenne pondérée des niveaux quotidiens de l'indice du cours des actions au cours des 36 derniers mois (les définitions exactes dans l'article 172 du règlement présentant l'ajustement symétrique ont été reprises). Cet ajustement est borné entre -10% et 10% .

$$choc_{type1} = 39\% + SA \quad (8.1)$$

$$choc_{type2} = 49\% + SA \quad (8.2)$$

où $SA = \frac{1}{2} \left(\frac{CI-AI}{AI} - 8\% \right)$

²⁸L'étude sera basée sur la directive de 2015 comprenant uniquement deux types d'actions, à l'inverse de l'amendement de 2017 qui apporte deux nouveaux types se rapportant aux actions d'infrastructures.

²⁹Lien du Règlement Délégué : <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32015R0035&from=FR>

³⁰Espace économique européen

³¹Organisation de coopération et de développement économique

Ces valeurs de chocs (ie. 39% et 49%) ont été calculées par l'EIOPA dans un papier méthodologique sur le calibrage de la valeur des chocs, expliqué et présenté dans la partie suivante. Les valeurs de ces chocs sont positives par convention, et dans le Règlement Délégué. Dans la suite de ce mémoire, nous traiterons les valeurs de chocs de manière négative, comme cela est fait dans le papier de calibrage de l'EIOPA (CEIOPS 2010).

8.1.1 Méthode de l'EIOPA

La méthode est présentée dans le papier de calibrage de Solvabilité 2 écrit par le CEIOPS - maintenant EIOPA - (CEIOPS 2010). L'approche consiste à calculer le choc du module action comme étant le quantile 0,5% de la distribution des rendements de l'indice MSCI World entre 1973 et 2009.

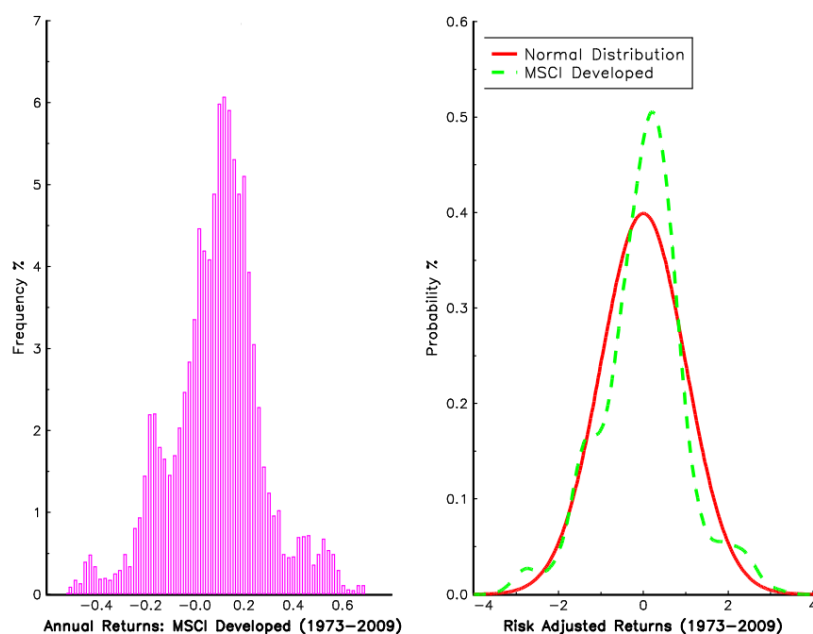


FIGURE 8.1 – Présentation de la distribution et des lois des rendements annuels du MSCI World

(CEIOPS 2010)

Des rendements annuels pour chaque pas journalier avec une fenêtre glissante d'un an ont été calculés (Équation (8.3)) :

$$r_t = \frac{S_t - S_{t-365}}{S_{t-365}}. \quad (8.3)$$

Les quantiles sont ensuite calculés selon deux méthodes :

1. De manière empirique : en utilisant la distribution des rendements annuels centrés et réduits, et en calculant le quantile 0,5%. Si on considère les rendements de distribution X , la distribution utilisée sera $Z = \frac{X - \mu_x}{\sigma_x}$ où μ_x et σ_x sont respectivement la moyenne et l'écart type de la distribution X .
2. De manière théorique : en utilisant la distribution d'une loi normale de même moyenne et variance que la loi empirique, à partir des rendements annuels centrés réduits, puis en calculant le quantile à 0,5%.

Les rendements annuels vont de -51% à 69,3% (Figure 8.2). Les quantiles 0,5% ainsi calculés sont égaux à -44,25% pour la méthode empirique contre -39,34% pour la méthode théorique en utilisant la loi normale.

L'EIOPA reconnaît que les deux méthodes présentent une différence dans le sens où l'hypothèse d'assimiler la loi empirique à une loi normale est forte. En effet, la distribution empirique présente des queues plus épaisses que la distribution théorique. Suite à des études complémentaires au sein du calibrage fait par l'EIOPA, la valeur de -39% a été retenue pour Solvabilité 2 comme étant le choc de référence portant sur les actions de type 1. Une étude similaire a été effectuée sur les actions de type 2 concluant sur un choc de -49%.

8.1.2 Validation du modèle

Afin de vérifier la cohérence de nos résultats, nous répliquons la méthode de l'EIOPA avec un historique extrait de l'indice MSCI World. L'historique disponible est de 1976 à 2009, raccourci de 3 ans par rapport aux données de l'EIOPA.

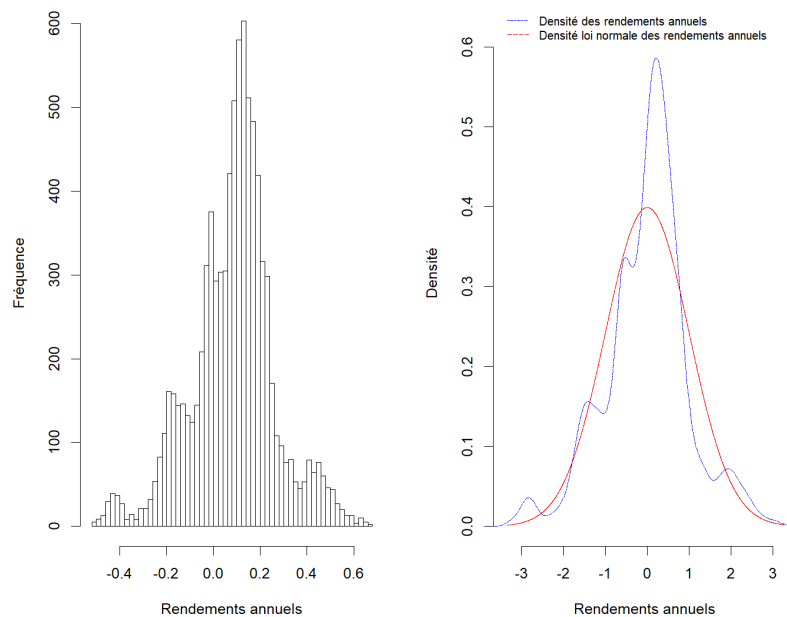


FIGURE 8.2 – Présentation de la distribution et des lois des rendements annuels du MSCI World, période de 1976 à 2009

Les résultats obtenus sont du même ordre que ceux de l'EIOPA pour la période 1973 - 2009 (Table 8.1), en soulevant une petite baisse du quantile théorique de 1,73% pour la méthode répliquée. Cette vérification appliquée à l'indice MSCI World permet donc de valider la méthode et permet son application sur d'autres indices. La première ligne de la Table 8.1 correspond aux résultats calculés par l'EIOPA dans le document de calibrage.

Les quantiles sur un historique de 1976 au 30 juin 2021 sont calculés et présentent également une baisse du quantile théorique. Les quantiles empiriques restent très similaires quelque soit les périodes considérées.

TABLE 8.1 – Table contenant les valeurs de chocs par la méthode réglementaire pour le MSCI World

	Quantile empirique	Quantile théorique
MSCI World 1973 - 2009	-44,25 %	-39,34 %
MSCI World 1976 - 2009	-44,49 %	-37,61 %
MSCI World 1976 - 2021	-43,84 %	-34,30 %

8.1.3 Application aux indices

Les valeurs des paramètres des rendements des indices MSCI et CAC (Table 8.2), ainsi que leurs distributions (Figure 8.3) montrent que les indices environnementaux ont un rendement légèrement plus élevé que les classiques, mais présentent une volatilité plus forte. Sur les CAC, la moyenne et la volatilité sont quasiment identiques pour les deux indices due à leur forte corrélation (partie 7.2).

Dans la suite, μ sera utilisé pour le rendement de l'indice et σ pour sa volatilité. Les valeurs de quantiles sont calculés pour le quantile 0,5% et correspondent aux valeurs de chocs action tels que définis par l'EIOPA.

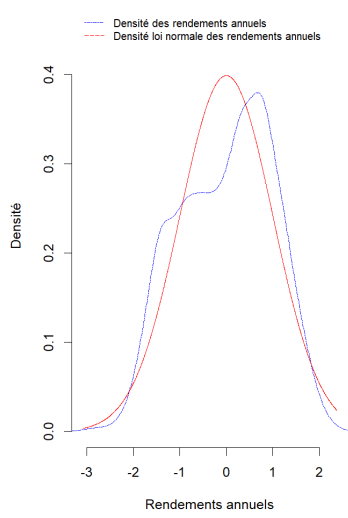
TABLE 8.2 – Rendements, volatilités et valeurs de chocs des différents indices sur la période 2010 à 2020

	μ	σ	Quantile empirique	Quantile théorique
MSCI World	0,0741	0,0993	-14,70 %	-18,17 %
MSCI Env	0,0916	0,1881	-22,80 %	-39,30 %
CAC 40	0,0401	0,1349	-24,83 %	-30,73 %
CAC 40 ESG	0,0621	0,1433	-25,36 %	-30,68 %
S&P	0,1162	0,0874	-9,56 %	-10,88 %

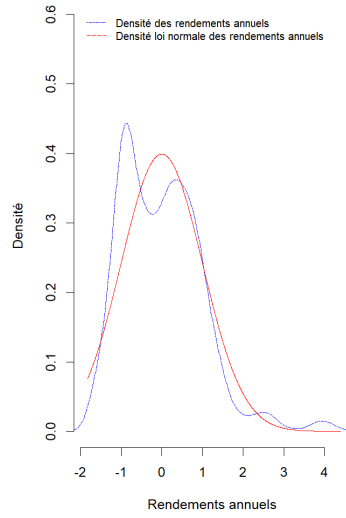
Les valeurs de chocs du CAC 40 sont très similaires. Sur la période considérée, l'indice environnemental est donc choqué de la même manière. Au niveau des MSCI les chocs suivent un tout autre comportement. Les valeurs de chocs sont plus élevées pour l'indice environnemental que pour le classique, et quel que soit le quantile considéré (empirique et théorique). L'indice S&P, comme l'indice MSCI World, présentent des valeurs de chocs faibles (entre -9 et -15%). Cela est tout à fait en accord avec les courbes des rendements des indices et les chocs calculés par l'EIOPA (EIOPA 2019). En effet, on n'observe pas de rendements très faibles sur la période allant de 2010 à 2020 ; à l'inverse de la période 1973-2009 où on enregistrait un quantile 0,5% à -39% pour le MSCI World.

Il est également intéressant de nuancer cette méthode avec les tracés des courbes de rendements. On n'observe pas forcément des gaussiennes au sens où les courbes observées sont des distributions empiriques multimodales. Assimiler des lois historiques à des lois gaussiennes est donc une hypothèse forte et est discutable.

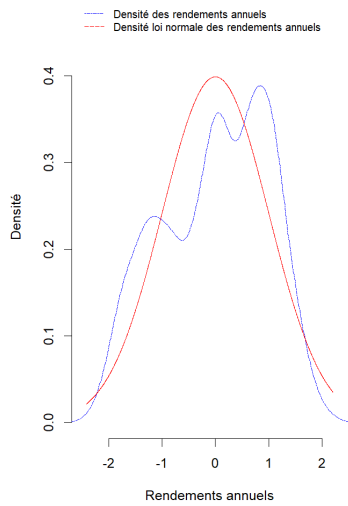
Les résultats vont être maintenant comparés à ceux trouvés par l'EIOPA dans leur rapport de soutenabilité (EIOPA 2019). Dans ce rapport, l'EIOPA a calculé des quantiles théoriques et empiriques sur les indices monde MSCI allant de janvier 2010 à décembre 2018. La méthode comparative mise en place au sein de cette étude permet d'ajouter la période COVID au calcul des quantiles et d'obtenir des valeurs de chocs pour différentes périodes. Premièrement, les ordres de grandeurs entre les périodes sont similaires (Table 8.3). Ces variations s'expliquent de deux manières selon le quantile étudié. Pour le quantile empirique, la variation sur les indices classique est de -14,75%. Le choc intégrant la crise COVID-19 est plus élevé, ce qui s'explique par la chute brutale des actifs lors de la crise. Concernant l'actif environnemental, la variation est positive (1,94%). Au vue de cette hausse, on peut conclure que l'indice est indifférent aux



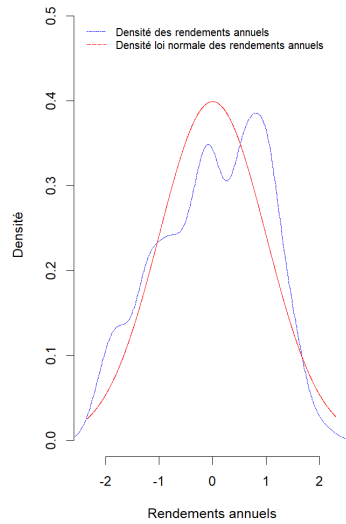
(a) Indice MSCI World



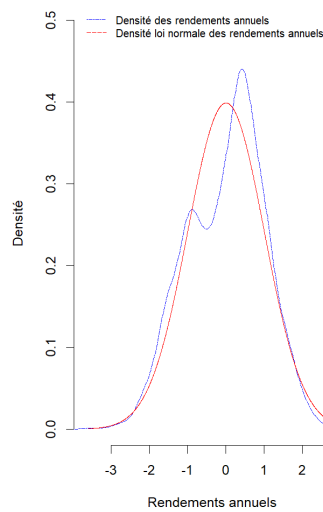
(b) Indice MSCI Environnement



(c) Indice CAC40



(d) Indice CAC40 ESG



(e) Indice S&P

FIGURE 8.3 – Distribution des rendements annuels de 2010 à 2020

variations brutales dues à la crise du COVID-19. L'inverse est observé sur le quantile théorique. L'EIOPA utilise ce quantile afin de définir les valeurs de chocs, mais en faisant une hypothèse de normalité assez forte sur les rendements, comme discuté précédemment. Cette hypothèse, la faible volumétrie quant aux données de crise ainsi que la convergence généralement assez lente des estimateurs classiques de quantiles rendent difficile l'étude des résultats.

TABLE 8.3 – Valeurs de chocs entre deux périodes par la méthode réglementaire

	2010 - 2018		2010 - 2020		Variations	
	MSCI World	MSCI Env	MSCI World	MSCI Env	MSCI World	MSCI Env
Quantile empirique	-12,81%	-23,25%	-14,70%	-22,80%	-14,75%	1,94%
Quantile théorique	-21,03%	-34,97%	-18,17%	-39,30%	13,60%	-12,38%

La période 2010-2018 correspond à celle des valeurs calculées par l'EIOPA. Les variations sont calculées entre la période classique et celle intégrant la crise COVID-19.

8.2 Méthode de simulation à 1 an

Après avoir reproduit la méthode réglementaire construite autour de la distribution historique des rendements des différents indices considérés, on cherche à présent à comparer ces valeurs à des chocs obtenus par simulations (approche type modèle interne).

8.2.1 Modèle de Black & Scholes

Afin de calculer le choc à horizon 1 an, un modèle de valorisation des actifs est nécessaire pour simuler le cours des actifs sur cette période. Le premier modèle de valorisation des actifs financiers a été introduit par Louis Bachelier dans sa thèse de doctorat « Théorie de la spéculation » en 1900, sous la direction de son maître de thèse, Henri Poincaré. Les actifs risqués étaient supposés gaussiens et pouvaient donc prendre des valeurs négatives. Pour remédier à ce problème, un modèle très répandu dans lequel les distributions des actifs risqués sont supposées être log-normales a été proposé en 1973 par Black and Scholes (BLACK et SCHOLLES 1973).

Nous rappelons les principales hypothèses de marché pour établir ce modèle :

- Les actifs sont divisibles à l'infini.
- Le marché est liquide : on peut acheter ou vendre des actifs risqués à tout instant.
- On peut emprunter ou vendre à découvert.
- Les échanges ont lieu sans coûts de transaction.
- On peut emprunter et prêter au même taux constant r .

Afin de modéliser l'incertitude sur le marché, un espace de probabilité complet $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ est considéré, muni d'un mouvement Brownien standard W défini ci-dessous 12 (ÉLIE et KHARROUBI 2020). Ω correspond à l'univers des possibles, \mathcal{A} est l'information totale disponible sur le marché et \mathbb{P} la probabilité historique.

Définition 12. Soit \mathcal{F} une filtration. Une filtration est une famille croissante de sous-tribus de \mathcal{F} indexée (par le temps t ici). Un \mathcal{F} -mouvement Brownien (standard) est un processus W vérifiant :

- W est \mathcal{F} -adapté.
- $W_0 = 0$, \mathbb{P} -p.s.
- W est continu, i.e. $t \mapsto B_t(\omega)$ est continue pour \mathbb{P} -presque tout $\omega \in \Omega$.
- W est à accroissements indépendants : $W_t - W_s$ est indépendant de \mathcal{F}_s pour tous $t, s \in [0, T]$ tels que $s \leq t$.
- W est à accroissements stationnaires et gaussiens : $W_t - W_s \sim \mathcal{N}(0, t - s)$ pour tous $t, s \in [0, T]$ tels que $s \leq t$.

Dans le modèle de Black & Scholes, l'actif S_t est supposé suivre la dynamique de l'Équation différentielle stochastique (EDS) (8.4) de Black & Scholes. Cette étude sera réalisée sous la probabilité historique.

$$dS_t = S_t(\mu dt + \sigma dW_t), t \in [0, T] \quad (8.4)$$

où :

- S_t : représente le prix de l'actif au temps t .
- μ : représente la moyenne du rendement de l'actif.
- σ : représente la volatilité du rendement de l'actif.
- W_t : représente le mouvement Brownien au temps t .

En appliquant au processus $\log(S_t)$ le Lemme d'Itô, on montre que l'EDS (8.4) admet une unique solution qui est donnée par :

$$S_t = S_0 e^{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})t + \sigma W_t}, t \in [0, T]. \quad (8.5)$$

Les paramètres $\hat{\sigma}$ et $\hat{\mu}$ sont calibrés de la manière suivante à l'aide des cours historiques de l'action ou de l'indice :

- $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^N (r_t - \bar{r})^2$
- $\hat{\mu} = \bar{r} + \frac{\hat{\sigma}^2}{2}$

où :

- N est le nombre d'observations historiques,
- r_t sont les log-rendements, calculés comme : $\forall t \geq 1, r_t = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right)$,
- $\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N r_t$, la moyenne des log-rendements.

8.2.2 Simulations et résultats

La suite de notre méthode consiste, dans un premier temps, à estimer des valeurs de $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}$ pour différents indices et sur différentes périodes d'historiques, puis à simuler sur un an le modèle de Black & Scholes décrit dans l'EDS (8.5) grâce aux différentes valeurs obtenues. On déduira de la distribution simulée une valeur de chocs comme décrit ensuite.

Pour ce faire, nous considérons deux périodes de calibrage :

1. Période A : période allant du 01 janvier 2010 au 31 décembre 2020.
2. Période B : période COVID allant du 01 janvier 2020 au 30 juin 2021.

Nous définissons ainsi deux périodes de temps, l'une intégrant deux crises et l'autre uniquement construite autour de la crise COVID-19. La période 2010-2020 la crise COVID-19 et crise de l'EURO des années 2011-2012. Cette définition permettra également de comparer les résultats aux valeurs obtenues par la méthode réglementaire. La Table 8.4 présente les paramètres calibrés des log-rendements journaliers considérés selon les différentes périodes.

TABLE 8.4 – Paramètres des log-rendements sur les différentes périodes

	Période A : 2010 - 2020		Période B : 2020 - 2021	
	μ_A	σ_A	μ_B	σ_B
MSCI World	0,0847	0,1526	0,1883	0,2475
MSCI Environnement	0,1256	0,1841	0,4877	0,3244
CAC 40	0,0509	0,2089	0,0873	0,2767
CAC 40 ESG	0,0707	0,2090	0,0936	0,2649
S&P	0,1245	0,1756	0,2291	0,2948

Nous pouvons faire les mêmes commentaires sur la période A que ceux faits précédemment, à savoir que les rendements ainsi que la volatilité des indices environnementaux sont plus élevés que les classiques (très peu de différences pour la volatilité entre les deux CAC). Concernant la période B, le MSCI Environnement présente un rendement plus de deux fois supérieur au MSCI classique, ayant également une volatilité élevé. Dans le cas des indices français, les rendements suivent la même dynamique qu'en période A. Les volatilités sont néanmoins différentes : l'indice environnemental apparaît cette fois comme moins risqué tout en ayant un rendement supérieur à l'indice classique.

L'étape suivante est de simuler des valeurs de chocs à horizon 1 an. Pour cela, l'Équation (8.5) est utilisée en calibrant les paramètres μ et σ selon la période choisie et le paramètre S_0 comme étant le cours de l'indice en fin de période de calibrage (donc au 31/12/20 ou au 31/06/21). Enfin, l'intervalle $[0, T]$ est discrétisé avec un pas journalier $m = 252$ (correspondants aux trading days³²), et un mouvement Brownien W_t est simulé sur une loi normale $\mathcal{N}(0, \frac{1}{m})$. En Figure 8.4 sont présentées quelques trajectoires du CAC 40 sur la période A.

³²Trading days : jours de négociation boursière.

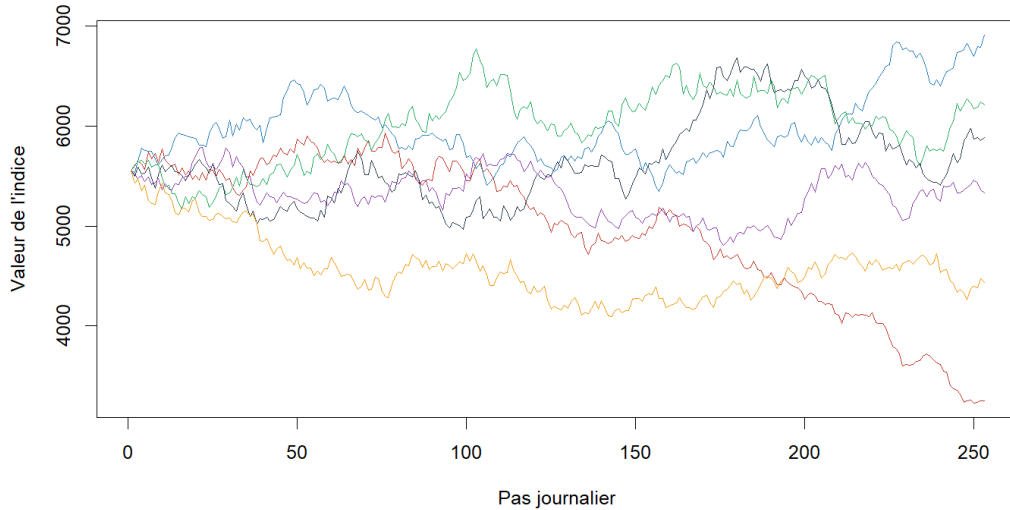


FIGURE 8.4 – Exemple de 6 trajectoires pour le CAC 40 simulées avec Black & Scholes pour la période A

Afin de calculer les valeurs de chocs, la formule du SCR est utilisée (section 1.2), qui est rappelée de manière abrégée ci-dessous :

$$\text{SCR} = \text{NAV}_0 - q_{0.5\%}(D(0,1)\text{NAV}_1). \quad (8.6)$$

Ici sont appelées : $\text{NAV}_0 = \text{VM}(0)$ et $\text{NAV}_1 = \text{VM}(1)$; la valeur de marché des actifs initiale et à horizon 1 an. Dans notre contexte, $\text{VM}(0) = S_0$, valeurs observée sur les marchés, et $\text{VM}(1) = S_1$, valeur simulée avec le modèle de Black & Scholes. Le facteur d'actualisation $D(0,1)$ est simulé à l'aide d'un modèle ACP Vasicek monde réel (modèle couramment utilisé en monde réel, dont la description détaillée n'est pas fournie dans ce mémoire). L'Équation de calcul du SCR du module action revient à être :

$$\text{SCR}_{\text{action}} = \text{VM}(0) - q_{0.5\%}(D(0,1)\text{VM}(1)). \quad (8.7)$$

Si le choc action est défini comme étant Δ_{action} , on peut écrire (on se place dans une convention où $\Delta_{\text{action}} < 0$) :

$$q_{0.5\%}(D(0,1)\text{VM}(1)) = \text{VM}(0) \times (1 - \Delta_{\text{action}}) = \text{VM}_{\text{choquee}}(1). \quad (8.8)$$

Le SCR peut donc être directement calculé comme étant :

$$\text{SCR}_{\text{action}} = \text{VM}(0) - \text{VM}_{\text{choquee}}(1) = \Delta_{\text{action}} \times \text{VM}(0). \quad (8.9)$$

De ces équations, on va donc calculer :

1. Le SCR action comme $\text{SCR}_{\text{action}} = \Delta_{\text{action}} \times \text{VM}(0)$.
2. Le SCR climat comme $\text{SCR}_{\text{climat}} = \Delta_{\text{climat}} \times \text{VM}(0) = \text{VM}(0) - q_{0.5\%}(D(0,1)\text{VM}(1))$.

Le choc climat Δ_{climat} est finalement calculé, en supposant Δ_{action} égal au choc réglementaire, comme étant :

$$\Delta_{\text{climat}} = \text{SCR}_{\text{climat}} \times \frac{\Delta_{\text{action}}}{\text{SCR}_{\text{action}}} \quad (8.10)$$

Afin de calculer le quantile de la distribution actualisée à horizon 1 an, 50 000 simulations sont lancées (les distributions à horizon 1 an des indices sont présentées en Annexe C). Concernant la période stressée, les chocs relatifs aux indices environnementaux présentent des valeurs plus faibles que sur les indices classiques avec par exemple -32,89% pour le MSCI Environnement contre -37,94% pour le MSCI classique (Table 8.5). Sur la période classique, les chocs évoluent en fonction de la zone géographique. En effet, le choc sur la France est plus faible de près 1,5% par rapport aux indices greens, et sur le monde, le choc est plus haut de plus de 3,5%.

TABLE 8.5 – Valeurs de chocs à horizon 1 an

	Période A : 2010 - 2020	Période B : 2020 - 2021
MSCI World	-27,18 %	-37,94 %
MSCI Environnement	-30,75 %	-32,89 %
CAC 40	-40,01 %	-48,70 %
CAC 40 ESG	-38,53 %	-46,70 %
S&P	-28,90 %	-42,87 %

La comparaison des résultats obtenus par Black & Scholes et par la méthode réglementaire (Table 8.2) est assez difficilement comparable en raison des différentes méthodes et hypothèses considérées.

8.2.3 Construction de portefeuille

L'objectif de cette partie est de construire des portefeuilles différents à l'aide des indices classiques et environnementaux afin de voir si l'inclusion de tels indices peut influencer sur la valeur de choc. Pour cela, 12 portefeuilles sont construits en diversifiant à la fois sur la région (France ou monde) et sur l'orientation environnementale (green ou classique), à partir des indices CAC et MSCI. La Table 8.6 présente la construction considérée où :

- ω_1 se rapportant au poids de l'indice CAC 40 classique,
- ω_2 se rapportant au poids de l'indice CAC 40 ESG,
- ω_3 se rapportant au poids de l'indice MSCI World,
- ω_4 se rapportant au poids de l'indice MSCI Env.

TABLE 8.6 – Poids des différents portefeuilles construits

Nom du portefeuille	Numéro	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4
France équilibré	P_1	0,5	0,5	-	-
France carboné	P_2	0,75	0,25	-	-
France green	P_3	0,25	0,75	-	-
Monde équilibré	P_4	-	-	0,5	0,5
Monde carboné	P_5	-	-	0,75	0,25
Monde green	P_6	-	-	0,25	0,75
Diversifié carboné	P_7	0,5	-	0,5	-
Diversifié carboné France	P_8	0,75	-	0,25	-
Diversifié carboné monde	P_9	0,25	-	0,75	-
Diversifié green	P_{10}	-	0,5	-	0,5
Diversifié green France	P_{11}	-	0,75	-	0,25
Diversifié green monde	P_{12}	-	0,25	-	0,75

La valeur du portefeuille i est définie comme la combinaison des poids avec les valeurs S_i de chaque indice (Équation (8.11)).

$$P_i = \sum_i \omega_i S_i. \quad (8.11)$$

Afin de tenir compte de la corrélation entre les deux indices composant chaque portefeuille, une structure de corrélation entre les mouvements Browniens associés à chaque indice est définie selon la Définition 13 (pour chaque indice i).

Définition 13. Soient deux indices notés indice 1 et indice 2. Nous définissons les mouvements Browniens de ces indices W_t^1 et W_t^2 tel que : $W_t^2 = \rho W_t^1 + \sqrt{1 - \rho^2} W_t^2$, où ρ est le coefficient de corrélation entre les deux indices 1 et 2. Il s'agit de la méthode généralisée de la décomposition de Cholesky appliqué à 2 indices seulement (MADAR 2015). Dans la pratique, afin d'utiliser Cholesky, il faut s'assurer que la matrice de corrélation soit définie positive.

Ces différents portefeuilles sont ensuite simulés à horizon 1 an par la dynamique de Black & Scholes avec des Browniens corrélés (Black & Scholes multidimensionnel). Les valeurs de chocs sont obtenus sur 50 000 simulations (Table 8.7).

TABLE 8.7 – Valeur des chocs pour les portefeuilles construits

Nom du portefeuille	Numéro	Chocs A	Chocs B
France équilibré	P_1	-39,43 %	-47,95 %
France carboné	P_2	-39,59 %	-47,92 %
France green	P_3	-38,71 %	-46,79 %
Monde équilibré	P_4	-27,33 %	-34,96 %
Monde carboné	P_5	-27,13 %	-36,60 %
Monde green	P_6	-26,58 %	-31,62 %
Diversifié carboné	P_7	-33,63 %	-42,00 %
Diversifié carboné France	P_8	-36,96 %	-45,83 %
Diversifié carboné monde	P_9	-28,20 %	-37,06 %
Diversifié green	P_{10}	-34,69 %	-38,67 %
Diversifié green France	P_{11}	-37,45 %	-43,56 %
Diversifié green monde	P_{12}	-31,39 %	-29,87 %

Le but de cette démarche est d'étudier la variation de la valeur du choc dans le cas d'une diversification régionale ou de différentes orientations d'investissements dans un portefeuille.

Les chocs en période stressée (crise COVID-19) sont plus élevés que les chocs en période classique (entre 4% et 8,5% de différence). L'impact de la diversification green se fait ressentir notamment sur les indices monde où les chocs sont de -26,58% sur la période A et de -31,62% sur la période B. Pour ces mêmes indices, nous obtenons des chocs plus élevés pour des portefeuilles équilibrés ou carbonés. L'écart se creuse entre les périodes A et B respectivement, où la différence relative est de 1,15% à près de 5% entre les portefeuilles green et carbonés.

Concernant la diversification régionale, on remarque que les chocs sont plus faibles en faveur d'une diversification monde plutôt que France pour les portefeuilles greens (chocs plus faibles sur les deux périodes). Il en va de même pour les portefeuilles carbonés diversifiés monde. Le choc est également plus élevé pour un portefeuille green qu'un carboné sur la période A, et l'inverse sur la période B. De ces observations, on conclut deux points :

- Les portefeuilles greens possèdent des valeurs de chocs plus faibles que les portefeuilles carbonés ou équilibrés (portefeuilles P1 à P6), quelle que soit la période. Les chocs stressés restent néanmoins plus élevés qu'en période classique.

- Les portefeuilles diversifiés se comportent d'une manière différente en période stressée. En effet, les chocs relatifs aux portefeuilles greens demeurent plus faibles que les carbonés et tendent à s'inverser en période classique. Cela signifie que l'effet de diversification régionale apporte des portefeuilles greens moins sensibles que des portefeuilles carbonés.

Chapitre 9

Extraction d'un facteur de risque carbone et calcul de chocs actions

Une approche alternative est considérée dans ce chapitre pour le calcul de chocs. La méthode se base sur une approche d'intégration d'un facteur de risque carbone (RONCALLI et al. 2020). Le modèle sera tel qu'un risque carbone pourra être défini pour une granularité donnée (au niveau d'une entreprise par exemple). L'objectif est de calculer des niveaux de chocs en identifiant une exposition spécifique au risque carbone. Cela pourrait donc être utilisé au sein d'un modèle interne voulant prendre en compte ce nouveau type de risque au sein de son portefeuille. Une étude de sensibilité au risque climatique sera réalisée.

Dans la démarche « boîte à outils » voulue dans ce mémoire, cette partie apportera la description d'une méthode permettant d'isoler le risque carbone dans l'expression d'un rendement d'un actif. La partie permettra également de définir des chocs à horizon 1 an de manière sectorielle.

9.1 Présentation de la méthode

Afin d'identifier un facteur de risque carbone, on utilise une méthode dans laquelle le rendement d'un actif se décompose en la somme de trois termes. Le calibrage de cette décomposition de fait notamment en utilisant des données climatiques. Cette méthode a initialement été utilisée afin de maîtriser le risque carbone dans la construction de portefeuilles d'investissements (RONCALLI et al. 2020).

Dans cette représentation, l'un des trois termes mentionnés correspond au rendement apporté par des activités carbonés. L'approche se base sur la méthode CARIMA³³ (GÖRGEN et al. 2019) laquelle repose sur la construction d'un facteur BMG (Brown Minus Green) à l'aide de quatre bases de données contenant 55 variables climatiques. Cette partie se décompose en trois étapes détaillées ci-dessous.

Cette première partie présentera l'approche établie par RONCALLI et al. 2020. *Afin de conserver une cohérence entre l'article et cette étude, les notations de l'article seront reprises à l'identique.*

9.1.1 Construction de l'indicateur ESG

La première étape est la construction d'un score environnemental permettant d'associer à chaque entreprise un score entre 0 et 1 selon leur impact environnemental. Pour cela sont définies les entreprises green et brown. Les entreprises green sont les entreprises actant pour la transition énergétique et ayant mis en place des politiques ou agissant en faveur d'une limitation de l'impact de leur activité sur le climat. À l'inverse, les entreprises brown sont répertoriées comme n'ayant pas encore (ou insuffisamment) mis en place de politiques en ce

³³Disponible au téléchargement ici : <https://carima-project.de/en/downloads>

sens. Plus le score est proche de 1, plus l'entreprise sera qualifiée de brown. Afin de définir ce score, quatre bases de données sont exploitées (Thomson Reuteurs ESG, MSCI ESG Ratings, Sustainalytics ESG ratings et Carbon Disclosure Project). Sur ces bases, 55 variables classifiées en trois catégories ont été retenues :

1. Chaîne de valeur : impact des politiques sur le climat et sur les différentes activités de l'entreprise.
2. Perception publique : image environnementale de l'entreprise.
3. Adaptabilité : capacité d'une entreprise à s'adapter à une transition énergétique bas carbone.

De ces trois catégories, une formule permettant de construire un score pour chaque entreprise i au cours du temps est établie. Cette méthode détaillée dans l'article pour le choix des coefficients (GÖRGEN et al. 2019). Ce score s'appelle le score BGS (Brown-Green Score) et est défini en Équation (9.1). On définit les notations suivantes : VC pour chaîne de valeur, PP pour la perception publique et NA pour la non-adaptabilité. La méthode CARIMA est appliquée à 1 650 entreprises.

$$\text{BGS}_i(t) = \frac{2}{3} (0,7 \text{VC}_i(t) + 0,3 \text{PP}_i(t)) + \frac{\text{NA}_i(t)}{3} (0,7 \text{VC}_i(t) + 0,3 \text{PP}_i(t)) \quad (9.1)$$

9.1.2 Construction du facteur de risque BMG

La seconde étape est de construire le facteur BMG et d'en définir son rendement. Pour cela, la méthode de décomposition en 6 portefeuilles est utilisée (FAMA et FRENCH 1992). Tout d'abord, un score BGS moyen est calculé par entreprise sur une période donnée d'années de 2010 à 2016 (approche CARIMA). Ensuite, ce score moyen est utilisé afin de procéder au découpage. Le découpage consiste à décomposer les entreprises en 6 groupes différents selon leurs capitalisations boursières médianes ainsi que selon les quantiles 30% et 70% du score BGS moyen (Figure 9.1). Six portefeuilles sont définis : SG, SN, SB, BG, BN, BB, où la première lettre porte sur la taille de la capitalisation boursière (S pour Small et B pour Big) et la deuxième lettre pour l'intensité au score BGS (G pour Green, N pour Neutral et B pour Brown).

	<i>Capitalisation boursière médiane</i>	
<i>Quantile 70%</i>	Small Brown	Big Brown
	Small Neutral	Big Neutral
<i>Quantile 30%</i>	Small Green	Big Green

FIGURE 9.1 – Découpage de portefeuilles selon la méthode de Fama & French

Point d'attention : le premier point de cette méthode s'avère assez fastidieux et peu reproductible car il nécessite de nombreuses variables provenant de bases de données ESG sur un historique de 10 ans (dont l'accès est souvent payant). De plus, la méthode de construction de score BGS est assez complexe à mettre en place. Dans l'étude, deux autres approches présentant des corrélations intéressantes au facteur CARIMA et permettant de reproduire cette construction sans avoir à utiliser de nombreuses variables sont testées (Figure 9.2). Ces deux approches se basent sur l'utilisation d'une variable unique au lieu de l'utilisation des 55 variables pour le facteur CARIMA :

1. *Intensité carbone* : variables provenant de la base Trucost³⁴. L'intensité carbone est le rapport entre les 3 postes d'émissions de carbone et le revenu en dollar d'une entreprise. Ce score présente une corrélation au facteur CARIMA de 58% (courbe verte sur la Figure 9.2).
2. *Score d'émission* : il s'agit d'un score d'émission carbone présent dans la base MSCI 2020. Ce score présente une corrélation au facteur CARIMA de 64% (courbe orange sur la Figure 9.2).

Ces deux approches permettent donc de pouvoir utiliser une seule variable dans la construction du score BGS en simplifiant sa construction, tout en gardant une bonne corrélation à l'approche CARIMA qui construit le score BGS sur 55 variables différentes.

L'approche CARIMA consiste ensuite à garder uniquement les portefeuilles Green et Brown, et de définir un facteur de risque R_{bmg} (Équation (9.2)) à partir des rendements des portefeuilles conservés (on note par exemple $R_{SB}(t)$ le rendement du portefeuille SB au temps t). Chaque rendement de portefeuille est construit par pondération de capitalisation boursière. Ce facteur peut s'interpréter comme la différence entre les rendements servis par les activités jugées néfastes d'un point de vue climatique et ceux servis par des activités jugées plus bénéfiques.

$$R_{bmg}(t) = \frac{1}{2} (R_{SB}(t) + R_{BB}(t)) - \frac{1}{2} (R_{SG}(t) + R_{BG}(t)) \quad (9.2)$$

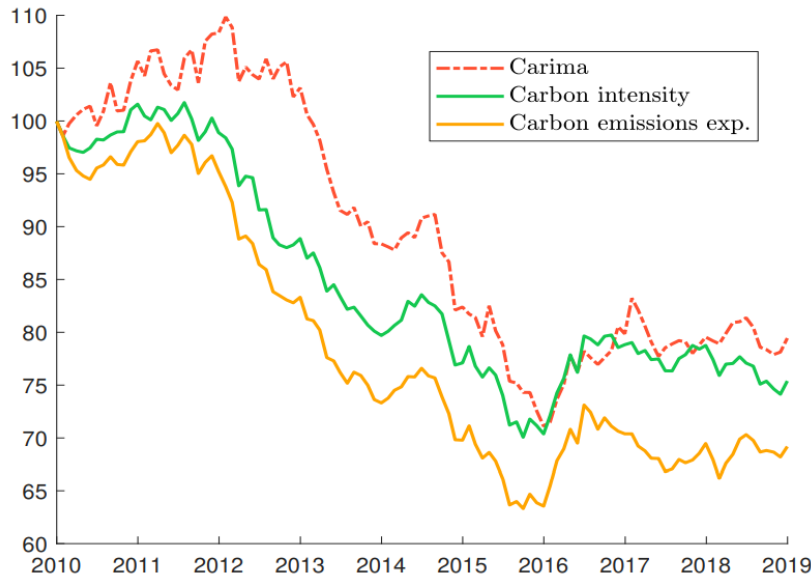


FIGURE 9.2 – Performances cumulées des différentes approches (sur l'indice MSCI World) (RONCALLI et al. 2020)

9.1.3 Calcul des rendements

La dernière étape consiste à décomposer le rendement d'une entreprise R_i en trois termes : un constant, un relatif au marché et un portant sur le risque carbone (Équation (9.3)).

$$R_i(t) = \alpha_i(t) + \beta_{mkt,i}(t)R_{mkt}(t) + \beta_{bmg,i}(t)R_{bmg}(t) + \varepsilon_i(t) \quad (9.3)$$

L'équation permet de décomposer le rendement d'une entreprise i au temps t en plusieurs facteurs où chacun des termes correspond à :

³⁴Lien de la base de données : <https://www.spglobal.com/esg/trucost>

- $R_{mkt}(t)$: est le rendement du facteur de marché au temps t .
- $R_{bmg}(t)$: est le rendement du facteur carbone défini précédemment à l'instant t .
- $\varepsilon_i(t) \sim \mathcal{N}(0, \tilde{\sigma}_i^2)$: un bruit blanc.
- Les paramètres $\alpha_i(t)$, $\beta_{mkt,i}(t)$ et $\beta_{bmg,i}(t)$ sont des marches aléatoires définies selon l'Équation (9.4) où $\eta_{alpha,i}(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{alpha,i}^2)$, $\eta_{mkt,i}(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{mkt,i}^2)$ et $\eta_{bmg,i}(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{bmg,i}^2)$:

$$\begin{cases} \alpha_i(t) = \alpha_i(t-1) + \eta_{alpha,i}(t) \\ \beta_{mkt,i}(t) = \beta_{mkt,i}(t-1) + \eta_{mkt,i}(t) \\ \beta_{bmg,i}(t) = \beta_{bmg,i}(t-1) + \eta_{bmg,i}(t) \end{cases} \quad (9.4)$$

Le facteur $R_{mkt}(t)$ est le rendement apporté par l'activité économique globale (le marché) tandis que $R_{bmg}(t)$ représente le surplus de rendement des entreprises dont l'activité est fortement carbonée par rapport à celles pour qui ce n'est pas le cas. C'est ainsi que β_{mkt} et β_{bmg} s'interprètent, respectivement, comme l'exposition au risque de marché et au risque de transition climatique. Les paramètres $\alpha_i(t)$ et $\varepsilon_i(t)$ correspondent respectivement au rendement excédentaire d'un investissement par rapport au rendement de référence et au risque idiosyncratique de l'entreprise i .

Les paramètres $\alpha_i(t)$, $\beta_{mkt,i}(t)$ et $\beta_{bmg,i}(t)$ sont estimés par application du filtre de Kalman (FABOZZI et FRANCIS 1978). Le facteur $R_{bmg}(t)$ a été introduit et défini dans la section 9.1.2. Le facteur de marché $R_{mkt}(t)$ provient des séries temporelles présentes sur le site³⁵ de Kenneth R. French. La méthode est appliquée sur les données du MSCI entre janvier 2010 et décembre 2018 en normalisant la variance du facteur BMG de sorte que celui-ci ait finalement une variance similaire à celle du facteur de marché.

L'article étudie le paramètre β_{bmg} afin d'en déduire les entreprises ou secteurs étant plus sujets au risque carbone. En effet, plus le facteur β_{bmg} est élevé, plus l'entreprise est sujette au risque carbone (baisse brutale des rendements soutenus par des activités néfastes d'un point de vue climatique). On peut considérer l'étude à la fois du facteur relatif et absolu.

Point d'attention : jusqu'à présent les rendements ont été définis par entreprise. Ils sont maintenant regroupés à une maille sectorielle. Le regroupement par secteurs sera effectué en accord avec la classification GICS® (Table D.1) présentée en Annexe D. Pour toutes les Figures et Tables suivantes, la classification anglaise sera utilisée.

Dans le cas du facteur relatif (Figure 9.3), l'objectif est de prendre position sur le risque en essayant de le réduire. Un gestionnaire de portefeuille pourra donc comparer des entreprises selon la valeur de leur β_{bmg} . Le facteur absolu servira plutôt d'indicateur pour être neutre au carbone, autrement dit, avoir un portefeuille invariant à la transition climatique en favorisant les entreprises dont le facteur BMG est proche de 0.

³⁵Site : http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html

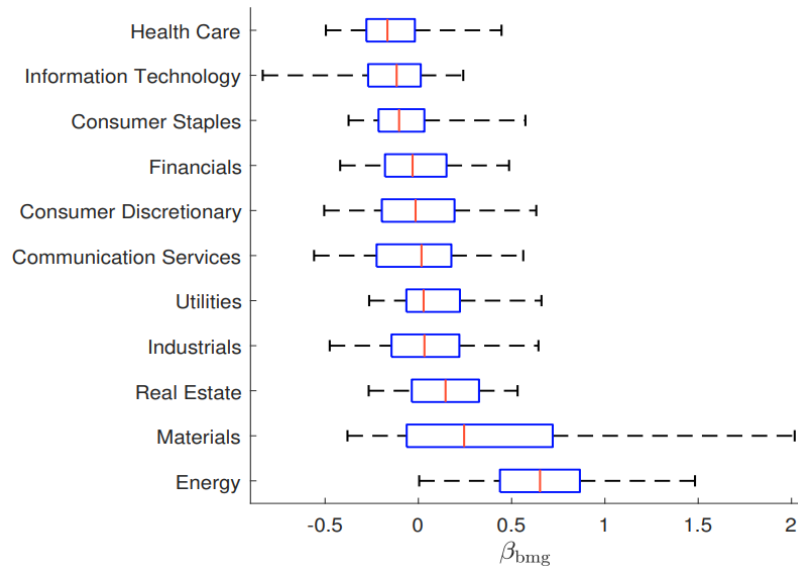


FIGURE 9.3 – β_{bmg} sur l'année 2018 (RONCALLI et al. 2020)

9.2 Apport de la méthode et calibrage du modèle

Cette partie se consacre à la présentation des apports dans ce mémoire de la méthode décrite ci-dessus, ainsi qu'à son calibrage au sein de cette étude. Des indicateurs ESG seront testés et comparés au facteur CARIMA. Dans un second temps, le filtre de Kalman sera appliqué afin d'obtenir les paramètres et de les analyser.

9.2.1 Direction et apport dans le cadre du mémoire

Dans le cadre de ce mémoire, la méthode précédente permettra de décomposer les rendements selon l'Équation (9.3) pour obtenir les facteurs β_{bmg} . A ce stade, un assureur aura déjà une indication sur le niveau de risque d'un point de vue climatique des entreprises présentes au sein de son portefeuille et pourra, s'il le souhaite, manager son allocation. Il pourra également s'appuyer sur la suite de l'article de RONCALLI et al. 2020 afin d'utiliser une méthode de minimisation de portefeuille.

Dans ce mémoire, nous proposons de recourir à la méthode établie par RONCALLI et al. 2020 pour des calculs assurantiels de chocs à horizon 1 an tels que présentés précédemment. En l'état, un choc unique est appliqué au portefeuille action des compagnies d'assurance, sans tenir compte de leur exposition au risque climatique. Nous proposons ici de différencier la valeur des chocs qui pourraient être appliqués à cette classe d'actifs selon des considérations climatiques. Pour cela, une définition de choc axé modèle interne sera définie. Grâce à cette méthode, l'assureur pourra :

1. Utiliser les valeurs de β_{bmg} afin de comprendre l'allocation de son portefeuille sensible au risque carbone. A ce stade il aura deux choix selon sa stratégie :
 - (a) Désinvestir les secteurs carbonés afin de réduire son exposition au risque au sein de son portefeuille.
 - (b) Investir dans les secteurs carbonés afin d'investir dans la transition climatique. Cette stratégie serait donc plus consommatrice de SCR mais permettrait d'investir dans l'économie et d'accélérer la transition énergétique d'une entreprise.

2. Dans un second temps, utiliser les valeurs de chocs sectorisées afin de mieux appréhender sa sensibilité au risque climatique et calculer son SCR. Cela lui permettrait également d'avoir une approche modèle interne cohérente avec les actifs dont il dispose.

9.2.2 Construction d'un indicateur ESG et du facteur de risque BMG

Plusieurs indicateurs ESG ont été utilisés afin de choisir le plus adapté pour l'étude des facteurs β_{bmg} . Le facteur CARIMA, tel que défini dans la littérature, ne sera pas repris en l'état. Celui-ci est en effet calibré sur des données provenant du monde entier, tandis que nous concentrons notre étude sur des indices français et nord-américain. Un facteur approché imitant le facteur CARIMA (avec notamment une forte corrélation), sera à la place retenu.

Les données proviennent de la base de données Thomson Reuters³⁶. Ce logiciel a permis le téléchargement de données entre 2010 et 2020. A l'inverse des études précédentes sur le sujet, seules les données annuelles sont disponibles. Les données suivantes ont été extraites :

1. Score Émissions : il s'agit d'un score construit sur une partie du pilier environnemental (E de ESG) comprenant des variables relatives aux émissions des entreprises, comme par exemple les émissions de CO_2 , les politiques d'émissions, et le prix interne du carbone.
2. L'intensité carbone : il s'agit de la mesure indiquée comme étant corrélée au facteur CARIMA. Elle est définie comme la somme de toutes les émissions de CO_2 d'une entreprise sur son revenu.

Afin de pouvoir appliquer la méthode de décomposition en portefeuilles, les scores moyens par entreprise sur la période 2010 - 2020 sont calculés. Ensuite est appliquée la méthode de Fama and French qui consiste à découper les portefeuilles et construire le rendement BMG suivant l'Équation (9.2).

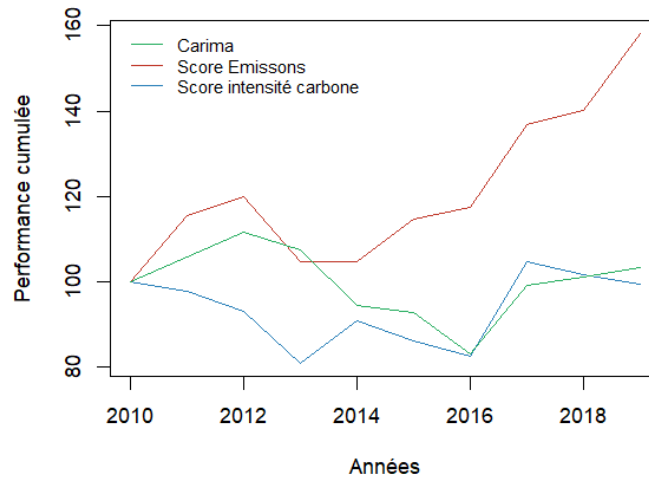
L'étude des corrélations confirme que le facteur d'intensité carbone est corrélé au facteur CARIMA (Table 9.1, Figure 9.4). Dans le cadre de ces données, une corrélation pour le CAC 40 de 32,14% avec le CARIMA est obtenue et de 63,13% entre ce dernier et le S&P. Le second facteur construit sur le score Émissions possède des corrélations moins élevées. L'étude sera poursuivie en gardant le score BMG de l'intensité carbone (Figure 9.4).

***Point d'attention :** l'utilisation d'un score simplifié permet d'avoir une transparence totale sur les résultats. En effet, la méthode employée par les fournisseurs de données pour calculer des score ESG n'est pas très claire et bien documentée.*

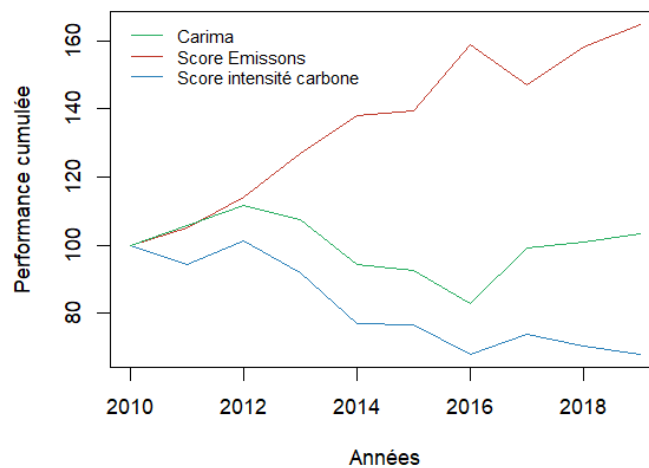
TABLE 9.1 – Corrélations entre le facteur CARIMA et les facteurs de risque BMG considérés

	CAC 40	S&P
Facteur Emissions	12,07 %	- 47,65 %
Facteur Intensité Carbone	32,14 %	63,13 %

³⁶Disponible sur : <https://www.refinitiv.com/en>



(a) Indice CAC 40



(b) Indice S&P

FIGURE 9.4 – Présentation de la performance cumulée des facteurs carbonés selon l'indice

9.2.3 Estimation des paramètres

Afin d'introduire le filtre de Kalman, les mêmes notations que celles du document de RONCALLI et al. 2020 sont reprises.

Premièrement est rappelé le problème nécessitant l'utilisation de la méthode du filtre de Kalman. Il s'agit d'un modèle à plusieurs facteurs où l'on modélise l'évolution d'un vecteur d'état y comme issue d'une relation linéaire avec un vecteur explicatif x multiplié par un vecteur de paramètre β dépendant du temps s'assimilant à une marche aléatoire :

$$\begin{cases} y(t) = x(t)^\top \beta(t) + \varepsilon(t) \\ \beta(t) = \beta(t-1) + \eta(t) \end{cases} \quad (9.5)$$

où $\varepsilon(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2)$, $\eta(t) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_{K+1}, \Sigma_\beta)$, et K est le nombre de facteurs de risque.

En l'occurrence, dans le cas de l'étude, $K = 3$, $y(t) = R_i(t)$ (y sont les taux de rendements par entreprises) et $x(t)$ est un vecteur de taille 3×1 dont les éléments sont 1 , $R_{mkt}(t)$ et

$R_{bmg}(t)$. De plus,

$$\beta(t) = \begin{pmatrix} \alpha_i(t) \\ \beta_{mkt,i}(t) \\ \beta_{bmg,i}(t) \end{pmatrix}$$

Le but du filtre de Kalman est de pouvoir estimer la distribution de β en considérant le vecteur $y(t)$ comme observable. L'algorithme d'estimation des paramètres est récursif et est décrit dans l'Équation (9.6). La quantité $\beta(0) \sim \mathcal{N}(\beta_0, P_0)$ représente l'état initial du vecteur β .

Les estimateurs optimaux de $\beta(t)$ sont définis comme $\hat{\beta}(t | t-1) = \mathbb{E}[\beta(t) | \mathcal{F}(t-1)]$ et $\hat{\beta}(t | t) = \mathbb{E}[\beta(t) | \mathcal{F}(t)]$, en fonction des pas de temps $t-1$ et t . De manière similaire sont définies les matrices de covariance $P(t | t-1)$ et $P(t | t)$ de $\beta(t)$. La variance $F(t)$ de $v(t) = y(t) - \hat{y}(t | t-1) = y(t) - x(t)^\top \hat{\beta}(t | t-1)$ est également calculée.

$$\begin{cases} \hat{\beta}(t | t-1) = \hat{\beta}(t-1 | t-1) \\ P(t | t-1) = P(t-1 | t-1) + \Sigma_\beta \\ v(t) = y(t) - x(t)^\top \hat{\beta}(t | t-1) \\ F(t) = x(t)^\top P(t | t-1) x(t) + \sigma_\varepsilon^2 \\ \hat{\beta}(t | t) = \hat{\beta}(t | t-1) + \left(\frac{P(t | t-1)}{F(t)} \right) x(t) v(t) \\ P(t | t) = \left(I_{K+1} - \left(\frac{P(t | t-1)}{F(t)} \right) x(t) x(t)^\top \right) P(t | t-1) \end{cases} \quad (9.6)$$

L'initialisation des paramètres ε^2 et de Σ_β se fait en calculant la fonction de vraisemblance associée à $v(t) \sim \mathcal{N}(0, F(t))$ (Équation (9.7)). Le paramètre θ cherché est un doublet des variances de ε et de β . Afin de calculer la vraisemblance, on utilise les conditions initiales P_0 et β_0 initialisées à l'aide d'une régression linéaire sur $y(t)$.

$$\ell(\theta) = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left(\ln F(t) + \frac{v^2(t)}{F(t)} \right) \quad (9.7)$$

Un package permettant d'appliquer le filtre de Kalman ainsi présenté est disponible sur R. Ce package est `fkf`³⁷ pour Fast Kalman Filter. Deux parties sont nécessaires : l'obtention des paramètres de variances initiaux en calculant la vraisemblance, et l'application de filtre selon ces paramètres estimés et ceux connus du modèle. Le filtre est appliqué aux indices du CAC40 et du S&P. Les séries³⁸ de R_{mkt} utilisées sont « Europe » pour le CAC40 et « Amérique du Nord » pour le S&P.

Une fois le filtre calibré, il est possible de regrouper les β_{bmg} de chaque entreprise par secteurs et pour l'année 2020 (Figure 9.5). On affichera soit les valeurs relatives de ces coefficients (mesure relative) soit leurs valeurs absolues (mesure absolue) qui apportent des informations complémentaires (Section 9.1.3). Pour l'année 2020, le secteur de l'énergie pour le S&P fait partie des secteurs les plus sensibles au risque carbone, ce qui paraît cohérent avec notre intuition. L'étude des mesures relatives place également le secteur de l'énergie comme étant dans les plus sensibles pour le CAC 40, juste avant le secteur des Utilities (production, distribution et commercialisation d'énergies et d'eau). Dans les secteurs les moins sensibles, on retrouve le secteur des technologies de l'information pour les deux indices. La mesure absolue complète l'étude en donnant les secteurs les plus ou moins neutres au carbone. Pour les deux indices considérés, les secteurs des Materials et des Consumer Staples sont les plus neutres au carbone.

³⁷Disponible ici : <https://cran.r-project.org/web/packages/FKF/FKF.pdf>

³⁸Méthode de calcul des séries utilisées : https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_3developed.html

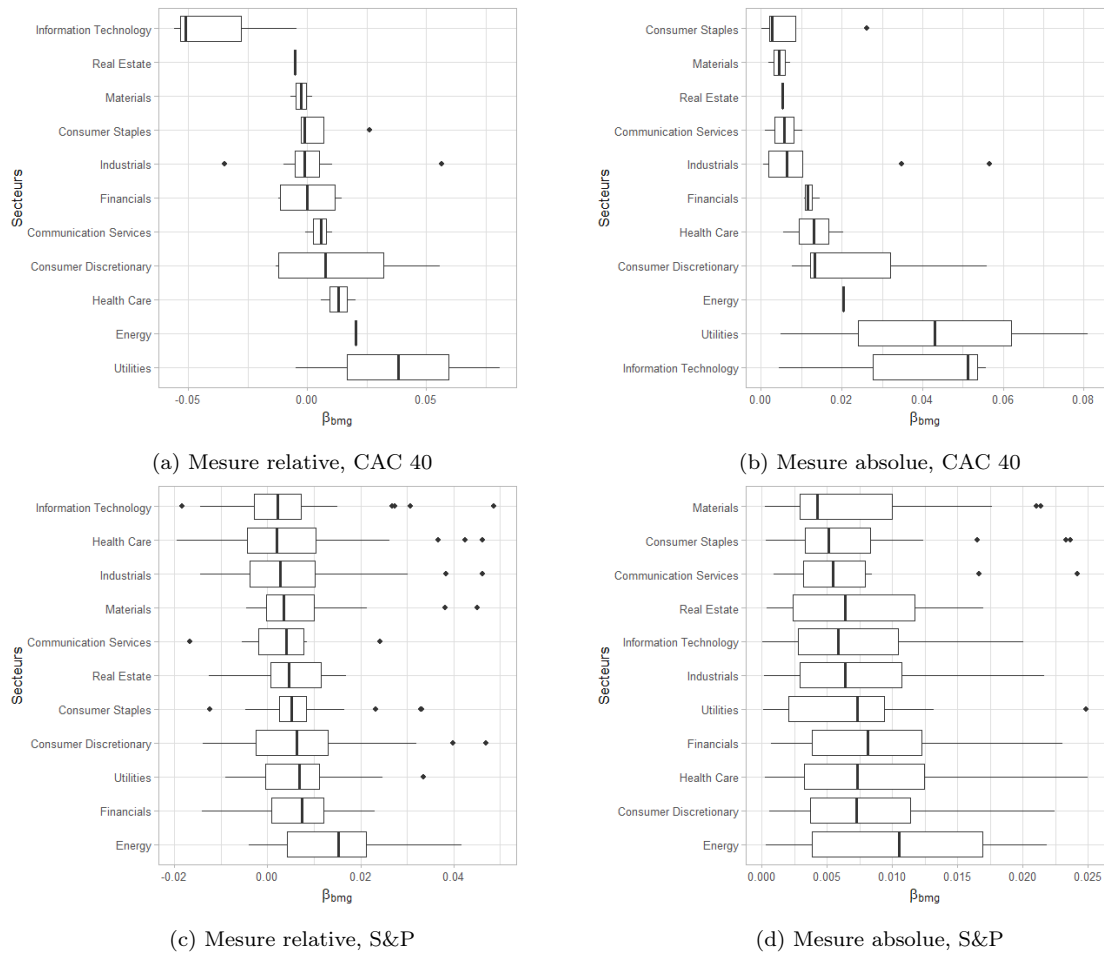
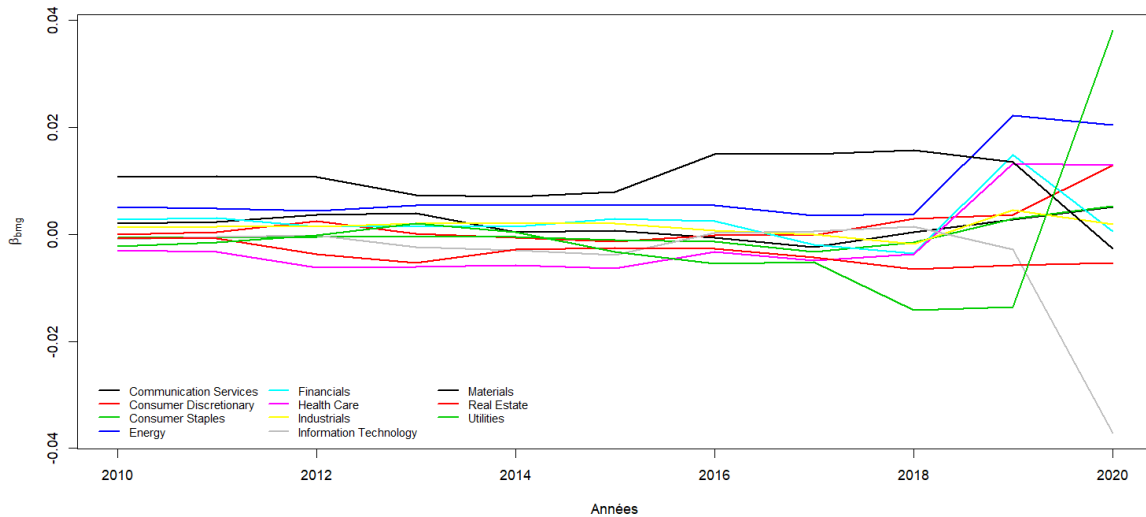
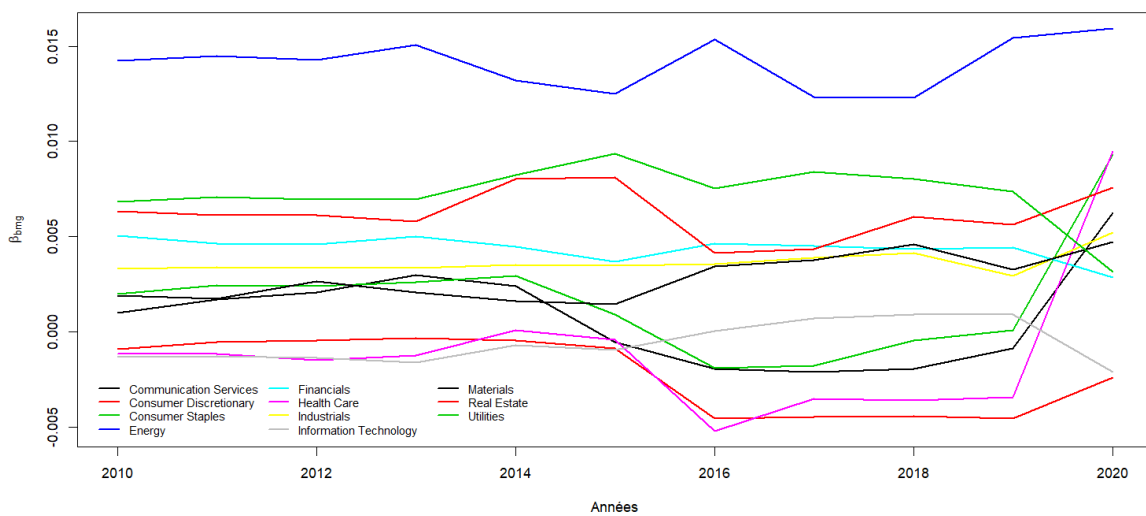


FIGURE 9.5 – Représentations des β_{bmg} 2020

L'analyse de ces graphiques permet à un assureur de décider d'orienter sa stratégie de portefeuille afin d'obtenir des secteurs avec des β_{bmg} négatifs en utilisant la mesure relative. S'il souhaite un portefeuille neutre à la transition écologique (invariant au risque), l'assureur préférera utiliser la mesure absolue et investira dans des secteurs avec un β_{bmg} proche de 0, construisant un indice neutre au risque carbone. Les tracés suivants présentent les facteurs β_{bmg} moyens au cours des 10 dernières années par secteur pour le CAC 40 (Figure 9.6) et le S&P (Figure 9.7). Entre 2010 et 2018, les valeurs moyennes des β_{bmg} présentent une certaine stabilité des valeurs moyennes, ce qui reflète une stabilité de chaque secteur envers le risque carbone (pas de dégradation mais pas d'amélioration non plus). La crise du COVID-19 marque une rupture dans l'évolution des coefficients β_{bmg} de certains secteurs comme ceux de la construction, la santé, les services publics, sociétés de services de base et matériaux (et technologie d'information pour le CAC 40 en particulier). Ces observations suggèrent que la crise COVID-19 peut être assimilable à une crise climatique ou à une transition brutale d'une économie carbonée vers une économie bas carbone. En effet, lors de tels événements, on peut anticiper d'importantes difficultés (subies, ou voulues dans le second cas) à exploiter aux ressources énergétiques nécessaires au fonctionnement actuel de l'économie.

On peut donc anticiper que les secteurs d'activités qui ont le plus souffert lors de la crise COVID-19, lors de laquelle les flux ont été arrêtés volontairement, seraient également très largement impactés par des crises d'approvisionnement énergétiques liées à la contrainte climatique. On distinguera donc par la suite deux périodes afin de séparer la période classique (2010 à 2019) d'une période stressée (2020). On note également que sur la période classique, les β_{bmg} ne se croisent pas ou très peu, contrairement à ce que arrive en 2020 : la crise COVID-19 a provoqué un ré-arrangement de l'ordonnancement du risque de chaque secteur (Figure 9.6, 9.7).

FIGURE 9.6 – Évolution des facteurs β_{bmg} pour le CAC 40FIGURE 9.7 – Évolution des facteurs β_{bmg} pour le S&P

9.3 Chocs sectoriels à horizon 1 an

9.3.1 Méthode de calcul de chocs

Dans le cas d'un modèle interne, une nouvelle mesure de choc est définie afin de pallier un des impacts majeurs de la définition standard du choc dans le calcul du SCR. Il s'agit de l'incompatibilité de la définition de la vision à « un an » du risque. La définition classique doit être adaptée dans le cas de marché dont les positions sont maintenues sur une période de plusieurs années et pour lesquels tout profit ou perte pourrait être considéré(e) sur cet horizon. Au lieu d'utiliser la formulation classique du calcul du SCR (Équation (9.8)), une formulation alternative sera proposée conformément aux travaux de MILLIMAN 2021a, permettant de tenir compte du fait que les actifs détenus par les assureurs le sont majoritairement jusqu'à leurs échéances. En supposant alors que la durée de détention des actifs est $T \geq 1$, on définit le

SCR au titre du risque action comme celui de l'Équation (9.9).

$$SCR = \text{VaR}_{99,5\%}(S_0 - D_1 S_1) = S_0 - q_{0,5\%}(D_1 S_1) \tag{9.8}$$

$$SCR^* = \mathbb{E}[D_T S_T] - \mathbb{E}[D_T S_T \mid D_1 S_1 = q_{0,5\%}(D_1 S_1)] \tag{9.9}$$

L'objectif de cette nouvelle définition est de tenir compte du caractère long terme de l'investissement. Cette formule mesure l'écart entre la valeur attendue du portefeuille au temps futur T et la valeur attendue au temps T si un choc se produit la première année. Elle permet de combiner un horizon de risque d'un an pendant lequel des variations du niveau des actions peuvent se produire, avec la réalité de la gestion du portefeuille où l'actif est supposé conservé jusqu'au temps T . Elle mesure ainsi les pertes attendues au moment auquel la vente ou le rééquilibrage du portefeuille est susceptible de se produire. Il convient de mentionner que contrairement à l'approche de l'EIOPA pour les participations stratégiques, l'Équation (9.9) ne fournit pas de « gains » liés à la croissance naturelle des rendements des actions puisque les deux termes sont homogènes : respectivement, la valeur actualisée inconditionnelle et conditionnelle de l'action à T ans.

Au sein de ce mémoire, T est fixé à 1. Dans la suite, le facteur d'actualisation $D(0, 1)$ entre l'année 0 et l'année 1 sera nommé D_1 . La formulation devient :

$$SCR^* = \mathbb{E}[D_1 S_1] - \mathbb{E}[D_1 S_1 \mid D_1 S_1 = q_{0,5\%}(D_1 S_1)] \tag{9.10}$$

9.3.2 Projection à 1 an

Afin de calculer des valeurs sectorielles de chocs, on souhaite simuler l'Équation (9.3) pour chaque secteur. Pour ce faire, on a besoin de tous les coefficients de l'Équation distincts par secteurs. Dans la suite, la manière dont les paramètres ont été simulés sera décrite, ainsi que leurs valeurs et la manière avec laquelle sont simulées les variables aléatoires.

La première étape est de considérer des valeurs moyennes dans l'équation de décomposition des rendements en différenciant les deux périodes : classique et de crise. Les paramètres $\alpha_i(t)$, $\beta_{\text{mkt},i}(t)$, $\beta_{\text{bmg},i}(t)$ et $\varepsilon_i(t)$ sont calculés en appliquant la moyenne sur deux intervalles d'années : de 2010 à 2019 pour la période classique (période P_1) et uniquement l'année 2020 pour la période stressée (période P_2). Les paramètres deviennent donc $\hat{\alpha}_i^P$, $\hat{\beta}_{\text{mkt},i}^P$, $\hat{\beta}_{\text{bmg},i}^P$ et $\hat{\varepsilon}_i^P$, où P peut prendre P_1 ou P_2 selon la période d'étude.

TABLE 9.2 – Table présentant les valeurs des coefficients β pour le CAC 40

CAC 40	$\hat{\beta}_{\text{bmg},i}^P$		$\hat{\beta}_{\text{mkt},i}^P$	
	2010 - 2019	2020	2010 - 2019	2020
Communication Services	0,0013	0,0051	0,0023	0,0097
Consumer Discretionary	0,0007	0,0129	0,0055	0,0268
Consumer Staples	-0,0007	0,0053	0,0041	-0,0034
Energy	0,0065	0,0205	0,0013	-0,0174
Financials	0,0025	0,0005	0,0138	0,0136
Health Care	-0,0029	0,0130	0,0091	0,0152
Industrials	0,0014	0,0019	0,0090	0,0137
Information Technology	-0,0011	-0,0372	0,0088	0,0062
Materials	0,0114	-0,0026	0,0065	-0,0302
Real Estate	-0,0035	-0,0054	0,0037	-0,0395
Utilities	-0,0043	0,0381	0,0082	0,0061

TABLE 9.3 – Table présentant les valeurs des coefficients β pour le S&P

CAC 40	$\hat{\beta}_{\text{bmg},i}^P$		$\hat{\beta}_{\text{mkt},i}^P$	
	2010 - 2019	2020	2010 - 2019	2020
Communication Services	0,0003	0,0062	0,0138	0,0085
Consumer Discretionary	-0,0022	-0,0024	0,0112	0,0083
Consumer Staples	0,0009	0,0093	0,0060	0,0119
Energy	0,0139	0,0159	0,0151	0,0043
Financials	0,0045	0,0029	0,0145	0,0117
Health Care	-0,0021	0,0095	0,0078	0,0193
Industrials	0,0035	0,0052	0,0144	0,0166
Information Technology	-0,0005	-0,0021	0,0132	0,0207
Materials	0,0027	0,0047	0,0116	0,0125
Real Estate	0,0061	0,0076	0,0037	0,0065
Utilities	0,0077	0,0031	0,0052	0,0073

La deuxième étape est de projeter les autres paramètres à horizon 1 an. Pour cela sera utilisé un modèle de Black & Scholes (comme en partie 8.2.1), pour lequel nous rappelons que l'actif action est supposé être représenté par l'Équation (9.11). Ce modèle va permettre de projeter conjointement $R_{\text{mkt}}(t)$ et $R_{\text{bmg}}(t)$ en utilisant les corrélations entre les séries historiques de $R_{\text{mkt}}(t)$ et $R_{\text{bmg}}(t)$ pour les deux périodes P_1 et P_2 .

$$S_t = S_0 e^{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})t + \sigma W_t}, t \in [0, T] \quad (9.11)$$

Les paramètres historiques σ et μ sont calibrés sur la période allant de 2010 à 2020 pour chacun des séries log-rendements $r_{\text{mkt}}(t)$ et $r_{\text{bmg}}(t)$ se rapportant à $R_{\text{mkt}}(t)$ et $R_{\text{bmg}}(t)$ (Table 9.4). Les mouvements browniens W_t sont corrélés de la même manière que celle en Définition 13.

TABLE 9.4 – Paramètres historiques de calibrage

	CAC 40		S&P	
	μ	σ	μ	σ
$r_{\text{mkt}}(t)$	0,0698	0,1503	0,1283	0,1151
$r_{\text{bmg}}(t)$	-0,0255	0,1520	-0,0670	0,1588

9.3.3 Résultats

Nous présentons les résultats obtenus en distinguant systématiquement les deux périodes d'historique considérées, P_1 et P_2 . Afin d'étudier la sensibilité à la volatilité du rendement $R_{\text{bmg}}(t)$, un scénario dans lequel la valeur calibrée est doublée est considéré. Cette action permettra de considérer comment évoluent les valeurs de chocs si la volatilité due à la transition climatique augmente, ce qui pourrait être observé en cas de crise. En effet, le facteur $R_{\text{bmg}}(t)$ est considéré comme étant une représentation du risque de transition climatique car le facteur est considéré comme le surplus de rendement des entreprises carbonés versus celles étant peu carbonés. Dans un contexte de transition climatique, l'incertitude sur $R_{\text{bmg}}(t)$ augmente. Cette augmentation se traduit par une augmentation de la volatilité du facteur. On notera avec un indice $j = 1$ les scénarios avec volatilité calibrée et $j = 2$ les scénarios associés à une volatilité doublée.

L'Équation finale des rendements $R_{i,j,k}^P$ simulés est présentée en Équation (9.12), où i est le secteur d'actifs, j le scénario de volatilité, k la k -ième simulation et P pour la période. Ces rendements sont simulés à horizon 1 an.

$$R_{i,j,k}^P = \hat{\alpha}_i^P + \hat{\beta}_{\text{mkt},i}^P R_{\text{mkt},k} + \hat{\beta}_{\text{bmg},i}^P R_{\text{bmg},k} + \hat{\varepsilon}_i^P \quad (9.12)$$

Pour être cohérent avec la mesure de risque présentée en Équation (9.10), le choc sera calculé sur la distribution des rendements $R_{i,j,k}^P$ sur $k = 1, \dots, 50\,000$ simulations des facteurs de marché et BMG. Le choc est défini conformément à l'Équation (9.10) et de l'Équation suivante :

$$SCR^* = -\Delta_{i,j}^P \times S_{0,i,j}^P \quad (9.13)$$

A partir de ces Équations (9.10, 9.13), le choc $\Delta_{i,j}^P$ est défini comme le choc classique retraité de sa tendance, pour le secteur i , le scénario j et la période P . Ainsi :

$$\begin{aligned} -\Delta_{i,j}^P \times S_{0,i,j}^P &= \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P] - \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P \mid D_1 S_{1,i,j}^P = q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)] \\ \Leftrightarrow -\Delta_{i,j}^P &= \frac{1}{S_{0,i,j}^P} (\mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P] - \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P \mid D_1 S_{1,i,j}^P = q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)]) \\ \Leftrightarrow \Delta_{i,j}^P &= \frac{1}{S_{0,i,j}^P} (\mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P \mid D_1 S_{1,i,j}^P = q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)] - \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P]) \end{aligned}$$

En remarquant que $\mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P \mid D_1 S_{1,i,j}^P = q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)] = \mathbb{E} [q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)]$, et que $\mathbb{E} [q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)] = q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P)$, cette équation devient :

$$\Delta_{i,j}^P = \frac{1}{S_{0,i,j}^P} (q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P) - \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P])$$

La formule du choc peut donc être réécrite en intégrant la moyenne dans le quantile :

$$\Delta_{i,j}^P = \frac{1}{S_{0,i,j}^P} (q_{0,5\%}(D_1 S_{1,i,j}^P) - \mathbb{E} [D_1 S_{1,i,j}^P]) \quad (9.14)$$

Par définition du rendement, on a que $S_{1,i,j}^P = (1 + R_{i,j,k}^P)S_{0,i,j}^P$, ce qui permet de simplifier l'expression du choc précédente :

$$\begin{aligned} \Delta_{i,j}^P &= \frac{1}{S_{0,i,j}^P} (q_{0,5\%}(D_1(1 + R_{i,j,k}^P)S_{0,i,j}^P) - \mathbb{E} [D_1(1 + R_{i,j,k}^P)S_{0,i,j}^P]) \\ \Leftrightarrow \Delta_{i,j}^P &= (q_{0,5\%}(D_1(1 + R_{i,j,k}^P)) - \mathbb{E} [D_1(1 + R_{i,j,k}^P)]) \end{aligned} \quad (9.15)$$

Les valeurs de chocs obtenues sont comparées aux valeurs standards déduites de la définition classique du SCR (Équation (9.8)) et qui permet de définir ces chocs comme :

$$\delta_{i,j}^P = q_{0,5\%}(D_1(1 + R_{i,j,k}^P)) - 1 \quad (9.16)$$

Les deux méthodes de calcul de chocs sont par la suite appliquées aux rendements simulés pour le CAC40 et le S&P (Tables 9.5 à 9.8). Les premières observations confirment le choix de considérer une seconde formule dans le calcul de chocs. En effet, le choc classique calculé par l'Équation (9.16) contient le drift assez élevé dans les valeurs de chocs. Dans la pratique, ce drift est annulé au sein d'un modèle interne afin d'en étudier la déviation par rapport à l'attendu ; d'où le choix du modèle décrit en Équation (9.15).

TABLE 9.5 – Valeurs de chocs pour le CAC 40 sous un scénario de volatilité classique (en %)

<i>Période</i>	Formule classique		Formule retraitée	
	P_1	P_2	P_1	P_2
Communication Services	4,8	-8,5	-1,4	-4,2
Consumer Discretionary	17,3	23,6	-2,2	-11,2
Consumer Staples	9,4	-13,2	-1,8	-3,1
Energy	-0,8	-55,4	-3,4	-12,7
Financials	4,8	-21,5	-4,9	-4,6
Health Care	27,0	-39,7	-3,5	-8,4
Industrials	14,7	8,1	-3,3	-4,8
Information Technology	23,8	-6,9	-3,3	-14,3
Materials	-8,7	-39,9	-6,2	-14,5
Real Estate	7,5	-117,2	-2,2	-19,1
Utilities	7,1	-1,6	-3,5	-19,3

TABLE 9.6 – Valeurs de chocs pour le CAC 40 sous un scénario de volatilité doublée (en %)

<i>Période</i>	Formule classique		Formule retraitée	
	P_1	P_2	P_1	P_2
Communication Services	4,3	-10,9	-1,9	-6,7
Consumer Discretionary	17,2	17,7	-2,3	-17,2
Consumer Staples	9,4	-16,1	-1,8	-6,1
Energy	-4,8	-66,7	-7,4	-24,2
Financials	4,3	-21,5	-5,5	-4,7
Health Care	26,5	-46,7	-4,0	-15,5
Industrials	14,5	7,8	-3,6	-5,1
Information Technology	23,6	-17,1	-3,4	-24,2
Materials	-15,4	-40,6	-13,0	-15,2
Real Estate	6,7	-118,1	-2,9	-20,0
Utilities	6,2	-25,1	-4,4	-43,1

TABLE 9.7 – Valeurs de chocs pour le S&P sous un scénario de volatilité classique (en %)

<i>Période</i>	Formule classique		Formule retraitée	
	P_1	P_2	P_1	P_2
Communication Services	29,65	7,67	-9,83	-9,96
Consumer Discretionary	32,85	1,14	-8,3	-6,55
Consumer Staples	14,81	0,52	-4,53	-14,58
Energy	-40,76	-56,91	-20,77	-20,11
Financials	6,71	-7,64	-11,84	-9,04
Health Care	33,02	2,9	-6,11	-18,2
Industrials	12,94	20,02	-11,13	-13,57
Information Technology	33,94	29,95	-9,39	-14,83
Materials	10,47	26,37	-8,92	-10,7
Real Estate	-10,87	-11,45	-8,19	-10,73
Utilities	-16,42	-2,93	-10,46	-6,58

TABLE 9.8 – Valeurs de chocs pour le S&P sous un scénario de volatilité doublée (en %)

<i>Période</i>	Formule classique		Formule retraitée	
	P_1	P_2	P_1	P_2
Communication Services	29,8	1,2	-9,7	-16,8
Consumer Discretionary	31,7	-0,3	-9,3	-7,8
Consumer Staples	14,5	-9,2	-4,9	-24,9
Energy	-55,7	-76,2	-36,6	-40,4
Financials	3,3	-9,5	-15,5	-11,1
Health Care	31,8	-5,9	-7,2	-27,6
Industrials	10,7	16,1	-13,6	-17,8
Information Technology	33,9	29,4	-9,4	-15,3
Materials	8,9	22,4	-10,6	-14,9
Real Estate	-17,9	-19,9	-15,6	-19,6
Utilities	-25,2	-5,7	-19,7	-9,5

Dans la suite seront étudiées les valeurs de chocs produites par la définition alternative.

Dans le scénario de volatilité classique pour le CAC 40, et pour la période P_1 , les chocs les plus élevés sont associés aux secteurs financiers (-4,9%), des matériaux (-6,2%), de l'énergie (-3,4%), de la santé (-3,3%) et des services publics (-3,5%). Ces secteurs sont en adéquation avec les paramètres β moyens (Table 9.2). Dans le cas de l'année 2020 faisant référence à la crise COVID-19, les secteurs les plus sujets au risque carbone sont ceux de l'immobilier, des services publics, des matériaux ou encore de l'énergie. Ces résultats sont en accord avec l'intuition et également avec les résultats décrits précédemment sur l'évolution soudaine due à la crise du β_{bmg} .

Pour le S&P, les résultats sont également en adéquation avec les observations faites précédemment. Le choc relatif au secteur de l'énergie se distingue néanmoins des autres valeurs de chocs car il est pratiquement deux fois plus élevé (-20,77%). Sur l'année 2020, ce dernier secteur est stable (-20,11%), mais les valeurs de chocs associés à d'autres secteurs augmentent comme celui de la consommation de produits de bases (-14,58%) ou celui de la santé (-18,2%). Cela est en accord avec les résultats illustrés par la Figure 9.7, où les plus grosses variations du paramètre β_{bmg} correspondent aux secteurs de la santé et des produits de bases.

Cette première observation permet donc de classer les secteurs intégrant un risque carbone. Par la suite, l'analyse sera portée sur la sensibilité au risque climatique en étudiant le scénario de volatilité doublée par rapport au scénario classique. Ce scénario consiste à doubler la volatilité des rendements du facteur BMG relatif au risque de transition climatique, ce qui permet de mettre en exergue les différentiels de chocs des secteurs sensibles à ce risque (Tables 9.9 et 9.10).

Cette analyse de sensibilité permet de confirmer les secteurs les plus sensibles au risque de transition climatique. Dans une période classique, pour le CAC 40, il s'agit des secteurs de l'énergie et des matériaux qui ont subi des variations à la hausse de 118,8% et de 109,7% respectivement. Sur le S&P, trois secteurs se démarquent : l'immobilier, les secteurs publics et l'énergie, avec des hausses respectives de 90,8%, 88,6% et 76%. Ces observations signifient qu'en régime classique, ces secteurs sont très sensibles au risque carbone.

Dans une période de crise, les secteurs subissant la plus grosse variation pour le CAC 40 sont des secteurs publics, des produits de bases et de l'énergie (avec des hausses allant de 90,8% à 123,5%). Les secteurs de la construction (82,9%) et de l'énergie (100,8%) ressortent en tête des hausses pour l'indice du S&P (Table 9.10). Le secteur de l'énergie se distingue comme étant le seul à être exposé au risque de transition climatique dans les deux scénarii.

TABLE 9.9 – Facteurs d'augmentation de chocs entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmg}}(t)$, pour la période P_1

P_1	CAC 40	S&P
Communication Services	35,2%	-1,2%
Consumer Discretionary	4,5%	11,9%
Consumer Staples	2,8%	7,7%
Energy	118,8%	76,0%
Financials	11,8%	30,9%
Health Care	13,0%	17,2%
Industrials	7,9%	22,1%
Information Technology	3,7%	-0,3%
Materials	109,7%	18,9%
Real Estate	35,5%	90,8%
Utilities	26,3%	88,6%

TABLE 9.10 – Facteurs d'augmentation de chocs entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmg}}(t)$, pour la période P_2

P_2	CAC 40	S&P
Communication Services	57,8%	69,1%
Consumer Discretionary	53,7%	18,8%
Consumer Staples	97,7%	70,8%
Energy	90,8%	100,8%
Financials	0,9%	22,5%
Health Care	85,3%	51,6%
Industrials	6,2%	31,0%
Information Technology	69,5%	2,8%
Materials	4,5%	39,6%
Real Estate	4,6%	82,9%
Utilities	123,5%	44,8%

Conclusion

Ce mémoire prend en compte le changement climatique dans la modélisation des risques biométriques et financiers. Il dresse une cartographie des risques liés à ces secteurs et propose des méthodes intégrant des indicateurs climatiques.

Sur la partie biométrique, un modèle tenant compte de variables climatiques est développé. L'intégration de telles variables permet d'explicitier les taux de mortalités d'une cause climatique précise (comme celle des températures élevées ou celle de la pollution de l'air). Ce modèle se basant sur une approche de Lee-Carter a par la suite été projeté à horizon 1 an afin de déterminer une mesure de choc et de quantifier sa déformation par rapport aux chocs de référence classiques issus d'une modélisation de Lee-Carter. Le modèle climatique présenté au sein de ce mémoire possède un coefficient de correspondance supérieur à celui d'un modèle de Lee-Carter classique sur les taux réels de mortalités, et prévoit une augmentation de choc de 5,82% en moyenne pour les âges de 40 à 90 ans à horizon 1 an pour la cause des températures élevées. Une des forces de ce modèle est de pouvoir se répliquer sur d'autres causes climatiques.

Concernant la partie finance, plusieurs méthodes de calcul ont été développées afin de comparer les différentes valeurs de chocs sur des indices environnementaux ou classiques. Une première partie s'est focalisée sur les indices « greens » et « classiques ». Deux méthodes ont permis de calculer des chocs (réglementaires et à horizon 1 an) sur ces deux types d'indices. La méthode réglementaire aboutit à des chocs plus élevés sur les indices environnementaux sous l'hypothèse relativement forte de normalité des rendements. La méthode de simulation reposant sur le modèle de Black & Scholes mène à des valeurs de chocs plus faibles pour les indices environnementaux dans le cas d'une période stressée (période de la crise COVID-19) à horizon 1 an. Ce résultat indique que les indices environnementaux sont moins sensibles en cas de période stressée par rapport à un indice classique. Une seconde approche permet de considérer une toute nouvelle méthode de calcul de chocs en se basant sur une approche définissant un facteur de risque carbone. Le calcul de valeurs de chocs sectorialisés serait pertinent en vision modèle interne et permettrait d'identifier les secteurs sujet au risque de transition climatique. Cette étude aboutit à la détection de secteurs particulièrement sensibles, comme le secteur de l'énergie (CAC 40) avec une variation de choc de 118% ou le secteur de la construction (S&P) avec une variation de 90%.

Des axes de recherches complémentaires restent envisageables afin de prolonger ce mémoire. Sur la partie biométrique, un axe d'étude à partir du modèle climatique pourrait intégrer des projections climatiques de scénarii climatiques comme ceux du GIEC et obtenir des valeurs de chocs à horizons plus lointains. Dans le cas de la cause des températures élevées, une telle intégration devrait considérer des scénarii sur le nombre de jours où la température serait supérieure à 35°C et à 40°C. Une réflexion serait également nécessaire afin de trouver une manière d'agrèger les différents impacts calibrés, en vue de l'obtention de trajectoires de mortalités globales intégrant l'ensemble des impacts climatiques pour un pays donné ou de généraliser cette approche à d'autres risques climatiques dans d'autres régions du monde. En finance, il serait également possible d'étendre cette méthode en considérant des scénarii d'émissions de carbone permettant de calculer des valeurs de chocs à différents horizons et selon différents scénarii de risques. Il serait également possible de considérer le modèle de

calcul de chocs sectoriels de manière continue et/ou de construire un facteur BMG contenant plus de variables climatiques. Afin de lier ces deux approches, il serait intéressant d'intégrer ces modélisations au sein d'outils comme les GSE (Générateurs de Scénarios Économiques) qui permettent de générer des scénarios économiques tenant compte du risque climatique portant sur la mortalité ou sur les variations des actifs financiers.

Bibliographie

- [1] ACPR. “L’exposition des assureurs français au risque de changement climatique : une première approche par les investissements financiers”. In : *Analyses et synthèses* (2018).
- [2] ACPR. *Scénarios et hypothèses principales de l’exercice pilote climatique*. 2020.
- [3] T. ALLEN et al. “Climate-Related Scenarios for Financial Stability Assessment : an Application to France”. In : (2020).
- [4] P. BARBAZAN, M. GUISEIX et AL. “Modelling the effect of temperature on transmission of dengue”. In : *Med Vet Entomol* 24 (2010), p. 66-73.
- [5] A. BARRECA. “Climate Change, Humidity and Mortality in the United States”. In : *Journal of Environmental Economics and Management* 63 (2012), p. 19-34.
- [6] S. BATTISTON et al. “A Climate Stress-Test of the Financial System”. In : *Nature Climate Change* 7 (2017), p. 283-288.
- [7] F. BLACK et M. SCHOLES. “The pricing of options and corporate liabilities”. In : *The journal of political economy* (1973), p. 637-54.
- [8] A. BOUMEZOUED. “Cours ENSAE - Assurance-Vie : Tables et modèles pour les risques biométriques”. In : (2020).
- [9] X C. HONGXIN FIR. “Étude de l’évolution du label ISR public français et des fonds labellisés”. In : (2020).
- [10] M. CARNEY. “Breaking the Tragedy of the Horizon – climate change and financial stability”. In : (2015).
- [11] CCR. *Conséquences du changement climatique sur le coût des catastrophes naturelles en France à horizon 2050*. 2018.
- [12] CCR. *Evolution du risque cyclonique en outre-mer à horizon 2050*. 2020.
- [13] CEIOPS. “Solvency II Calibration Paper”. In : (2010).
- [14] A. COLETTE et al. “Assessing Long Term Air Quality Mitigation Strategies in the Face of Long Range Transport and Climate Change”. In : *Salut’Air project* (2013).
- [15] M. CORSO, M. PASCAL et V. WAGNER. “Impacts de la chaleur et du froid sur la mortalité totale en France entre 2000 et 2010”. In : *Bull Epidemiol Hebd* (2017), p. 634-640.
- [16] G. D’AMATO et al. “Changement climatique, orages et crises d’asthme pendant les saisons polliniques”. In : *La Lettre du Pneumologue XX* (2017), p. 317-320.
- [17] DIETZ et al. “‘Climate value at risk’ of global financial assets”. In : *Nature Climate Change* (2016).
- [18] S. DIOT et A.L. BONTEMPS-CHANEL. “Changement climatique : quels risques pour le secteur financier français ?” In : *Bulletin de la Banque de France n°225 : Article 8* (2019).
- [19] Y. DRIF, P. MESSINA et P. VALADE. “Conséquences du changement climatique sur la pollution de l’air et impact en assurance de personnes”. In : (2020).
- [20] Y. DRIF, B. ROCHE et P. VALADE. “Conséquences du changement climatique pour les maladies à transmission vectorielle et impact en assurance de personnes”. In : (2020).

- [21] EIOPA. “EIOPA’s second set of advice to the European Commission on specific items in the Solvency II Delegated Regulation”. In : (2018).
- [22] EIOPA. “Opinion on Sustainability within Solvency II”. In : (2019).
- [23] R. ELIE et I. KHARROUBI. “Cours ENSAE - Finance : Calcul stochastique appliqué à la finance”. In : (2020).
- [24] F. J. FABOZZI et J. C. FRANCIS. “Beta as a Random Coefficient”. In : *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 13 1 (1978), p. 101-116.
- [25] P. C. FALL. “Intégration de facteurs liés à la température dans modélisation du risque de mortalité”. In : (2021).
- [26] E.F. FAMA et K.R. FRENCH. “The Cross-Section of Expected Stock Returns”. In : *Journal of Finance* 2 (1992), p. 427-465.
- [27] FFA. *Impact du changement climatique sur l’assurance à l’horizon 2040*. 2015.
- [28] A. GASPARRINI et al. “Mortality Risk Attributable to High and Low Ambient Temperature : A Multicountry Observational Study”. In : *The Lancet* 386(9991) (2015), p. 369-375.
- [29] M. GÖRGEN et al. “Carbon Risk”. In : (2019).
- [30] GREC SUD. “Le changement climatique est il propice au développement des moustiques”. In : *La mer et le littoral de Provence-Alpes-Côte d’Azur face au changement climatique* (2018).
- [31] P. GRIPPA, J. SCHMITTMANN et F. SUNTHEIM. “Climate change and Financial Risks”. In : *Finance Development* (2019), p. 26-29.
- [32] A.J. GROBECKER, S.C. CORONILI et R.H. CANNON. “The effects of stratospheric pollution by aircraft, DOT-TST-75-50. U.S. Department of Transportation”. In : *The report of findings* (1974).
- [33] S. HAJAT et al. “Climate change effects on human health : projections of temperature-related mortality for the UK during the 2020s, 2050s and 2080s”. In : *Journal of Epidemiology Community Health* (2014), p. 595-596.
- [34] IPCC. *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA, 2013.
- [35] E. IZRAELEWICZ. “L’effet moisson : l’impact des catastrophes vies sur la mortalité à long terme, exemple de la canicule de l’été 2003”. In : *Bulletin français d’actuariat* 12 (2012), p. 113-159.
- [36] M. J. KEELING, P. ROHANI et I. N. HUMANS. “Modeling Infectious Diseases”. In : *Princeton University Press* (2008).
- [37] KEPLER CHEUVREUX. “Stranded Assets, Fossilised Revenues”. In : (2014).
- [38] F. LE VALLOIS. “Cours ENSAE - Réglementation prudentielle en Assurance : Le régime prudentiel Solvabilité 2”. In : (2021).
- [39] R.D. LEE et L. CARTER. “Modelling and forecasting the time series of US mortality”. In : *Journal of the American Statistical Association* 87 (1992), p. 659-671.
- [40] J. LELIEVELD et al. “The Contribution of outdoor air pollution sources to premature mortality on a global scale”. In : *Naure* 525 (2015), p. 367-371.
- [41] V. MADAR. “Direct formulation to Cholesky decomposition of a general nonsingular correlation matrix”. In : *University of North Carolina at Chapel Hill* (2015).
- [42] S. MEHALLA. “Taux d’intérêt pour l’assurance : approximations et calibrages de modèles”. In : (2021).

- [43] MILLIMAN. “Living forever with Solvency II : A closer look at mortality stresses”. In : *White Paper* (2020).
- [44] MILLIMAN. “A review of the Solvency II equity shock”. In : *White Paper* (2021).
- [45] MILLIMAN. “Exercice climatique ACPR : synthèse des principaux résultats”. In : *White Paper* (2021).
- [46] MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉCOLOGIQUE. “Greenfin label : France finance verte, plaquette de présentation”. In : ().
- [47] I. MONASTEROLO et al. “Vulnerable Yet Relevant : the Two Dimensions of Climate-Related Financial Disclosure”. In : (2017).
- [48] MSCI. “MSCI Global Environment Index (USD)”. In : (2020).
- [49] C.J.L. MURRAY, A. ARAVKIN et P. ZHENG. “Global burden of 87 risk factors in 204 countries and territories, 1990–2019 : a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019”. In : *The Lancet* 396 (2020), p. 1223-49.
- [50] A. NDIAYE, A. DIEMER et G. GLADKYKH. “Contributions des modèles DICE et RICE à une meilleure compréhension des modèles à intégration assignée (Integrated Assessment Models, IAM)”. In : (2019).
- [51] NGFS. “Un appel à l’action : le changement climatique comme source de risque financier”. In : (2019).
- [52] W.D. NORDHAUS. “Efficient use of energy resources”. In : *Yale University Press* (1979).
- [53] W.D. NORDHAUS. “Evolution of Assessments of the Economics of Global Warming : Changes in the DICE model”. In : *National Bureau of Economic Research* (2017).
- [54] J. NOUEL. “Transition climatique : le risque des actifs échoués”. In : *L’Actuariel* 32 (2019), p. 16-22.
- [55] C. O’HARE, M. SEKLECKA et A. A. PANTELOUS. “Financial Consequences of Temperature Changes on Mortality : International Evidence”. In : (2015).
- [56] C. O’HARE et Y. LI. “Explaining young mortality”. In : *Insurance : Mathematics and Economics* 50 1 (2012), p. 12-25.
- [57] OMS. *Quantitative Risk Assessment of the Effects of Climate Change on Selected Causes of Death, 2030s and 2050s*. 2014.
- [58] G. PINCEMIN. “Risques climatiques et mortalité, impact du risque canicule à l’horizon 2070”. In : (2021).
- [59] F. PLANCHET et V. LELIEUR. “Utilisation des méthodes de Lee-Carter et Log-Poisson pour l’ajustement de tables de mortalité dans le cas de petits échantillons”. In : (2006).
- [60] R. PLAT. “On stochastic mortality Modelling”. In : 3 (2009), p. 393-404.
- [61] D.K. RAY et al. “Climate variation explains a third of global crop yield variability”. In : *Nature* (2015).
- [62] W. K. REISEN, Y. FANG et V. M. MARTINEZ. “Effects of temperature on the transmission of West Nile virus by *Culex tarsalis* (Diptera : Culicidae)”. In : *Journal of Medical Entomology* 43 (2006), p. 309-317.
- [63] B. ROCHE et al. “The spread of *Aedes albopictus* in Metropolitan France : contribution of environmental drivers and human activities and predictions for a near future”. In : *PLoS One* (2015).
- [64] T. RONCALLI. “Handbook of Financial Risk Management”. In : *Chapman Hall/CRC Financial Mathematics Series* (2020), p. 654.
- [65] T. RONCALLI et al. “Measuring and Managing Carbon Risk in Investment Portfolios”. In : (2020).

- [66] SANTÉ PUBLIQUE FRANCE. “Pollution de l’air ambiant : nouvelles estimations de son impact sur la santé des Français”. In : *Communiqué de presse* (2021).
- [67] C.F. SCHLEUSSNER, J.F. DONGES et AL. *Armed-conflict risks enhanced by climate-related disasters in ethnically fractionalized countries*. 2016.
- [68] T. SOCHACKI et al. “Chikungunya imported cases within a newly colonized area by *Aedes albopictus* : Mathematical assessment of the best public health strategy”. In : *Eurosurveillance* (2016), p. 1-9.
- [69] M. SPRINGMANN et al. “Global and regional health effects of future food production under climate change : a modelling study”. In : *The Lancet* 10031 (2016), p. 1937-1946.
- [70] C.M. TAYLOR et al. “Frequency of extreme Sahelian storms tripled since 1982 in satellite observations”. In : *Nature* 544 (2017), p. 475-478.
- [71] N. B. TJADEN, S. M. THOMAS et AL. “Extrinsic incubation period of Dengue : Knowledge, backlog, and applications of temperature Dependence”. In : *PLoS Neglected Tropical Diseases* 7 (2013), p. 2207.
- [72] G. D. TRUCHIS. “Économétrie des séries temporelles non-stationnaires”. In : (2019).
- [73] VALLERON et BOUMENDIL. “Analyses de la vague de chaleur 2003 en France”. In : *Épidémiologie et canicules* (2004), p. 327.

Table des figures

1	Synthèse de la méthode appliquée au sein du mémoire sur la partie biométrie (pour la cause « températures élevées »)	vi
2	Taux de décès issus de la base GBD pour la population française, entre 1990 et 2019, sexes confondus (pour 100k personnes)	vi
3	Indicateurs climatique et valeurs de chocs sur la cause des températures élevées	vii
4	Synthèse des méthodes présentées pour le calcul de chocs au titre du risque action	viii
5	Représentation des β_{bmg} 2020	ix
6	Summary of the method applied within the brief on the biometry part (for the "high temperature" case)	xiv
7	Death rates from the GBD database for the French population, between 1990 and 2019, both sexes (rate per 100k)	xiv
8	Climate indexes and shock values on the cause of high temperatures	xv
9	Summary of the methods presented for the calculation of equity risk shocks	xvi
10	Presentation of the β_{bmg} 2020	xvii
1.1	Changement de la température globale terrestre (°C) selon les scénarios du GIEC	5
1.2	Scénarios de transition et de risque physique inclus dans l'exercice pilote de l'ACPR	6
1.3	Conséquences du changement climatique sur le secteur financier	12
1.4	Conséquences du changement climatique sur le secteur financier	14
1.5	Bilan économique simplifié en t	15
1.6	Avantages et inconvénients de la formule standard et du modèle interne	16
1.7	Structure de la formule standard au sein de Solvabilité 2	17
2.1	Vagues de chaleurs observées en France (de 1947 à 2019), Météo France	24
2.2	Coefficient de Pearson pour les hommes âgés de 20 à 85 ans	27
3.1	Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des maladies vectorielles	33
3.2	Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des températures élevées	33
3.3	Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause des températures basses	34
3.4	Évolution du nombre de décès (à gauche) et des taux de décès (à droite) sur la cause de la pollution de l'air	34
3.5	Paramètres du modèle de Lee-Carter sur les données France hommes de 1816 à 2018	36
3.6	Taux de mortalité (log) issus du modèle de Lee Carter pour les âges allant de 0 à 110 ans pour l'année 1950 (à gauche) et 2010 (à droite)	37
4.1	Matrice de corrélations pour les variables climatiques de la base d'été	40
4.2	Tracé de la régression linéaire et des taux de décès dû aux températures élevées	43
4.3	Écarts de mortalité en France entre juillet 2003 et décembre 2004	44
4.4	Taux de mortalité pour les trois classes d'âge	45
4.5	Paramètre α_x pour les trois classes d'âge	46

4.6	Vecteur de poids pour la tranche d'âge 65 ans et plus	47
4.7	Paramètre δ_{c_i} suite à la minimisation	48
4.8	Illustration de l'indicateur C_t^R incluant l'effet rattrapage	48
4.9	Paramètres α_x et δ_x^c continus	49
4.10	Coefficients α_x , β_x^o et κ_t^o	50
4.11	Coefficients α_x , β_x^o et κ_t^o en considérant le α_x continu	50
4.12	Taux de décès à l'âge 82 ans	51
4.13	Adéquation entre le modèle climatique et un Lee-Carter standard par rapport aux taux réels	52
4.14	Séries temporelles présente dans l'Équation de Lee Carter Climatique	54
4.15	Projections des taux à 1 an	55
4.16	Différence relative entre les projections (à gauche) et impact de la cause climatique (à droite)	55
4.17	Valeurs de chocs sur les âges allant de 40 à 90 ans	56
4.18	Taille de l'intervalle de confiance au seuil de 95%	57
4.19	Paramètres de calibrage du M2	60
4.20	Correspondance entre les deux modèles selon le M2	60
4.21	Paramètres δ_x^c du M3	61
4.22	Correspondance entre les deux modèles selon le M3	62
5.1	Taux de mortalité pour les trois classes d'âge	66
5.2	Émissions des variables climatiques selon les années	66
5.3	Indicateur climatique considéré pour la cause "Pollution de l'air"	67
5.4	Adéquation entre le modèle climatique et un Lee-Carter standard par rapport aux taux réels	68
5.5	Différence relative entre les projections (à gauche) et impact de la cause climatique (à droite)	68
5.6	Valeurs de chocs sur les âges allant de 40 à 90 ans	69
5.7	Taille de l'intervalle de confiance au seuil de 95%	69
5.8	Modèle SIR utilisé	70
6.1	Schéma d'un IAM complet pour la science, l'économie et les politiques relatives au changement climatique	76
6.2	Architecture du modèle de l'ACPR	78
6.3	Performance cumulée de l'indice - Rendement brut (USD) - novembre 2008 à mai 2021	79
7.1	Performances cumulées du CAC40 et CAC40 ESG de 2010 à 2021	85
7.2	Performances cumulées du MSCI World et MSCI Global Environnement de 2010 à 2021	86
7.3	Performances cumulées des 5 indices	86
8.1	Présentation de la distribution et des lois des rendements annuels du MSCI World	90
8.2	Présentation de la distribution et des lois des rendements annuels du MSCI World, période de 1976 à 2009	91
8.3	Distribution des rendements annuels de 2010 à 2020	93
8.4	Exemple de 6 trajectoires pour le CAC 40 simulées avec Black & Scholes pour la période A	97
9.1	Découpage de portefeuilles selon la méthode de Fama & French	104
9.2	Performances cumulées des différentes approches (sur l'indice MSCI World)	105
9.3	β_{bmg} sur l'année 2018	107
9.4	Présentation de la performance cumulée des facteurs carbonés selon l'indice	109
9.5	Représentations des β_{bmg} 2020	111
9.6	Évolution des facteurs β_{bmg} pour le CAC 40	112

9.7	Évolution des facteurs β_{bmg} pour le S&P	112
A.1	Présentation des variables climatiques sur les années 1990-2018 pour la période d'été	139
B.1	Taux de décès pour les âges 20, 30, 40 et 50 ans	141
B.2	Taux de décès pour les âges 60, 65, 70 et 75 ans	142
B.3	Taux de décès pour les âges 80, 85, 90 et 95 ans	143
C.1	Période A	145
C.2	Période B	146

Liste des tableaux

1	Facteurs d'augmentation de choc entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmng}}(t)$, pour la période 2010-2019	x
2	Shock increase factors between volatility scenarios on the $R_{\text{bmng}}(t)$ factor, for the period 2010-2019	xviii
2.1	Tableau représentant les MAPE pour les hommes âgés de 20 à 85 ans	27
2.2	Tableau représentant les MAPE pour les femmes âgées de 20 à 85 ans	27
4.1	Tableau représentant les paramètres de la régression	41
4.2	Tableau représentant les corrélations de Pearson du taux de mortalité aux variables climatiques	42
4.3	Tableau représentant les valeurs d'adéquations statistiques des modèles	51
4.4	Tableau représentant les chocs moyens sur différentes tranches d'âges	57
4.5	Alternatives de calibrage, présentés sur les âges allant de 40 à 90 ans	59
5.1	Tableau représentant les valeurs d'adéquations statistiques des modèles	67
5.2	Tableau représentant les chocs moyens sur différentes tranches d'âges	69
5.3	Facteurs additifs et multiplicatifs sur les taux de mortalité	71
8.1	Table contenant les valeurs de chocs par la méthode réglementaire pour le MSCI World	92
8.2	Rendements, volatilités et valeurs de chocs des différents indices sur la période 2010 à 2020	92
8.3	Valeurs de chocs entre deux périodes par la méthode réglementaire	94
8.4	Paramètres des log-rendements sur les différentes périodes	96
8.5	Valeurs de chocs à horizon 1 an	98
8.6	Poids des différents portefeuilles construits	98
8.7	Valeur des chocs pour les portefeuilles construits	99
9.1	Corrélations entre le facteur CARIMA et les facteurs de risque BMG considérés	108
9.2	Table présentant les valeurs des coefficients β pour le CAC 40	113
9.3	Table présentant les valeurs des coefficients β pour le S&P	114
9.4	Paramètres historiques de calibrage	114
9.5	Valeurs de chocs pour le CAC 40 sous un scénario de volatilité classique (en %)	116
9.6	Valeurs de chocs pour le CAC 40 sous un scénario de volatilité doublée (en %)	116
9.7	Valeurs de chocs pour le S&P sous un scénario de volatilité classique (en %)	116
9.8	Valeurs de chocs pour le S&P sous un scénario de volatilité doublée (en %)	117
9.9	Facteurs d'augmentation de choc entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmng}}(t)$, pour la période P_1	118
9.10	Facteurs d'augmentation de choc entre les scénarii de volatilités sur le facteur $R_{\text{bmng}}(t)$, pour la période P_2	118
D.1	Correspondance des secteurs GICS®	149

Annexes

Annexe A

Présentation des variables climatiques

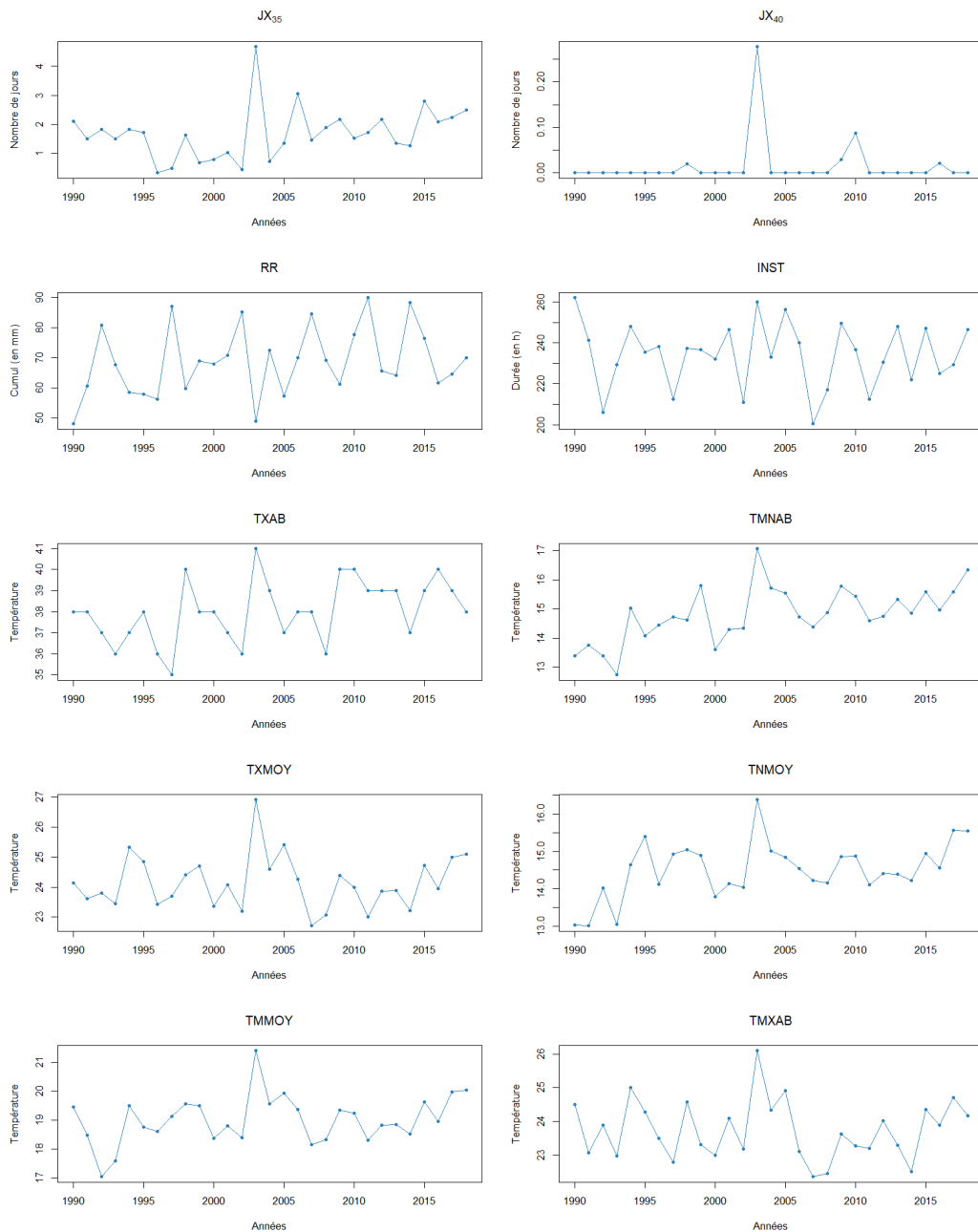


FIGURE A.1 – Présentation des variables climatiques sur les années 1990-2018 pour la période d'été

Annexe B

Taux de décès pour la cause des « Températures Élevées »

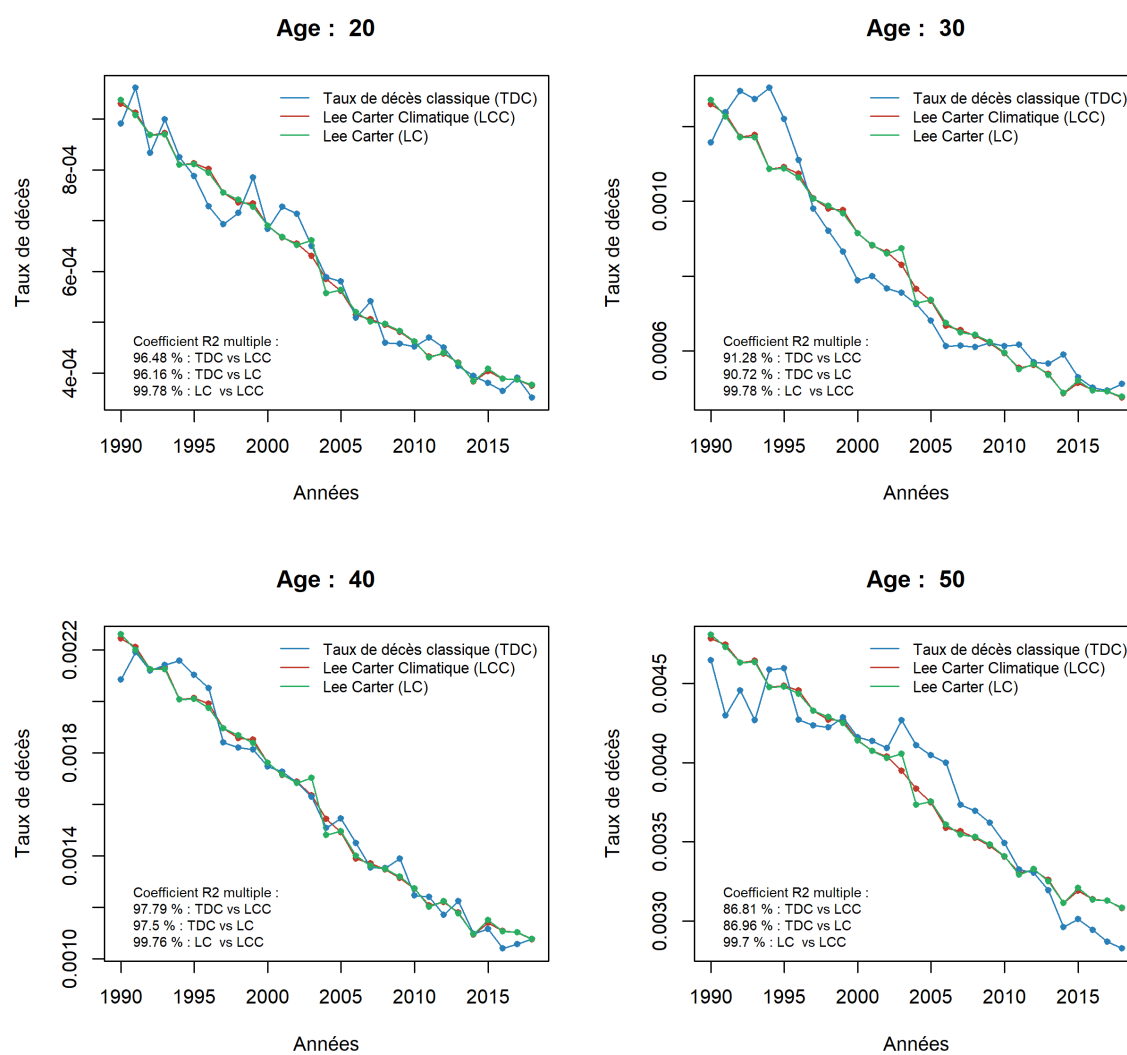


FIGURE B.1 – Taux de décès pour les âges 20, 30, 40 et 50 ans

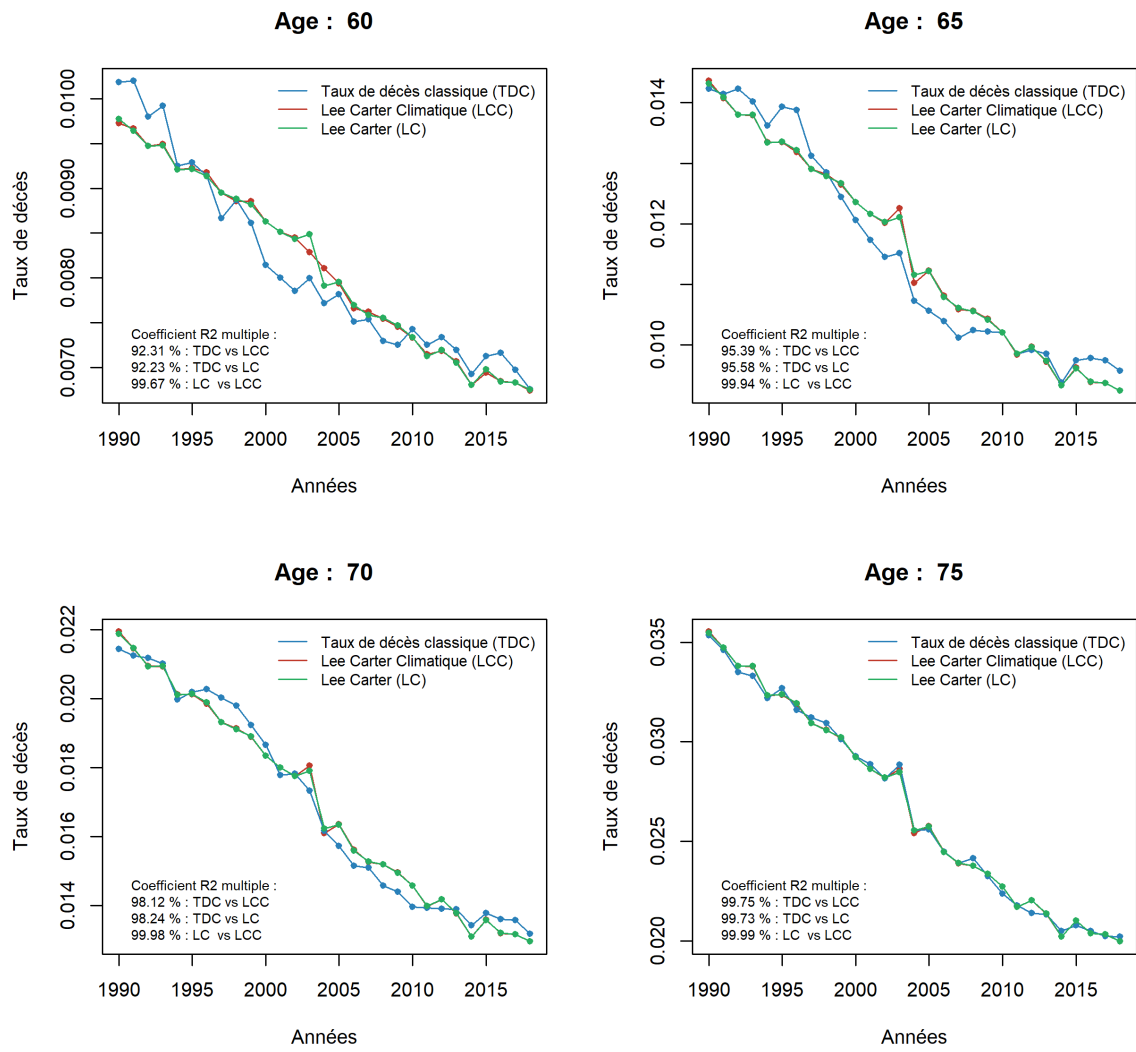


FIGURE B.2 – Taux de décès pour les âges 60, 65, 70 et 75 ans

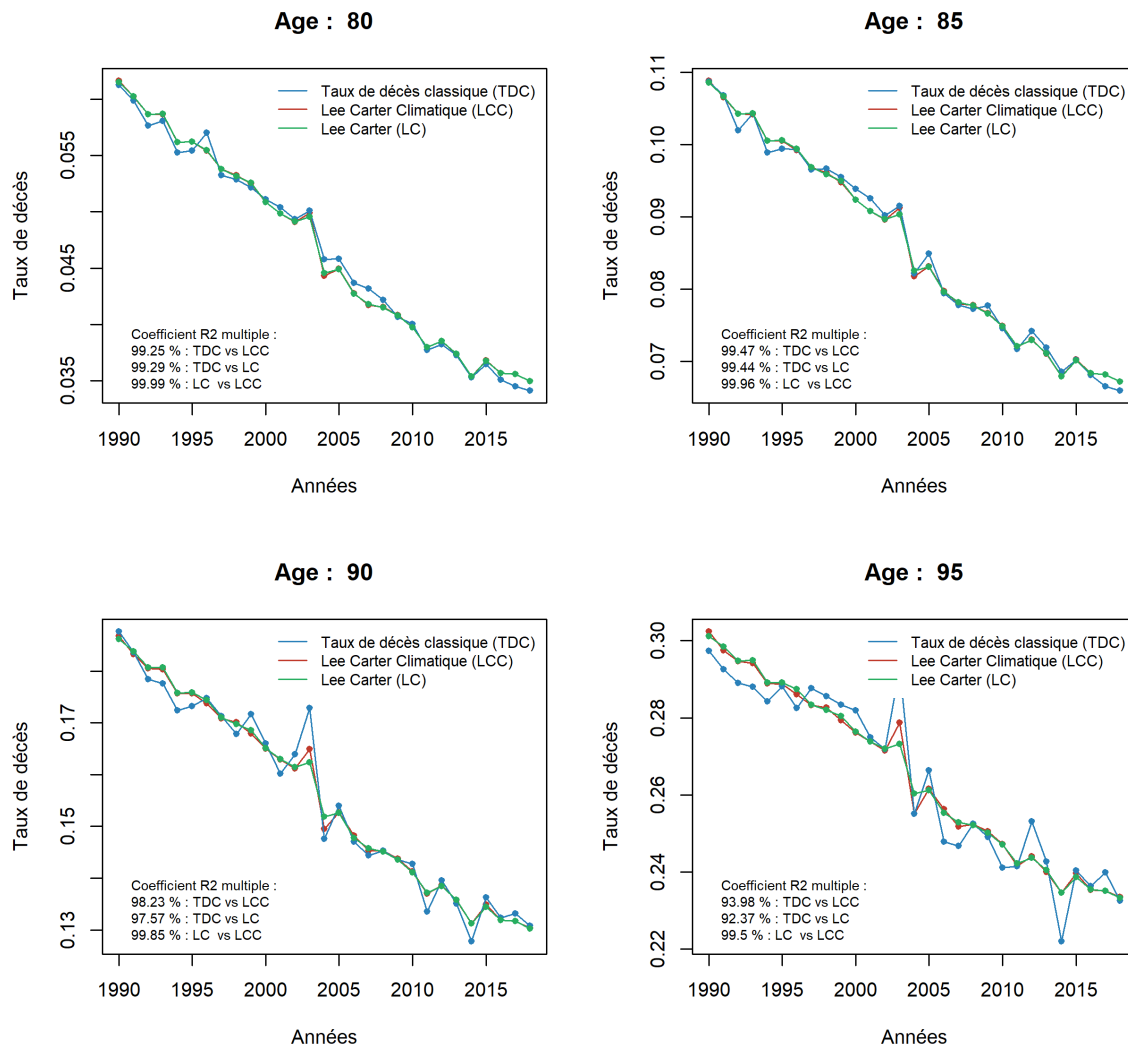


FIGURE B.3 – Taux de décès pour les âges 80, 85, 90 et 95 ans

Annexe C

Distributions des simulations à 1 an

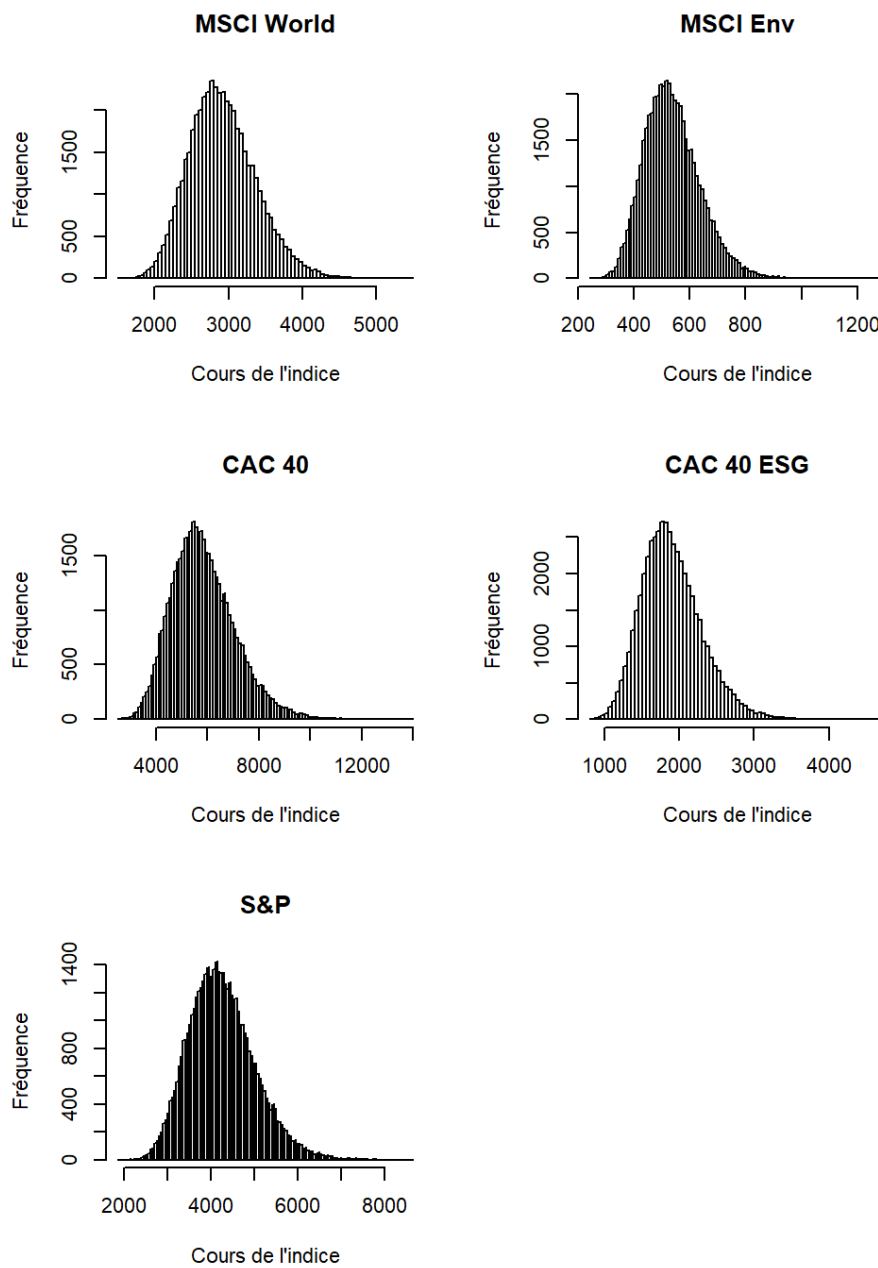


FIGURE C.1 – Période A

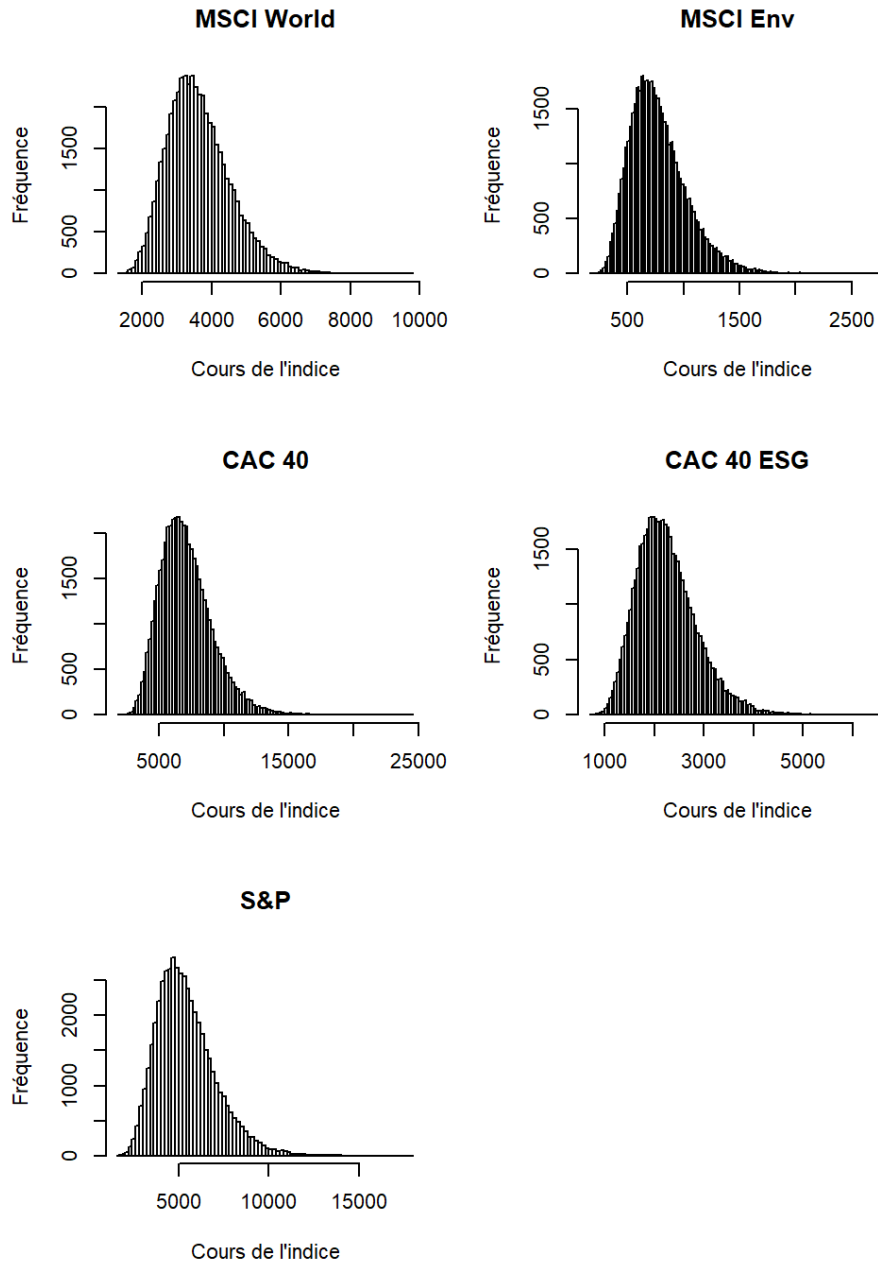


FIGURE C.2 – Période B

Annexe D

Classification des secteurs d'activités

La classification des secteurs d'activités utilisée au sein de ce mémoire est la classification GICS® (Global Industry Classification Standard), crée par Morgan Stanley et S&P³⁹.

La Table D.1 présente la correspondance anglais et français de cette classification, ainsi qu'un descriptif des groupes d'industries, selon le document de correspondance publié par MSCI⁴⁰. **La classification anglaise sera utilisée au sein de ce mémoire.**

TABLE D.1 – Correspondance des secteurs GICS®

Secteurs en anglais	Secteurs en français	Groupe d'industries
Communication Services	Services de communication	Services de télécommunication Médias et divertissement
Consumer Discretionary	Consommation discrétionnaire	Automobiles et composants automobiles Biens de consommation durables et habillement Services consommateurs Vente au détail
Consumer Staples	Biens de consommation de base	Vente au détail de produits alimentaires et de produits de première nécessité Produits alimentaires, boissons et tabac Produits domestiques et de soin personnel
Energy	Énergie	Énergie
Financials	Finance	Banques Services financiers diversifiés Assurances
Health Care	Soins de santé	Équipements et services de santé Sciences pharmaceutiques, biotechnologiques et biologiques
Industrials	Industrie	Biens d'équipement Services commerciaux et professionnels Transports
Information Technology	Technologies de l'information	Logiciels et services Matériel et équipements liés aux technologies Semi-conducteurs et équipements pour semi-conducteurs
Materials	Matériaux	Matériaux
Real Estate	Immobilier	Immobilier
Utilities	Services aux collectivités	Services d'intérêt public

³⁹Classification disponible ici : <https://www.msci.com/our-solutions/indexes/gics>

⁴⁰Document disponible ici : https://www.msci.com/documents/1296102/11185315/GICS_map+2018+French.xlsx/e86a4f5b-5934-8441-628a-7709de9f2a42

