

Développement d'un modèle de stress-test climatique sur un portefeuille de crédit corporate

Marcos Aboh, Thierry Kengne, Areski Cousin
Nexialog Consulting, Paris, France

12 avril 2023



Résumé

La question du changement climatique et de ses conséquences économiques et financières sont au cœur des débats actuels. Pour lutter contre ce phénomène, des actions préventives majeures sont menées afin de ne pas compromettre les générations futures. Par ailleurs, les autorités de régulation exigent de plus en plus des banques une intégration du risque climatique dans leur processus de gestion du risque de crédit. En développant un modèle de stress-test climatique, cet article a donc pour objectif de proposer des réflexions théoriques et empiriques sur la prise en compte du risque climatique dans les modèles de crédit. Après avoir clarifié le concept du risque climatique et des outils disponibles pour sa prise en compte, nous mettons en place une approche d'intégration qui étend le modèle structurel de Merton par l'ajout de facteurs climatiques. Ainsi, en partant d'un historique de transition de rating, nous intégrons les impacts du risque climatique dans l'estimation des matrices de migrations de rating. Les résultats empiriques auxquels cette étude a abouti corroborent le caractère dégradant des facteurs climatiques sur les notations des entreprises, avec une différence marquée selon le secteur d'activité.

Table des matières

Introduction	3
1 Pratique bancaire sur le risque climatique	3
1.1 Enjeux et exigences réglementaires sur le risque climatique	3
1.2 Données climatiques	4
1.2.1 Présentation des scénarios du NGFS	4
1.2.2 Des scénarios climatiques aux conséquences économiques	6
1.3 Usages possibles des scénarios climatiques dans les modèles de crédit	7
2 Méthodologie	8
2.1 Modèles de migration de rating	8
2.1.1 Modèle homogène à pas de temps discret	8
2.1.2 Modèle homogène en temps continu	9
2.2 Proposition d'une approche de stress-test climatique	9
3 Implémentation et résultats	11
3.1 Description du portefeuille	11
3.2 Calibration du modèle structurel de Merton	12
3.2.1 Matrices de migrations, barrières et corrélations réglementaires	12
3.2.2 Optimisation du facteur systémique	13
3.3 Extension du modèle structurel de Merton aux facteurs climatiques	14
3.3.1 Présentation des données et premières analyses	14
3.3.2 Estimation du modèle de régression linéaire	16
3.3.3 Projections du Z facteur sur la base des scénarios du NGFS de 2021 à 2050	17
3.3.4 Estimation des probabilités de migration PIT sans et avec l'intégration des facteurs climatiques	18
3.3.5 Analyse d'impact climatique par secteur d'activité	19
4 Discussion	20
Conclusion	22
Bibliographie	23
Annexes	24
Contacts	28

Introduction

Engendré par les émissions de gaz à effets de serre (GES), le réchauffement climatique est devenu une problématique environnementale majeure depuis la fin du XXe siècle. Selon le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) [5] [12] et son dernier rapport publié en mars 2023, le réchauffement planétaire de la période pré-industrielle (1850-1900) jusqu'à la décennie 2011-2020 s'élève à 1,1°C avec une potentielle augmentation d'ici 2030 autour de 1,5°C. De 1990 à 2019, le monde a fait face à une croissance de 68% des émissions mondiales de CO₂ fossiles. Durant la même période, la montée des eaux s'est accrue avec une élévation moyenne de 9 cm du niveau des mers sur l'ensemble des côtes maritimes, faisant perdre à la banquise 28000 milliards de tonnes. Aussi, la répartition mondiale des émissions de GES indique que celles-ci sont provoquées majoritairement par l'usage de l'énergie dans divers secteurs d'activités (les transports, les industries manufacturières et de construction...). Avec un score de 15,6 tonnes par habitant (trois fois plus élevées que le niveau mondial) en 2019, les États-Unis dominent les émissions de CO₂ dans le monde.

Face à ce tableau désastreux, plusieurs accords internationaux se sont succédés afin de contrer les effets pervers de cette évolution du climat. C'est alors qu'à la faveur des accords de Paris sur le climat en 2015, les différents pays réunis ont décidé notamment d'œuvrer pour limiter à l'horizon 2100 le seuil de réchauffement de la planète en dessous de 2°C, et de réduire de moitié les émissions nettes de GES par rapport à celles de 1990 jusqu'à l'annuler pratiquement à la fin du siècle. Pour atteindre cet ambitieux objectif, tous les acteurs à divers niveaux ont un rôle prépondérant à jouer. Par exemple, les entreprises se doivent de faire face à ces risques climatiques en modifiant leur système de production afin de contribuer à baisser les émissions de GES, parfois au prix de leur rentabilité. Certains secteurs d'activités comme l'énergie, l'agriculture, la construction ou l'automobile seront particulièrement impactés par cette transition écologique. Il est donc clair que ces différentes conséquences climatiques rendraient financièrement encore plus vulnérables les entreprises, augmentant ainsi leur risque de défaut vis-à-vis des banques.

Au regard des enjeux du climat dans la gestion des risques financiers (en risque de crédit notamment), cette étude se propose d'évaluer la dégradation dans le temps du profil de risque d'un portefeuille de crédit bancaire. L'intérêt de cet article réside dans le fait qu'il propose une approche de stress-test climatique qui, s'appuyant sur des outils méthodologiques classiques, est innovante et facile à reproduire. Les institutions financières peuvent s'en inspirer pour évaluer l'impact des risques climatiques sur leur portefeuille en vue d'effectuer de meilleurs provisionnements des pertes qu'elles encourent.

Cet article est subdivisé en quatre sections. La **Section 1** présente les enjeux liés au risque climatique, le cadre réglementaire associé et les données climatiques disponibles. Puis, la **Section 2** décrit et justifie la méthodologie de l'approche de stress-test climatique que propose l'étude. Enfin, après avoir présenté à la **Section 3** les résultats obtenus, la **Section 4** en fait une discussion générale.

1 Pratique bancaire sur le risque climatique

1.1 Enjeux et exigences réglementaires sur le risque climatique

Au cœur du système de financement de l'économie, le secteur bancaire est également soumis aux enjeux actuels du changement climatique. Grâce à leur activité, les banques et compagnies d'assurances sont donc activement impliquées dans cette résilience au climat en orientant notamment leurs flux financiers vers des activités bas-carbone. En évoquant *la tragédie des horizons* qu'engendre cette problématique, Mark Carney [4] soutient que le risque climatique est devenu un enjeu systémique au cœur du système financier. Concrètement, le risque climatique peut être considéré comme un risque résultant du changement climatique, affectant les systèmes naturels ainsi que les activités humaines. Il se décline sous trois composantes susceptibles d'entraver la stabilité financière :

(i) **le risque physique**, à savoir les pertes financières et économiques directes causées par l'augmentation en fréquence et en intensité de divers changements météorologiques et événements climatiques. Les risques physiques peuvent être de degrés *chroniques* (évolutions graduelles ou périodiques d'événements climatiques existants comme la montée de la température du globe, la fonte des glaces...) ou *aigus* (survenance d'événements extrêmes non prévisibles avec une intensité croissante tels que les canicules, les inondations, les tempêtes...)

(ii) **le risque de transition** concerne les conséquences économiques et financières d'une transition soudaine et imprévue vers une économie sobre en carbone. Ce risque peut être lié entre autres aux décisions politiques (fixation d'une taxe carbone par exemple) ou encore découler de changements technologiques ;

(iii) **le risque de responsabilité**¹, qui concerne les dommages qu'une personne morale serait tenue de payer au cas où elle serait légalement responsable des conséquences du changement climatique.

1. Le risque de responsabilité est très peu pris en compte pour le moment.

En outre, la Banque Centrale Européenne (BCE) a notifié que le climat engendre potentiellement des risques financiers à tous les niveaux : risque de liquidité, risque opérationnel, risque de contrepartie/crédit, risque de marché. En impactant potentiellement la probabilité des contreparties à faire défaut, les banques sont également contraintes d'intégrer ces risques dans leur processus d'octroi de crédit. En particulier, le dérèglement climatique affecte le risque de crédit par le biais notamment d'une dégradation potentielle de la valeur du collatéral (et donc de la Loss Given Default-LGD) ou de la solvabilité des clients (et donc de la Probabilité de Défaut-PD). Par exemple, une introduction de taxes-carbones sur les quantités d'émissions de GES réduirait la rentabilité des entreprises ; en ce sens, les secteurs suffisamment polluants (transport, extraction d'énergies fossiles...) seraient beaucoup plus vulnérables financièrement. De même, les catastrophes naturelles physiques affectent les secteurs de l'immobilier et de l'industrie en réduisant la valeur des biens qui y sont associés, et entraînent une baisse de profits des entreprises concernées. Les zones géographiques vulnérables aux événements climatiques aigus fragilisent aussi par le même mécanisme les entreprises dont les chaînes de valeurs parcourent ces zones.

Depuis 2019, plusieurs notes réglementaires ont été publiées sur le risque climatique par les autorités de régulation. La Figure 1 présente les principales évolutions réglementaires du risque climatique dans le cadre prudentiel.

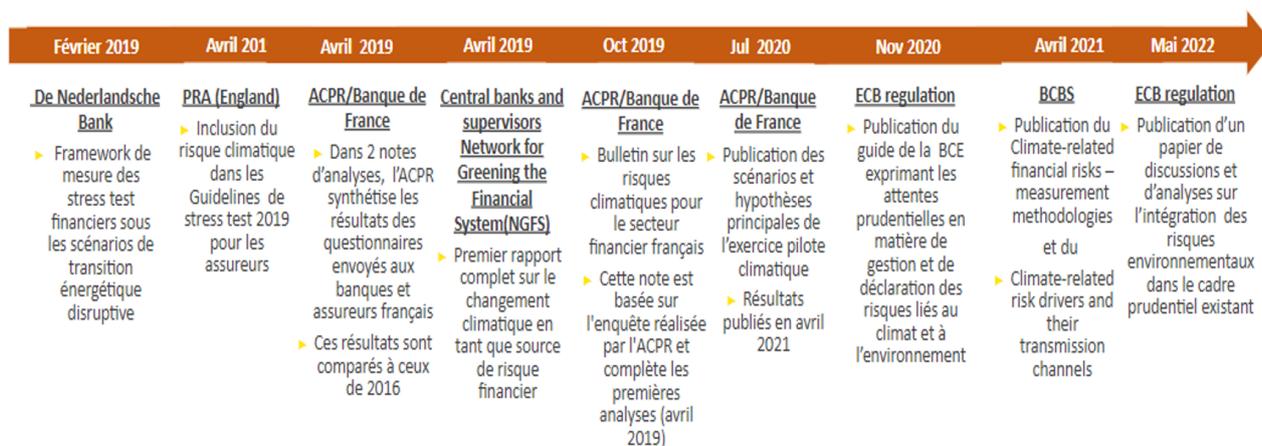


Figure 1 Principales évolutions réglementaires du risque climatique en banque.

En novembre 2020, les premières attentes prudentielles relatives à la gestion des risques climatiques par les banques ont été diffusées par la BCE. L'attente 8 portant sur la gestion du risque de crédit soulève la volonté du régulateur de voir les établissements bancaires prendre en compte les risques liés au climat et à l'environnement à tous les stades essentiels du processus d'octroi de crédits afin de suivre les risques qui pèsent sur leurs portefeuilles. Il a été d'ailleurs préconisé que chaque banque effectue une auto-évaluation en 2021 par rapport à ces différentes attentes. En France, l'Autorité des Marchés Financiers (AMF) et l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR) recommandent aussi depuis avril 2019, la prise en compte par les banques des risques liés au climat dans le cadre des piliers 1 et 2 des accords de Bâle. Précisément, elles encouragent la mise en place d'outils de stress-test climatique. C'est alors que l'ACPR a diffusé en juillet 2020 les principaux scénarios hypothétiques de l'exercice pilote de stress-test climatique qu'elle a réalisé. En mai 2022, la BCE a publié une réflexion qu'elle a menée sur quelques mécanismes d'intégration des risques environnementaux dans le cadre prudentiel réglementaire. Cette discussion a soulevé quelques difficultés et challenges liés à cette intégration aussi bien dans le cadre du risque de crédit que celui du risque de marché et du risque opérationnel.

Ces évolutions réglementaires impulsent une dynamique de prise en compte du risque climatique. Elles obligent ainsi les institutions financières à faire une revue des procédés de modélisations des différents paramètres du risque de crédit.

1.2 Données climatiques

1.2.1 Présentation des scénarios du NGFS

Le Réseau des banques centrales et des superviseurs pour le verdissement du système financier (en anglais : Network for Greening the Financial System-NGFS) a développé des scénarios climatiques futurs sur la base des

tendances historiques, mais également des risques d'amplitudes potentiels qui pourraient surgir à l'avenir. Au nombre de six², la version actuelle de ces scénarios est présentée à la Figure 2.

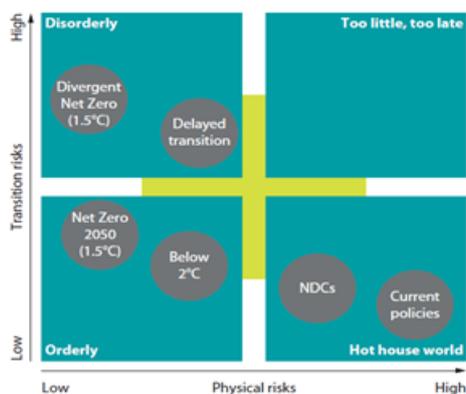


Figure 2 Cartographie des scénarios du NGFS. Source : NGFS (2021)

Selon le NGFS (2021), la définition des scénarios climatiques visent à fournir un cadre de référence commun permettant de cerner l'évolution future du changement climatique physique (risque physique) et les conséquences politiques et technologiques dues à la transition énergétique (risque de transition). Tels présentés à la Figure 2, ces scénarios ont été conçus en mettant en exergue leur caractère pessimiste (risques élevés) ou optimiste (risques faibles) par une analyse du niveau des risques physiques et de transitions. Ils sont décrits comme suit :

Les scénarios "ordonnés" : Ces scénarios font l'hypothèse que les politiques climatiques sont engagées très tôt tout en devenant progressivement strictes. De fait, en introduisant assez vite les politiques climatiques en vue de réduire les émissions de CO₂ et de baisser la température mondiale, ces scénarios traduisent des risques physiques et de transitions modérées. Ils se déclinent en deux scénarios alternatifs. Le "*Net Zero 2050*" vise à limiter le réchauffement climatique à 1,5°C par le biais de politiques climatiques strictes mise en œuvre immédiatement afin d'atteindre des émissions nettes nulles de CO₂ vers 2050. Ensuite, le scénario "*Below 2°C*" considère que le précédent scénario s'avère un peu trop ambitieux, car des études estiment à 67% les chances de limitation de la température moyenne mondiale à moins de 2°C. Même s'il suppose également que les politiques climatiques doivent être vite introduites, le scénario "*Below 2°C*" considère que celles-ci deviendraient progressivement plus strictes dans une moindre mesure que le scénario "*Net Zero 2050*".

Les scénarios "désordonnés" : Le retard de la transition climatique est la caractéristique principale des scénarios désordonnés. Tout en cherchant à atteindre les mêmes objectifs climatiques que les scénarios ordonnés, ce retard entraîne des risques de transition plus élevés. Même si les risques physiques demeurent faibles, ce retard de transition engendrerait en conséquence un coût économique supplémentaire. En premier, le scénario "*Divergent Net zéro*", en recherchant à atteindre des émissions nulles d'ici 2050, engendrerait des coûts plus élevés du fait de politiques divergentes introduites dans tous les secteurs et d'une élimination plus rapide des combustibles fossiles. De plus, ce scénario se distingue fondamentalement du scénario "*Net Zero 2050*" car il soutient que les politiques climatiques s'avèrent plus strictes dans les secteurs les plus énergivores et intensifs en CO₂. Un autre scénario de cette classe est celui qu'on pourrait considérer comme le retard de transition associé au scénario ordonné "*Below 2°C*". Ce scénario qualifié de "*Delayed transition*" fait l'hypothèse que les émissions annuelles mondiales ne diminuent pas avant 2030. Ainsi, de fortes incitations politiques³ sont alors nécessaires pour réussir à limiter le réchauffement à moins de 2°C d'ici la fin du siècle.

Les scénarios de la serre chaude mondiale : Malgré la mise en œuvre dans quelques pays et régions de politiques climatiques (qu'elles soient actuelles ou planifiées), les scénarios qualifiés de "*Hot house world*" considèrent que les efforts mondiaux ne suffisent pas à inhiber un réchauffement climatique important. Par conséquent, la température moyenne mondiale atteindra des seuils critiques inquiétants, entraînant d'importants risques physiques. On distingue dans cette classe deux scénarios : le "*National Determined Contributions*" et le "*Current Policies*". Le premier scénario fait l'hypothèse que toutes les politiques climatiques prévues par les décideurs sont prises en compte même si elles ne sont pas encore mises en œuvre. Ce scénario suppose que les émissions diminuent, mais conduisent néanmoins d'ici 2080 à un réchauffement de 2,6°C correspondant à des risques physiques progressivement graves et des risques de transition relativement faibles. Le "*Current Policies*", beaucoup plus pessimistes que le premier, suppose que seules les politiques actuelles sont maintenues,

2. Aucun scénario précis n'a été développé par les experts du NGFS pour la catégorie "*Too little, too late*". Ce scénario est très peu utilisé pour cette raison dans la littérature.

3. L'augmentation plus importante du prix du carbone est un exemple de politique.

et conduisent aussi inévitablement à des risques physiques plus graves. Le NGFS prédit pour ce scénario une augmentation des émissions de CO₂ jusqu'en 2080 associée à un réchauffement climatique d'environ 3°C.

En résumé, ces scénarios aident les différents acteurs du système bancaire à évaluer les impacts possibles du climat sur l'économie et le système financier. Dans cette étude, nous utilisons les scénarios climatiques *Below 2°C*, *le Delayed transition* et *le Current Policies*. Leurs choix se justifient car ils représentent chaque catégorie de tendances climatiques, mais aussi du fait de leur large utilisation dans la littérature (voir [2], [8]).

1.2.2 Des scénarios climatiques aux conséquences économiques

Les exercices pilotes de stress-tests climatiques effectués par la BCE en 2020 et l'ACPR en 2021 intègrent dans leur méthodologie une phase de traduction de scénarios climatiques en conséquences économiques. Ces conséquences économiques sont utilisées pour stresser les paramètres de risques bancaires. Dans la littérature, les modèles de type "Integrated Assessment Model" (IAMs) et le "National Institute Global Econometric Model" (NiGEM) sont utilisés à cet effet. Les variables d'entrées de ces modèles concernent les prévisions de chocs climatiques (trajectoire future de la température mondiale, des émissions de CO₂, du prix carbone...).

Integrated Assessment Models (IAMs)

Les trajectoires futures en termes de transition énergétique ont été construites par les experts du NGFS à l'aide des modèles d'évaluations intégrés. Utilisés largement dans la littérature (par exemple, [13] et [17]), ces modèles analysent pour une zone géographique les interactions existantes entre les secteurs macroéconomique, énergétique et climatique.

Les données de scénarios climatiques du NGFS générées par ces modèles sont disponibles sur le portail du site du NGFS. A titre illustratif, la Figure 3 présente les simulations de la trajectoire annuelle des températures moyennes et celle des émissions de CO₂ au niveau mondial de 2020 à 2050 selon les scénarios climatiques.

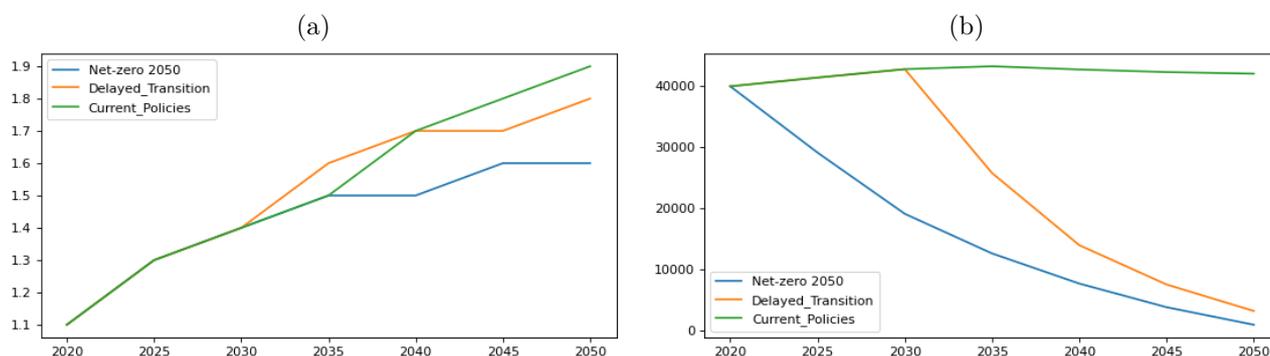


Figure 3 Prévisions de la température moyenne (a) et des émissions annuelles mondiales de CO₂ en Méga tonnes (b) selon les scénarios du NGFS de 2021 à 2050. Source : Base de données des scénarios climatiques du NGFS.

Ces simulations montrent en effet qu'à l'échéance de 2050, la terre sera soumise à une croissance continue de la température. Cependant, le niveau d'accélération de celle-ci va différer selon les scénarios climatiques. On remarque aisément qu'à partir de 2030, le retard de la transition va impulser une légère augmentation momentanée de la température à un niveau supérieur aux autres scénarios (voir les pentes observées sur la courbe orange entre 2030 et 2040). De plus, pendant que la terre va continuellement se réchauffer dans le scénario de "Current Policies", le niveau moyen de la température dans le cas de la transition retardée repasserait en 2040 en dessous de la "Current Policies" jusqu'à l'échéance de 2050. A terme, on peut donc voir intuitivement un niveau de température moyen autour de 1,5°C dans le cas du "Net Zero 2050", plus faible que celui des deux autres scénarios.

Quant aux émissions de CO₂, on peut remarquer que l'efficacité des politiques visant à atteindre des émissions nettes nulles est mise en exergue dans la trajectoire du scénario "Net Zero 2050". Les données montrent logiquement l'effet positif de la mise en œuvre des politiques de réduction des émissions seulement à partir de 2030 dans le cas du scénario "Delayed transition". A l'opposé des deux autres scénarios, la quantité des émissions annuelles de CO₂ augmente en moyenne sur la période dans le cas du "Current policies".

Afin de construire des scénarios suffisamment robustes avec des niveaux de granularité sectorielle et géographique, le NiGEM est utilisé pour modéliser les impacts climatiques sur les variables macroéconomiques.

Le National Institute Global Econometric Model (NiGEM)

Construit par le "National Institute of Economic and Social Research" (NIESR) depuis plus d'une trentaine d'années, le National Institute Global Econometric Model (NiGEM) est un modèle macroéconomique global prenant en compte les interactions de chocs existants dans toute la sphère économique. Très utilisé historiquement par les institutions financières, il est un outil capital dans les exercices de stress-test et d'analyses de scénarios. En vue de comprendre les interactions entre les politiques macroéconomiques et les chocs climatiques, le NIESR a intégré en 2018 un module climatique au modèle NiGEM. Fort de cette avancée, le NGFS utilise le modèle NiGEM pour renforcer les modèles de base (IAM) en vue d'évaluer clairement l'impact du changement climatique sur un large éventail de variables macroéconomiques par le biais de canaux de transmissions spécifiques.

Un intérêt du NiGEM au plan méthodologique réside dans le fait qu'il contient une modélisation économique détaillée de nombreux pays et régions. Il tient compte de la structure économique des états et de leurs dépendances avec les autres régions du monde.

Sur la base des chocs climatiques relatifs aux scénarios du NGFS et par sa structure de modélisation macroéconomique (cf. Annexe 1), le NiGEM estime les impacts macroéconomiques induits par les scénarios climatiques. Les variables d'entrées du modèle sont le prix du CO₂, la variation de la consommation d'énergies fossiles primaires, la variation des émissions de gaz, les prévisions de l'impact économique du risque physique⁴.

A titre illustratif, la Figure 4 présente les scénarios d'impacts climatiques de quelques variables macroéconomiques⁵ (taux de croissance économique et taux de chômage).

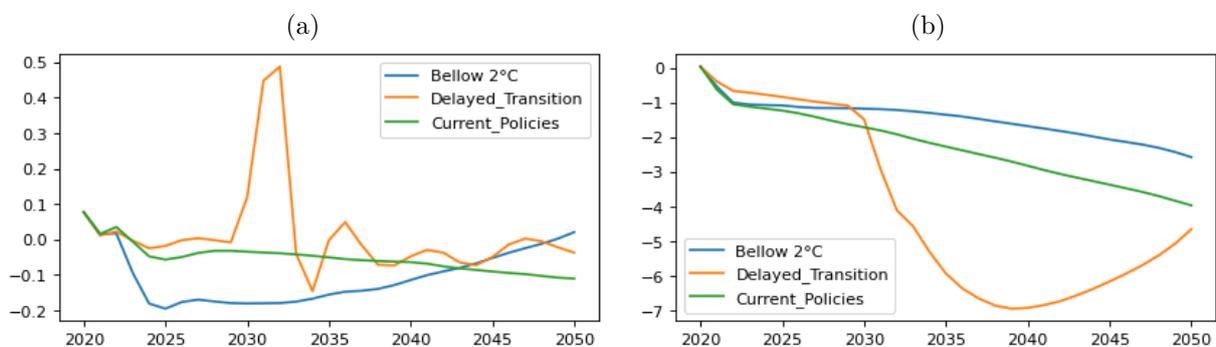


Figure 4 Variations annuelles du taux de chômage en Europe (a) et du taux de croissance des États-Unis (b) selon les scénarios du NGFS de 2021 à 2050.

Ces trajectoires montrent qu'en Europe, le climat engendre sur la période une baisse relative du chômage dans le scénario le plus pessimiste (Current Policies). Dans le scénario le plus optimiste (Below 2°C), l'évolution du niveau de chômage européen est marquée par une première phase de ralentissement. Ensuite, une seconde phase d'atténuation de l'impact caractérisée par une amélioration progressive de cette variation annuelle du chômage est observée jusqu'à terme. Quant à la variation de la croissance économique aux États-Unis, on peut constater une baisse progressive et relative du niveau des activités économiques. Même si le niveau d'impact diffère selon les scénarios, ce résultat montre que les chocs climatiques inhibent la santé économique des états.

Par suite, comme dans les exercices de stress-tests climatiques (notamment ceux de la BCE) les outputs de ces modèles sont utilisés comme des données d'entrées dans le cadre empirique de cette étude.

1.3 Usages possibles des scénarios climatiques dans les modèles de crédit

Les risques environnementaux peuvent être intégrés à toutes les phases de la chaîne de crédit. En effet, lorsqu'on s'intéresse au périmètre des corporates⁶ dans le cadre de la modélisation de la PD, on pourrait intégrer des variables climatiques basées sur des critères Environnementaux Sociaux et Gouvernance (ESG) dans la construction du score d'octroi. Dans le cadre du *Standard Approach* de Bâle 2, plusieurs agences de notations commencent à produire des scores ESG qu'ils incluent dans le rating des corporates. Quant à la LGD, un regard particulier devrait être tourné sur les portefeuilles immobiliers (pour tenir compte des zones géographiques à risque) afin que l'évaluation des collatéraux puisse refléter le risque physique.

4. Les impacts macroéconomiques futurs du changement climatique physique sont généralement calculés en utilisant une fonction de dommage, c'est-à-dire des relations quantifiant l'effet d'un changement de la température moyenne mondiale sur la production économique.

5. Les données de prévisions des variables macroéconomiques impactées par les chocs climatiques sont disponibles dans les bases de données du NGFS.

6. Les régulateurs stipulent que le portefeuille des corporates est le plus exposé au risque climatique.

A l'opposé de ces stratégies d'intégration susprésentées, cette intégration des facteurs climatiques pourrait être effectuée en aval. En effet, après la modélisation classique des paramètres de risques (avec les phases de différenciation et de quantification), l'introduction des facteurs climatiques pourrait aussi se faire au niveau des facteurs d'ajustements downturn et des marges de conservatismes. Par ailleurs, les stress-tests (exigences du pilier 2 de l'approche interne l'IRBA⁷) pourraient se baser aussi sur des scénarios climatiques de référence (les scénarios climatiques du NGFS par exemple). Enfin, dans le cadre de la modélisation des paramètres de risque de crédit selon la norme IFRS 9, ces scénarios climatiques pourraient être utilisés dans les exercices de forward-looking.

Ces différentes approches d'inclusion des facteurs climatiques dans la modélisation du risque de crédit sont aux prises avec d'énormes difficultés méthodologiques. Sur la base des réflexions réglementaires menées par les régulateurs européens, ces challenges peuvent être résumés à deux niveaux : *les données climatiques d'une part et la robustesse des modèles d'autre part*. En effet, les « drivers » climatiques sont peu disponibles, peu fiables sur l'historique, et avec des niveaux de granularité souvent insuffisants pour construire au mieux les modèles de notation⁸. Concernant les stress-tests classiques, l'horizon temporel maximal recommandé pour les prévisions est de cinq ans. Or, les chocs macroéconomiques des scénarios climatiques sont prévus pour des horizons plus longs (30-50 ans). De plus, les événements climatiques aigus sont rares. Cette faible profondeur historique rend difficile les modélisations économétriques des paramètres de risques de crédit. Enfin, à la différence des variables économiques, le phénomène climatique est non stationnaire. Il en résulte de cette ambivalence une difficulté de généralisation de résultats dans le cadre du calcul des paramètres bâlois, des stress-tests et des exercices forward-looking IFRS9.

2 Méthodologie

2.1 Modèles de migration de rating

Dans cette étude, nous disposons de l'historique des notations d'entreprises sur une période de temps fixé. On se propose de projeter dans le temps ces notations en prenant en compte des facteurs climatiques. Pour cela, avant de présenter les approches utilisées dans cet exercice de stress-test, nous agrégeons les notations afin de construire une matrice de migration Through The Cycle (TTC). Sur la base de la littérature, nous présentons brièvement dans cette sous-section les principales méthodes de construction des migrations de notations.

En considérant que la dynamique de transition des notations est régie par des processus markoviens, la littérature sur les modèles de migration de rating propose deux types de construction de ces matrices. Une première approche suppose que la dynamique est régie par une chaîne de Markov homogène à temps discret ou à temps continu. La seconde considère que le processus générateur de cette dynamique des transitions est gouverné par des facteurs communs qui caractérisent l'évolution du cycle économique.

Cet article se met dans le même cadre de notation que [7]. Soient l'espace de probabilité (Ω, \mathcal{E}, P) de filtration $\mathbf{F} = (\mathcal{F}_t)_{t \in [0, T]}$ et l'espace des notes $\mathcal{N} = \{1, \dots, D\}$, D correspondant à la classe de défaut. Pour toute entreprise e , nous notons le processus générateur de la dynamique des transitions de notations comme suit : $f_e : [0, T] \rightarrow \mathcal{N}$. Enfin, partant d'une grille de dates équidistantes $\Psi = [0, 1, \dots, T-1, T]$, on note $\delta = \psi_t - \psi_{t-1}$, le pas de temps discret d'observation de la dynamique des notations.

2.1.1 Modèle homogène à pas de temps discret

Ce modèle suppose que $(f_e)_{e \leq m}$ sont des chaînes de Markov à pas de temps homogènes, indépendants et identiquement distribués (i.i.d), avec m le nombre d'entreprises notées quand on se place sur la grille de temps Ψ .

Soit $p_{i,j}$ la probabilité de transition de la classe de notation i vers celle j pendant un intervalle de temps de pas δ . Pour estimer ces probabilités, la célèbre technique utilisée est la méthode cohorte⁹. Notons N_t^{ij} le nombre de transitions d'entreprises observé de la classe i vers la classe j dans l'intervalle de temps discret entre t et $t+1$. L'estimateur de $p_{i,j}$ est donné par :

$$\hat{p}_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} N_t^{ij}}{\sum_{t=1}^{T-1} N_t^i} \quad (1)$$

7. Internal Rating Based Approach

8. C'est le cas des scores de risques physique externes comme le score de risque climatique physique de «Four Twenty Seven», ou encore les scores de risque de transition (CIA) et physique (CRIS) de Carbon4 Finance.

9. C'est une méthode utilisée aussi par les agences de notations.

où $N_t^i = \sum_{j=1}^D N_t^{ij}$ est, à la date t , le nombre d'entreprises de notations de classe i observées.

2.1.2 Modèle homogène en temps continu

A contrario, ce modèle suppose que le pas de temps d'observation est continu sur $[0, T]$. La dynamique de rating est modélisée par un processus à intensités, de matrice génératrice notée $\theta = [\lambda_{i,j}]_{i,j \in \mathcal{N}}$. En se référant à la loi de probabilité des processus de comptage, la probabilité de transition du rating i vers j est estimée comme suit [7] :

$$\hat{p}_{ij} = \exp(\delta \times \hat{\lambda}_{ij}) \tag{2}$$

où $\hat{\lambda}_{i,j}$ est le rapport entre le nombre global de migrations de notation de la classe de note i vers j et le cumul de temps d'attente dans la classe i .

La comparaison des deux modèles à pas de temps homogènes révèle que la méthode discrète a l'inconvénient de sous-estimer les transitions rares si le pas de temps est trop grand (annuel par exemple). L'approche continue se trouve donc être beaucoup plus fine et réaliste. Par conséquent, étant donné que nous envisageons de construire des matrices de migrations à pas de temps annuel (comme cela se fait généralement par les banques et par les agences de notations), la méthode à intensité constante est utilisée pour la construction des matrices de migrations Point In Time (PIT).

2.2 Proposition d'une approche de stress-test climatique

L'exercice de stress-test climatique mené par la BCE en 2021 fait état de ce que les facteurs climatiques peuvent induire des risques financiers bancaires au travers de plusieurs canaux de transmission pouvant être regroupés en deux grandes parties :

- **les canaux microéconomiques** : le risque climatique (physique et de transition) peut affecter individuellement chaque contrepartie du portefeuille, et induire ainsi un impact sur l'estimation finale des pertes de la banque ;
- **les canaux macroéconomiques** : le risque climatique peut aussi affecter structurellement les variables macroéconomiques (le produit intérieur brut, le taux de chômage, le niveau inflation. . .) en provoquant un stress systémique pouvant expliquer les pertes financières des banques.

Dans cette étude, comme pour les exercices de stress-test de l'ACPR et de la BCE, nous avons fait le choix d'une approche mettant en exergue des canaux de transmissions macroéconomiques. L'approche que nous implémentons en vue de stresser la dynamique des transitions de notations est schématiquement décrite à la Figure 5.

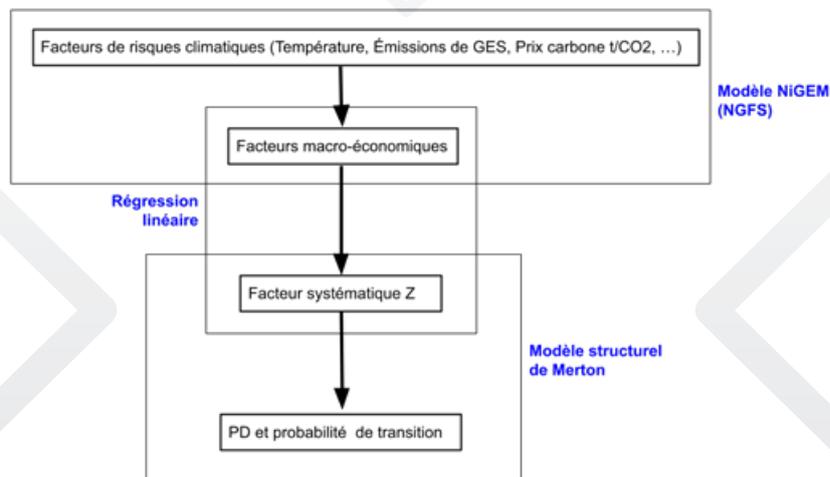


Figure 5 Schéma synthétique de l'approche proposée.

Méthodologiquement, l'implémentation de cette approche suit les étapes ci-après :

Etape 1 : Calibration du facteur systémique du modèle structurel de Merton

La méthodologie proposée part d'une étape initiale : la calibration du facteur systémique du modèle structurel de Merton. En effet, ce modèle suppose que la dynamique des migrations de notations est gouvernée par un facteur systémique caractérisant l'environnement économique.

Soit \mathbf{Z} le facteur systémique. On suppose qu'il existe, pour toute entité e , une variable latente¹⁰ h^e dont dépend le processus de transition des notations f^e . On note aussi B_j^i ¹¹ le niveau de barrière déclenchant le passage du rating i vers j . Soit σ_i , la sensibilité, pour chaque classe i , du facteur latent h^e au facteur systémique \mathbf{Z} .

Selon [7], la relation entre le processus générateur de la dynamique des notations et la variable latente est le suivant :

$$f_t^e = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^D j 1_{B_{j+1}^i \leq h_t^e \leq B_j^i} \right) 1_{f_{t-1}^e = i} \quad (3)$$

La spécification du modèle structurel de Merton est :

$$h_t^e = \sum_{i=1}^D \left(\sqrt{\sigma_i} Z_t + \sqrt{1 - \sigma_i} e_t \right) 1_{f_{t-1}^e = i} \quad (4)$$

Cette spécification considère que la variable latente est vue comme une combinaison linéaire du facteur systémique Z et d'un facteur idiosyncratique e_t . Z_t et e_t sont supposés être i.i.d et de loi $\mathcal{N}(0,1)$.

De cette spécification, une estimation de la dynamique de transition d'un rating i vers j est donnée par¹² :

$$p_{i,j}(Z_t) = \begin{cases} 1 - \Phi\left(\frac{B_2^i - \sqrt{\sigma_i} Z_t}{\sqrt{1 - \sigma_i}}\right), & \text{si } j = 1 \\ \Phi\left(\frac{B_j^i - \sqrt{\sigma_i} Z_t}{\sqrt{1 - \sigma_i}}\right) - \Phi\left(\frac{B_{j+1}^i - \sqrt{\sigma_i} Z_t}{\sqrt{1 - \sigma_i}}\right), & \text{si } 2 \leq j \leq D - 1 \\ \Phi\left(\frac{B_j^i - \sqrt{\sigma_i} Z_t}{\sqrt{1 - \sigma_i}}\right), & \text{si } j = D \end{cases} \quad (5)$$

où les barrières s'obtiennent à partir des probabilités de transitions par :

$$B_j^i = \Phi^{-1}\left(\sum_{j'=j}^D p_{i,j'}\right) \text{ pour tout } i = 1, \dots, D \text{ et } j = 2, \dots, D \quad (6)$$

Φ étant la fonction de répartition d'une gaussienne centrée réduite.

Les paramètres inconnus du modèle sont les corrélations σ_i ainsi que le facteur systémique Z_t . Nous les avons à cet effet inféré. Comme effectuée par Nexialog Consulting (2022) dans son étude, cette inférence peut se faire par la maximisation de la loi conditionnelle de N_t^{ij} sachant le processus Z_t . En effet, cette loi est multinomiale. L'équation (7) est l'expression de la vraisemblance conditionnelle de cette loi multinomiale.

$$L((Z_t)_t) = \prod_{t=0}^{T-1} \prod_{i=1}^D \left(\prod_{j=1}^D N_t^{ij} \right) p_{i1}^{N_t^{i1}}(Z_t) \dots p_{iD}^{N_t^{iD}}(Z_t) \quad (7)$$

Ensuite, pour se rapprocher des méthodologies utilisées par les banques, nous calibrons les sensibilités σ_i à celles réglementaires ([11], [16]), c'est-à-dire :

$$\sigma_i(PD) = 12\% \left(\frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} \right) + 24\% \left(1 - \frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} \right) \quad (8)$$

PD étant la probabilité de transition de la classe de notation i vers le défaut.

Ainsi, la maximisation de la vraisemblance (équation 7) permet de reconstituer la trajectoire du facteur systémique \mathbf{Z} . À l'issue de cette étape de calibration, nous obtenons une dynamique du facteur systémique sur

10. Une variable latente est une variable inobservable.

11. B_j^i est aussi appelée *Barrière*. La valeur prise par le processus dépend de la position de la variable latente par rapport aux barrières.

12. La preuve de la calibration du modèle pour l'estimation de cette probabilité PIT est présentée en Annexe 5.3.

l'historique des données.

Etape 2 : Construction d'un modèle dit "satellite" du facteur systémique

La seconde étape porte sur l'estimation du facteur systémique à travers un modèle de régression linéaire¹³. Inspiré par la méthodologie des exercices de forward-looking en risque de crédit, la spécification du modèle (cf. équation 9) considère que le facteur systémique calibré sur l'historique serait expliqué par l'environnement macroéconomique.

Sous les hypothèses d'un modèle de régression linéaire, et pour tout t parcourant l'historique des données, on a :

$$Z_t = \gamma + \alpha X_t + \epsilon_t \quad (9)$$

où Z_t est la dynamique du facteur systémique calibré sur l'historique ; X_t est un vecteur de facteurs observables représentant l'historique des variables macroéconomiques sélectionnées ; ϵ_t est le terme d'erreur du modèle.

Etape 3 : Projection jusqu'en 2050 du facteur systémique

Le modèle NiGEM présenté à la Section 1.2 permet de disposer des prévisions de quelques variables macroéconomiques impactées par les facteurs climatiques. Ainsi, en utilisant ces différentes variables économiques sensibles aux facteurs climatiques, il est possible de projeter jusqu'en 2050 le facteur systémique sur la base du modèle d'estimation construit à l'Etape 2.

Etape 4 : Construction de la dynamique des probabilités de transition Point In Time (PIT) des notations

Sur la base des prévisions du facteur systémique selon les scénarios du NGFS, le modèle structurel de Merton est réutilisé à cette étape pour calculer les probabilités de transitions associées.

En clair, la méthodologie proposée consiste notamment à transiter par les variables macroéconomiques du NGFS (lesquelles sont déjà impactées par les facteurs climatiques) pour évaluer et prévoir la sensibilité des probabilités de changement de notations des entreprises au climat. Cette déformation des transitions de notations TTC en probabilités PIT est effectuée sur la base du modèle structurel de Merton.

3 Implémentation et résultats

3.1 Description du portefeuille

Les données de rating proviennent de l'agence de notations S&P et concernent un portefeuille de corporates. Les notations, sous leur forme brute, sont journalières et vont du 28 avril 2009 au 04 juin 2021. Cette période, située au lendemain de la crise économique de 2008, a été marquée en 2019-2020 par le début de la crise sanitaire mondiale. Ces données ont été agrégées en comptant le nombre de transitions d'entreprises observé sur un pas de temps annuel. Le portefeuille comprend 5657 entreprises. La répartition par secteur d'activité de ces entreprises est différenciée (cf. Tableau 1) ; les entreprises des secteurs de biens de consommations (24%), industriels (15,32%), technologiques (14,05%) et énergétiques (11,37%) sont les plus représentées dans le portefeuille.

En ce qui concerne les notations, l'agence de notations S&P fournit 8 classes de risque : AAA (le moins risqué), AA, A, BBB, BB, B, CCC, C et D, la classe de défaut. Pour des soucis de simplification, nous avons groupé les classes AAA, AA et A selon la note A ; les classes CCC et C sous l'agrégation C. Les classes de rating A et BBB caractérisent les émetteurs dits *investment grade*. Tandis que celles de rating BB, B et C avec de niveaux de risque plus élevés sont de catégorie dite *spéculative*.

De plus, il existe dans les données brutes de notations, une classe de note "NA". Cette notation est attribuée pour plusieurs raisons : présence de données manquantes ou existence d'un phénomène de censure durant le reporting des notations. La dernière raison est d'ailleurs la plus fréquente. Pour traiter cette classe, il est de coutume dans la littérature de la supprimer, ou de considérer les entreprises concernées sous un statut de "censuré". Pour limiter les risques de pertes d'informations, la dernière option de traitement a été retenue.

¹³. Un modèle à retard échelonné ARDL a aussi été testé. Le test de Fisher effectué a révélé la non-significativité globale du modèle.

Secteur	Fréquence (en %)
Biens de consommation	24
Industrie	15,32
Technologie	14,05
Energie	11,37
Matériaux	10,57
Services publics	9,74
Immobilier	8,28
Santé	5,5
Finance	1,03
Education	0,17

Tableau 1 Répartition du portefeuille selon le secteur d'activité.

Le Tableau 2 présente une répartition (en pourcentage) des entreprises du portefeuille selon leurs notes en 2021.

A	BBB	BB	B	C	D	NA
29,12%	15,41%	19,79%	26,33%	5,02%	3,27%	1,07%

Tableau 2 Fréquence des notes dans le portefeuille en 2021.

La faible proportion de la fréquence d'entreprises défailtantes (3,27%) observée augure d'un bon traitement des données. En effet, les chiffres de l'agence S&P estiment en 2021 à environ 3% cette même fréquence sur l'ensemble de leur portefeuille de corporates.

3.2 Calibration du modèle structurel de Merton

Cette sous-section présente les résultats de construction des matrices de migration et de calibration du facteur systémique du modèle de Merton.

3.2.1 Matrices de migrations, barrières et corrélations réglementaires

Conformément aux estimateurs énoncés aux équations (1) et (2), les probabilités de transitions entre les classes de notations suivant les modèles homogènes sont calculées. Les matrices de migration (TTC) à horizon annuel sont présentées au Tableau 3.

	Méthode cohorte					Méthode à intensités				
	A	BBB	BB	B	C	A	BBB	BB	B	C
A	0,966	0,03	0	0	0	0,965	0,031	0	0	0
BBB	0,02	0,96	0,014	0,001	0	0,02	0,958	0,014	0,001	0
BB	0	0,026	0,922	0,034	0	0	0,027	0,918	0,036	0
B	0	0,002	0,027	0,925	0,02	0	0,001	0,029	0,919	0,024
C	0	0	0	0,08	0,766	0	0	0	0,084	0,709

Tableau 3 Matrices de transitions TTC à horizon annuel.

L'analyse de ces matrices montre que les deux méthodes produisent des probabilités de transition (1 an) peu différentes. Cependant, on peut remarquer effectivement que la méthode cohorte sur-estime un peu plus les probabilités de transitions. En outre, les entreprises de type "investment grade" ont les probabilités de migration les moins élevées. En effet, lorsqu'elles sont bien notées, les entreprises ont tendance à rester stables dans leur rating. De plus, les transitions de plus de deux classes de notations sont quasi-nulles; cela traduit le fait qu'en

un an, une dégradation de notes de plus de deux classes est très peu probable. Par suite, la matrice de migration TTC à intensités est utilisée pour poursuivre les analyses.

Les probabilités de migration étant obtenues, les barrières $(B_j^i)_{i,j \in \mathcal{N}}$ et les sensibilités $(\sigma_i)_{i \in \mathcal{N}}$ peuvent être calculées respectivement à l'aide des équations (6) et (8). Les Tableaux 4 et 5 présentent les valeurs obtenues.

	A	BBB	BB	B	C
A	$+\infty$	-1,88	$-\infty$	$-\infty$	$-\infty$
BBB	2,32	1,88	-2,32	$-\infty$	$-\infty$
BB	2,05	2,05	1,64	-1,88	$-\infty$
B	1,92	1,92	1,91	1,58	-1,97
C	1,29	1,29	1,29	1,29	0,91

Tableau 4 Les valeurs des Barrières B_j^i

Les barrières parcourant \mathbb{R} croissent avec l'amélioration des notations. Elles marquent des seuils significatifs d'une baisse du processus latent. A titre illustratif, dès que la variable latente passe en dessous de **-1,97**, on considère qu'il est assez significatif de considérer qu'une entreprise appartenant à la classe **B** puisse voir sa note se dégrader vers la classe **C**. En outre, comme [11] on peut constater au Tableau 5 la relation inverse entre le taux de défaut et la corrélation σ . La sensibilité au facteur systémique augmente avec la qualité du crédit.

	A	BBB	BB	B	C
Taux de défaut	0	0	$5,54 \cdot 10^{-5}$	$8,11 \cdot 10^{-4}$	0,11
Corrélation σ	0,24	0,24	0,23	0,23	0,12

Tableau 5 Sensibilités σ_i du facteur systémique Z aux classes de risque

3.2.2 Optimisation du facteur systémique

A cette étape, nous procédons à une estimation de la trajectoire du facteur systémique. Pour cela, nous maximisons la vraisemblance de la loi conditionnelle multinomiale donnée par l'équation (7). Pour ce faire, nous utilisons sous Python un algorithme d'optimisation numérique du nom de *Basin-Hopping*¹⁴. Cet algorithme est propice à cette optimisation en ce sens qu'il est adapté aux problèmes sous contraintes et qu'il se prête aussi bien à la recherche de minimums locaux que globaux.

Par hypothèse, le facteur systémique calibré caractérise la conjoncture économique. Or, le taux de défaut des entreprises peut permettre d'apprécier les crises économiques et financières. La Figure 6 présente la trajectoire conjointe des deux dynamiques. Ces trajectoires montrent que la relation entre elles est négative. A titre illustratif, on peut voir que durant la crise sanitaire de la COVID-19 en 2019-2020, le facteur systémique a atteint son creux le plus bas; le taux de défaut annuel a par la même occasion atteint un pic relativement important à la même date. Avec une corrélation empirique de Spearman de **-0,62** entre les deux séries, cette analyse valide bien l'hypothèse que le facteur systémique caractérise l'environnement économique.

En outre, nous avons segmenté le portefeuille par secteur d'activité et calibré le facteur systémique sur ces différents secteurs. La Figure 7 présente les résultats pour les secteurs de l'industrie et de la consommation.

Ainsi, une analyse désagrégée par secteur d'activité montre aussi que similairement au portefeuille global, la crise sanitaire a impacté la santé économique des deux secteurs d'activités. L'ensemble de ces résultats montrent que l'environnement économique conjoncturel et l'apparition des crises peut être refléter par le facteur systémique calibré. En ce sens, comme dans le cas des exercices de stress-tests, il est justifié de projeter ce facteur systémique. En transitant donc par les données d'impacts climatiques sur la macroéconomie fournies par le NGFS, nous pouvons donc stresser les migrations TTC en vue de faire une prévision de la dynamique des probabilités PIT de migrations.

¹⁴. Il peut être retrouvé avec la fonction *minimize* du package *Scipy* de Python.

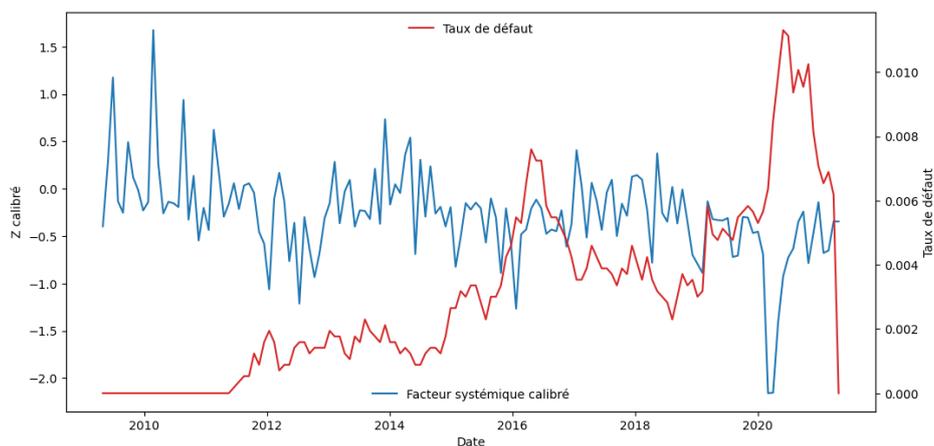


Figure 6 Dynamique du facteur systémique calibré et du taux de défaut des corporates sur la période d’avril 2009 à juin 2021.

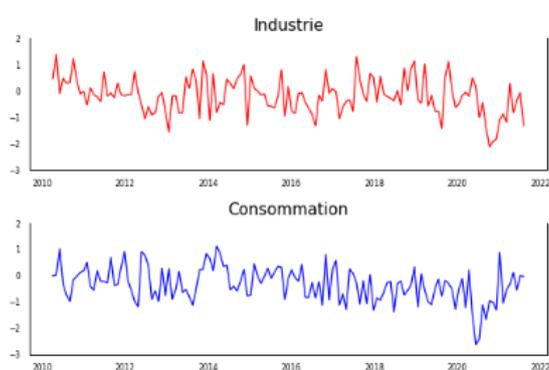


Figure 7 Trajectoire calibrée sur l'historique des facteurs systémiques selon le secteur d'activité.

3.3 Extension du modèle structurel de Merton aux facteurs climatiques

3.3.1 Présentation des données et premières analyses

Description des données économiques

Pour projeter le facteur systémique, il est justifié au regard des analyses précédentes, de l'expliquer par des variables qui caractérisent l'environnement économique : c'est l'étape 3 de la description de l'approche proposée. Inspiré des travaux de [6], nous avons fait un premier niveau de choix de variables en sélectionnant des caractéristiques macroéconomiques et financières. Ensuite, étant donné que la projection du facteur systémique devrait se faire par l'intermédiaire des variables macroéconomiques disponibles dans les bases de données du NGFS, nous avons croisé la liste de ces variables avec celles du premier niveau pour construire le set potentiel de variables constituant le vecteur X_t de l'équation (9). Par ailleurs, le rapport d'étude 2020 sur les défauts de S&P et les travaux empiriques de [7] montrent que le portefeuille de cette agence de notation est composé principalement et très largement (74%) d'entreprises localisées aux États-Unis et en Europe. C'est ce qui justifie le choix désagrégé de variables selon ces régions. Au nombre de 20, nous présentons ci-dessous une liste des variables pré-sélectionnées :

Variables macroéconomiques :

En Europe : Taux de croissance, Taux de chômage, Indice des prix à la consommation, Taux de change effectif réel, Taux d'intérêt des obligations long terme, Taux d'intérêt interbancaire, Inflation, Exportations de biens.

Aux USA : Taux de croissance, Taux de chômage, Indice des prix à la consommation, Taux de change effectif réel, Taux d'intérêt des obligations long terme, Taux d'intérêt interbancaire, Inflation, Prix moyen de logements.

Variables financières :

Prix du pétrole, Prix du charbon, Taux de change dollar-euro, Indice NASDAQ.

Ces séries chronologiques mensuelles d'avril 2009 à juin 2021 proviennent *des données économiques du site de la Federal Reserve Bank de St-Louis*¹⁵.

En prélude à la construction du modèle de régression, une sélection des variables est effectuée. Pour éviter une régression fallacieuse, ces variables ont été stationnarisées. Sous leur forme stationnaire, le modèle de régression (9) a été ensuite construit.

Sélection des variables du modèle

Deux critères ont été utilisés pour sélectionner les variables du modèle :

- *le critère de faible multicolinéarité* : afin de se prémunir des risques de biais du fait de variables trop corrélées entre elles, nous avons exclu certaines variables. En effet, sur la base de la règle du coude¹⁶ effectuée sur la matrice de corrélations de Spearman, nous avons déterminé un seuil d'identification de variables fortement corrélées entre elles ; ce seuil a été établi à 70% ;
- *le critère de forte corrélation* : ensuite, lorsque la corrélation entre deux variables est supérieure en valeur absolue au seuil de 0,7, nous avons retenu la variable la plus corrélée au facteur systémique.

Aussi, faut-il souligner que le choix du coefficient de Spearman a été fait en effet au détriment du coefficient de Pearson du fait que les nuages de points des variables avec le facteur *Z* ne présentent pas tous de soupçons de liens linéaires. Théoriquement basé sur le rang des observations, le coefficient de Spearman a aussi l'avantage d'être robuste en présence de valeurs extrêmes.

Cette étude de corrélation a permis de sélectionner huit (08) variables explicatives potentielles. Ces variables sont : *les taux de croissance des USA et de l'Europe, les taux de chômage des USA et de l'Europe, le taux de change réel entre l'euro et le dollar, le taux d'intérêts des obligations long terme des d'états des USA, la variation des exportations de l'Europe, l'inflation de l'Europe*. De même, la matrice de corrélation de Spearman entre ces variables (cf. Annexe 5.2) montre que les taux de chômage sont intuitivement liés négativement au facteur systémique. On peut retenir de plus que le *taux d'intérêt des obligations long terme d'état des USA, le taux de change réel entre l'euro et le dollar, le taux de chômage de l'Europe* sont les plus corrélés au facteur systémique.

Etude de la stationnarité des variables

A l'instar des études graphiques, le test de Dickey Fuller Augmenté (ADF) a été utilisé pour l'étude de la stationnarité des variables. Les résultats sont présentés au Tableau 6.

	Modèles					
	A niveau		Diff. 1ère		Diff. 2nde	
	St.test	P-valeur	St.test	P-valeur	St.test	P-valeur
Taux de croissance USA	-2,75	0,064	-6,05	0	-	-
Taux de croissance Europe	-3,53	0,007	-	-	-	-
Taux de chômage USA	-2,54	0,106	-9,54	0	-	-
Taux de chômage Europe	-0,76	0,82	-2,64	0,08	-11,49	0
Taux de change réel euro-dollar	-1,93	0,316	-9,04	0	-	-
Taux d'intérêts des obligations long terme d'État des USA	-2,22	0,196	-8,89	0	-	-
Exportations de l'Europe	-11,07	0	-	-	-	-
Inflation de l'Europe	-1,91	0,325	-11,98	0	-	-
Facteur systémique <i>Z</i>	-5,69	0	-	-	-	-
<i>Valeurs critiques selon les seuils :</i>		1 %		-3,48		
		5 %		-2,883		
		10 %		-2,578		

Tableau 6 Résumé du test de Dickey Fuller Augmenté des variables.

Note de lecture : St.test=Statistique de test, Diff. 1ère=Différence Première, Diff. 2nde=Différence Seconde

15. Les données économiques de la Federal Reserve Bank of St. Louis sont en accès libre et contiennent de nombreuses séries chronologiques, économiques et financières de plusieurs régions du monde. De plus, les chroniques de certaines variables sont présentées en Annexe 5.2.

16. Ce seuil a été obtenu en calculant, après un tri décroissant, les différences premières et secondes sur la série des valeurs absolues des coefficients.

Le test de ADF valide statistiquement en hypothèse nulle la présence de racines unitaires, soit la non-stationnarité des variables. Lorsqu'il n'y a pas assez d'évidences statistiques pour accepter cette hypothèse (la valeur critique théorique supérieure à la statistique de test calculée ou probabilité de test inférieure au seuil), on conclut à la stationnarité des variables. Au seuil critique fixé de 5%, l'analyse du Tableau 6 nous renseigne que :

- le Z facteur systémique, le taux de croissance et les exportations d'Europe sont stationnaires à niveau ;
- le taux de chômage européen est stationnaire en différence seconde ;
- les autres facteurs économiques sont stationnaires en différence première.

3.3.2 Estimation du modèle de régression linéaire

Pour retenir le meilleur modèle de régression, nous avons adopté la méthode de sélection *Backward* avec comme critères la maximisation du R^2 et la significativité de tous les coefficients. Ainsi, en partant du modèle complet avec l'ensemble des variables sélectionnées précédemment, nous avons retiré les variables jusqu'à l'obtention du modèle qui satisfait aux critères. Il faut noter que ces critères ont été choisis, car ils sont indispensables pour la robustesse des prévisions.

Le même exercice est réalisé sur des segments sectoriels : l'industrie et la consommation. Le Tableau 7 présente les résultats d'estimations des modèles retenus aussi bien sur l'ensemble du portefeuille que sur les deux segments.

Variables	Coefficients			P-valeurs			Intervalles de confiance		
	Ens	Ind	Conso	Ens	Ind	Conso	Ens	Ind	Conso
Constante	-3,85	-5,36	-1,75	0	0	0	[-5,62 ; -2,07]	[-8,37 ; -2,36]	[-2,3 ; -1,21]
Taux de croissance USA	0,05	-	-	0	-	-	[0,02 ; 0,08]	-	-
Taux de chômage USA	-0,06	-0,12	-0,06	0	0	0,01	[-0,1 ; -0,02]	[-0,19 ; -0,06]	[-0,11 ; -0,01]
Taux de chômage Europe	-0,07	-0,08	-0,16	0	0,03	0	[-0,12 ; -0,03]	[-0,15 ; -0,01]	[-0,23 ; -0,09]
Taux de change réel euro-dollar	0,03	0,05	-	0,01	0,01	-	[0,01 ; 0,05]	[0,01 ; 0,08]	-
Taux de croissance des exportations d'Europe	-	-	0,03	-	-	0,05	-	-	[0 ; 0,05]
Taux d'intérêt à long terme des obligations d'État des USA	0,23	0,27	0,2	0	0	0,01	[0,11 ; 0,34]	[0,09 ; 0,45]	[0,05 ; 0,35]

Tableau 7 Estimations des modèles de régression linéaire.

Note de lecture : Ens=Ensemble ; Ind=Industrie ; Conso=Biens de Consommations.

Les cellules affichant "-" signifient que les variables concernées n'ont pas été retenues par le meilleur modèle.

Nous interprétons les résultats sous réserve de la validation des modèles retenus. Les résultats montrent que contrairement aux autres facteurs macroéconomiques, le chômage fragilise globalement la bonne santé économique en Europe et aux États-Unis ; il est donc positivement corrélé au risque de défaut des entreprises. Un tel résultat est plutôt logique. Ce constat est observé aussi bien sur tout le portefeuille qu'au niveau sectoriel.

Par la suite, pour valider les modèles, nous faisons les tests d'hypothèses sur l'hétéroscédasticité, l'autocorrélation et la normalité des résidus. Le Tableau 8 résume les résultats obtenus¹⁷.

	Ensemble	Industrie	Consommation
R-carré	0,445	0,295	0,25
R-carré ajusté	0,425	0,274	0,227
Probabilité de Fisher	0	0	0
Probabilité de Jarque-Bera	0,02	0,497	0,246
Probabilité de Breusch-Pagan	0,06	0,651	0,332
Probabilité de Durbin-Watson	2,03	1,97	1,805
AIC	123,6	257,7	249,3
BIC	141,5	272,5	264

Tableau 8 Quelques indicateurs statistiques d'analyse de la performance et de la validation des modèles.

¹⁷. Les QQ-plot et autocorrélogrammes sont présentés respectivement en Annexe 3.2.

On retient que les modèles sont valides. En effet, les probabilités de test montrent que les résidus sont homoscedastiques (test de Breusch-Pagan) pour tous les modèles. Les statistiques de tests de Durbin-Watson, proches de 2 pour tous les modèles, montrent que les résidus sont non autocorrélés. Quant à la normalité des résidus, les probabilités de test de Jarque-Bera montrent que les résidus des modèles sectoriels sont gaussiens. Quant au modèle d'ensemble, l'estimateur du quasi-maximum de vraisemblance a été utilisé pour les estimations afin de pouvoir interpréter les résultats. Enfin, même si les R-carrés obtenus ne sont pas très élevés, les probabilités de tests de Fisher montrent que les modèles sont globalement significatifs. Les tests sont effectués au seuil de significativité de 5%.

Pour affiner l'étude de la performance des modèles, il est construit conjointement à la Figure 8, la chronique du facteur systémique Z calibré ainsi que celui estimé par le modèle sur l'ensemble du portefeuille.

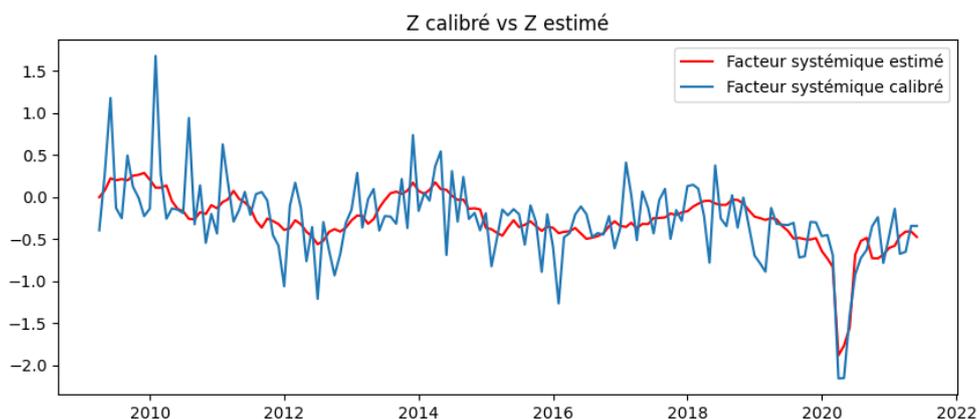


Figure 8 Trajectoire (sur tout le portefeuille) du facteur systémique calibré et estimé par le modèle de régression linéaire sur la période d'observation.

On constate que le facteur Z calibré est plus volatile que celui estimé. En effet, la régression peut être vue comme un lissage, car elle ne permet pas de capter les fluctuations potentielles durant de courtes variations. Les risques idiosyncratiques des entreprises contiennent des facteurs individuels potentiellement non pris en compte dans le modèle, et dont l'agrégation de celles-ci pourraient influencer sur l'estimation. A l'instar des fluctuations moins présentes, les estimations suivent globalement bien la tendance des observations réelles. Ce résultat est similairement obtenu en ce qui concerne les modèles construits sur les portefeuilles sectoriels. Mieux, les trois modèles prédisent plutôt bien le facteur systémique pendant la crise sanitaire de 2020 (cf. Figure 20).

3.3.3 Projections du Z facteur sur la base des scénarios du NGFS de 2021 à 2050

Après cette étape d'estimation, les prévisions du facteur systémique Z sont effectuées. Grâce aux modèles climatiques fournis par le NGFS, on dispose pour chaque variable macroéconomique, une trajectoire annuelle associée à chaque scénario (Current Policies, Below 2°C, Delayed transition) à l'horizon 2050. Pour rappel, ces variables macroéconomiques sont pour chaque scénario des résultantes induites par les facteurs climatiques. Pour chaque vecteur de variables explicatives issues donc des scénarios du NGFS, nous pouvons donc construire (Figure 9) une dynamique de prévisions des Z facteurs jusqu'en 2050 à l'aide de l'équation d'estimation des modèles retenus.

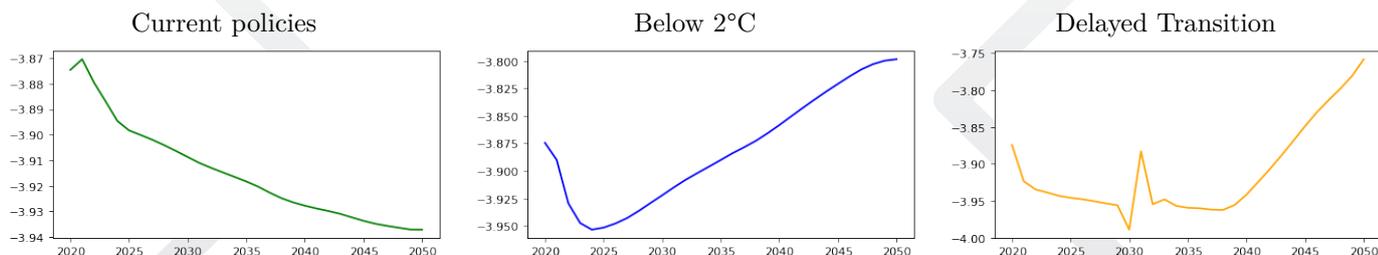


Figure 9 Projection (sur l'ensemble du portefeuille) du facteur systémique de 2021 à 2050 selon les scénarios climatiques.

Avec l'hypothèse que les risques idiosyncratiques sont en moyennes nulles, ces tendances renseignent sur la santé globale des économies concernées à la suite de la mise en œuvre des politiques climatiques induites par les scénarios climatiques. On peut donc observer des différences d'impacts du climat sur les prévisions économiques mondiales. En effet, on peut voir que dans le scénario Below 2°C, l'environnement systémique macroéconomique s'améliorerait à partir de 2024 après avoir connu à court terme une détérioration. Ainsi, on pourrait penser que l'augmentation du prix carbone (à l'instar des autres politiques climatiques) inhiberait à court terme l'environnement macroéconomique, mais entraînerait à long terme une reprise de l'activité économique du fait des risques physiques et de transitions modérés dans ce scénario. Un impact similaire est observé avec la Delayed transition dès la mise en œuvre des politiques de transition vers une économie bas-carbone, mais cette fois-ci dès 2030. Quant à la Current Policies, on peut voir clairement que le risque physique détériorerait progressivement la santé économique globale. Ceci s'explique par le fait que le taux de croissance économique des USA décroît significativement sur la période dans ce scénario.

3.3.4 Estimation des probabilités de migration PIT sans et avec l'intégration des facteurs climatiques

Le niveau des barrières ainsi que les corrélations réglementaires sont connues ; ainsi pour un Z facteur projeté obtenu à un instant t , nous utilisons l'équation (5) du modèle de Merton pour calculer les probabilités de migration PIT entre les notations. En itérant sur tous les instants de la trajectoire estimée du facteur systémique, nous pouvons ainsi obtenir une estimation de la dynamique des probabilités de migration PIT associée. Nous analysons les résultats en regardant les migrations adjacentes ainsi que celles vers le défaut.

Une migration adjacente intéressante à analyser est celle entre le rating BBB vers BB, les notations se trouvant à la limite des catégories spéculative et d'investissement. Nous analysons donc comment les probabilités de migration upgrade et downgrade entre ces deux classes sont impactées par la macroéconomie et le climat. Pour cela, nous construisons (cf. Figure 10) sur l'historique d'avril 2009 à juin 2021 l'évolution observée des probabilités de migration entre les classes BBB et BB. De plus, nous y ajoutons la trajectoire estimée de l'impact macroéconomique (le facteur systémique estimé du modèle de régression) sur le modèle de Merton.

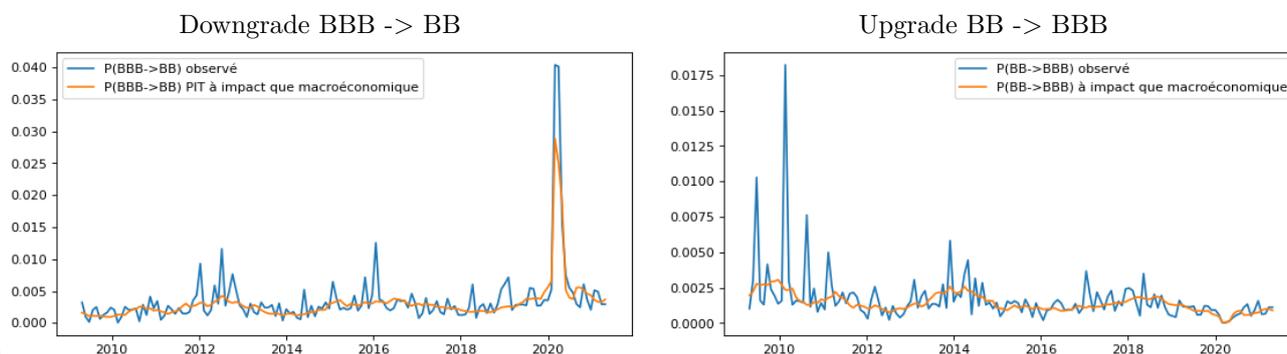


Figure 10 Dynamique conjointe mensuelle des probabilités de transitions observées (en bleue) et estimées par le modèle de Merton sans impact climatique (en orange) sur l'historique.

L'analyse de la Figure 10 permet de faire ressortir quelques éléments clés. En premier, d'un point de vue méthodologique, on peut voir que cette traduction des estimations du facteur systémique Z en probabilités de transitions corrobore davantage les interprétations effectuées à la Section 3.3.2 en ce qui concerne le comportement du modèle. En effet, le phénomène de lissage est encore observé. Pour aller plus loin, on peut constater que le modèle semble mieux répliquer les données de downgrade que celles d'upgrade. La dégradation des notations d'une entreprise est davantage liée au cycle économique, surtout en période de crise (voir les pics des deux modèles sur la Figure de gauche). A contrario, l'amélioration des notations serait donc beaucoup plus induite par des facteurs individuels portés par le risque idiosyncratique.

Par ailleurs, nous construisons également les trajectoires projetées des probabilités de migrations conditionnelles aux scénarios climatiques retenus du NGFS. A cet effet, la tendance inverse observée entre les deux Figures 11 est intuitive. De plus, on peut voir qu'entre les classes de rating BB et BBB, le risque de dégradation induit par la prise en compte des facteurs climatiques est largement plus important que celui d'une amélioration.

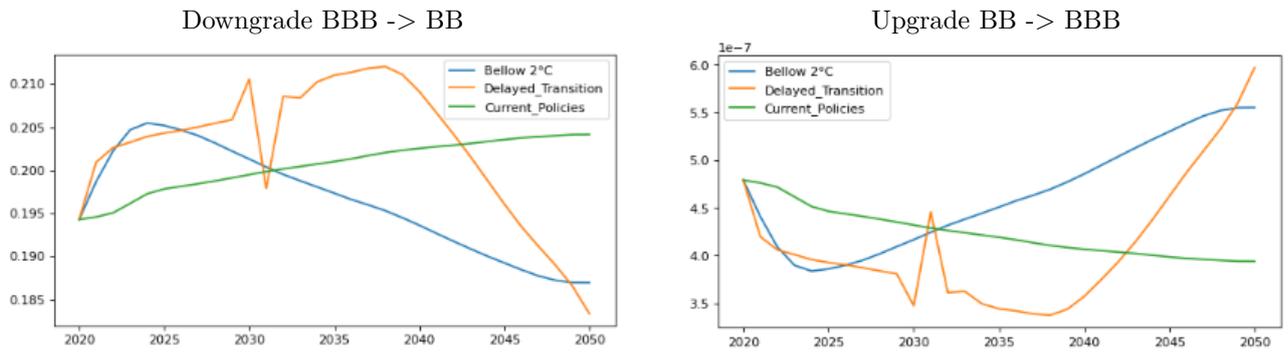


Figure 11 Dynamique de prévision des probabilités PIT avec impact climatique entre BBB et BB de 2020 à 2050.

En s'intéressant aux classes de notations plus proches du défaut (notamment le rating C), les graphes de la Figure 12 présentent comme dans le cas précédent les mêmes estimations des probabilités de migrations (observé, PIT avec et sans l'intégration des facteurs climatiques). Comme dans le cas des transitions entre les classes BBB et BB, l'analyse des Figures 12 montre que le climat accentue globalement le risque de défaut des firmes notées en C. Aussi, plus les entreprises sont mal notées, plus elles sont vulnérables au risque climatique. En effet, les probabilités de défaut impactées par les facteurs climatiques augmentent¹⁸.

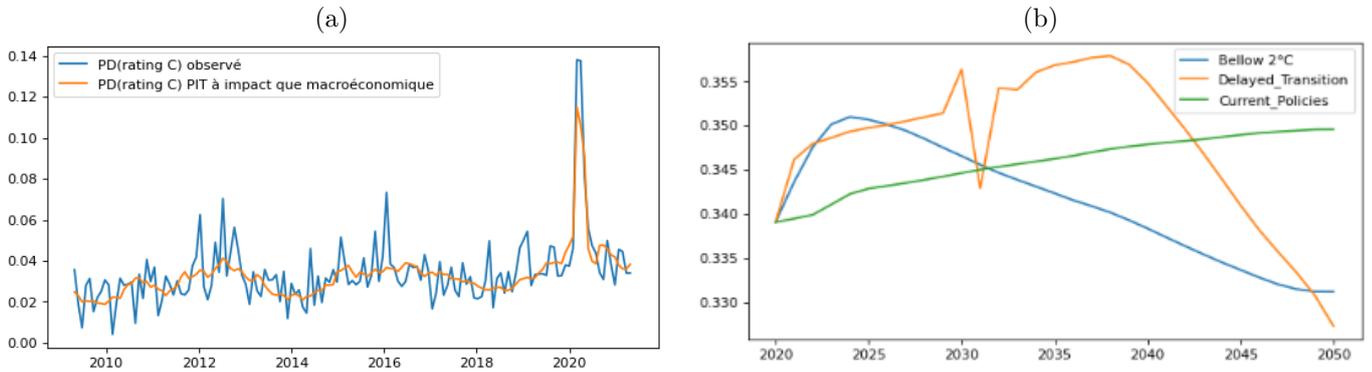


Figure 12 Dynamique mensuelle des PD PIT estimées sans impact climatique sur l'historique (a) et Prévisions annuelles des probabilités PD PIT avec impact climatique de la classe de rating C.

Enfin, quelque soit les transitions¹⁹, les tendances des dynamiques selon les scénarios climatiques sont identiques ; seules les probabilités varient. Ceci s'explique aisément par l'équation (5) ; en effet, à chaque instant t sur la période de prévision 2020-2050, c'est la même valeur \hat{Z}_t prédite qui est appliquée à toutes les transitions. Un enrichissement méthodologique de cette étude serait de réussir à calibrer un facteur systémique dépendant des classes de risques afin d'apprécier différemment leur sensibilité à la macroéconomie.

3.3.5 Analyse d'impact climatique par secteur d'activité

Comme expliquée à la Section 1, l'impact du climat sur les portefeuilles est différencié selon les secteurs d'activités. Les entreprises dont les empreintes carbone sont élevées sont susceptibles d'être plus vulnérables au risque de transition. De fait, après avoir effectué les analyses sur l'ensemble du portefeuille, nous avons cherché à désagréger les résultats obtenus suivant deux secteurs : l'industrie et la consommation. Pour ce faire, sur ces deux sous-portefeuilles de segmentation par secteur, nous nous sommes basés sur leurs modèles d'estimations respectives du facteur systémique pour stresser les dynamiques des migrations. La Figure 13 expose les résultats obtenus sur les données de transitions des entreprises du rating C vers le défaut.

18. En Annexe 5.3 sont présentées les résultats des autres transitions vers le défaut.

19. Voir Annexe 5.3.

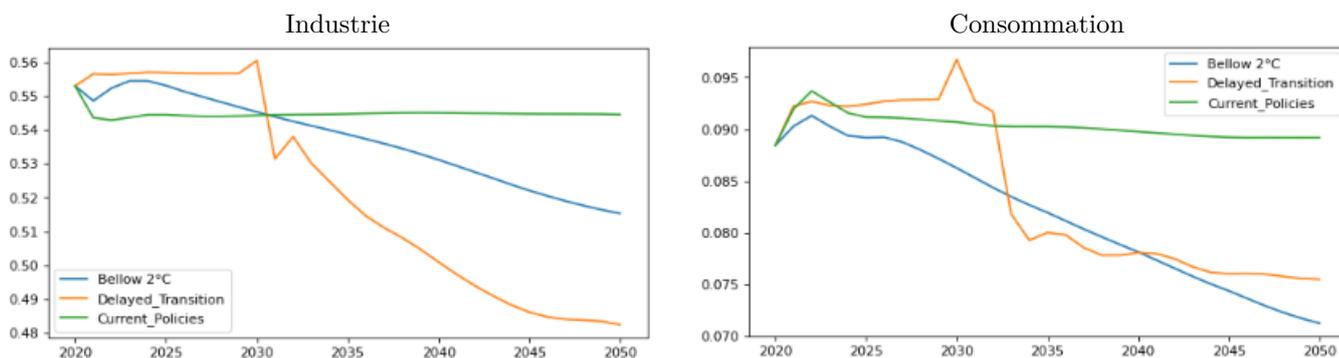


Figure 13 Prévisions annuelles des probabilités de défaut PIT de la classe C avec impact climatique selon le secteur d'activité et les scénarios climatiques retenus.

En comparant ces Figures aux résultats obtenus au niveau agrégé (cf. graphique de droite Figure 12), on remarque que le risque de défaut est largement plus marqué dans le secteur industriel. Ce résultat peut se justifier par le fait que le secteur industriel est connu comme l'un des secteurs qui soit le plus affecté par le risque de transition. Les chiffres obtenus semblent d'ailleurs montrer que le risque global dans ce secteur se trouve même au-dessus de celui de l'ensemble du portefeuille.

En outre, les trajectoires obtenues sont spécifiques à chaque segment. Ce comportement est dû au fait que non seulement le facteur systémique calibré sur chaque segment est unique (cf. la Figure 9) d'une part, et que les modèles de projections de ces facteurs systémiques sont différents (cf. Tableau 7) d'autre part. Par exemple, grâce aux résultats d'estimations et matrices de corrélations²⁰, on peut remarquer que, même si les variables *taux d'intérêts des obligations long terme d'état des USA*, *taux de chômage de l'Europe* sont significatives et contribuent plus dans l'explication du facteur systémique des deux secteurs, la variable *taux de change réel entre l'euro et le dollar* n'est pas utilisé comme « drivers » dans le cas du secteur de la consommation.

4 Discussion

Cette discussion commente dans un premier temps les tendances générales des impacts climatiques sur les transitions de rating selon les scénarios climatiques du NGFS. Pour cela, on s'appuiera sur les résultats de prévisions annuelles des probabilités PIT. Les tendances étant identiques pour toutes les transitions, les commentaires qui suivent s'appuient sur le graphique de droite de la Figure 12.

Cas du scénario Below 2°C

Deux analyses majeures peuvent être ressorties :

- On observe une courte allure croissante de la probabilité de downgrade jusqu'around de 2025 ; ce laps de temps peut être vu comme une phase d'adaptation pendant laquelle les entreprises prennent leur marque avant de subir les effets de la politique de limitation de la température moyenne à 2°C à l'horizon 2100.
- Un effet de seuil autour de 2025 suivi d'une baisse progressive de la probabilité de downgrade témoigne qu'à long terme, les entreprises, grâce aux innovations technologiques développées ou aux choix alternatifs moins polluants, ont réussi à atténuer le coût de la transition écologique, entraînant ainsi une amélioration progressive de leur solvabilité.

Cas du scénario Delayed transition

Quatre phases essentielles peuvent être décrites sur cette trajectoire :

- Une première phase d'augmentation de la probabilité de dégradation de rating jusqu'en 2030 avec une pente relativement plus élevée que celle de la Below 2°C sur la même période ; elle se justifie par le retard de la transition. Ce retard est marqué à court terme, avant la période de mise en œuvre des politiques climatiques, par un risque de transition plus élevé que celui du scénario Below 2°C.
- Un creux brutal observé en 2030 qui se justifie aisément par la mise en place subite de politiques climatiques plus stricte que celle du scénario Below 2°C (notamment la fixation de la taxe carbone à un niveau plus élevé que celui du Below 2°C pour laquelle la transition a démarré plus tôt).

²⁰. Les matrices de corrélations des modèles sont présentées en Annexe 5.2.

- Un pic immédiat en 2031 suivi d'une remontée de tendance croissante autour de 2040 pouvant se justifier par un temps d'adaptation au cours duquel les effets des nouvelles politiques climatiques commencent à s'observer. Ce temps d'adaptation paraît plus long par rapport à celui de la Below 2°C du fait du caractère drastique de ces politiques. En effet, malgré son retard vers la transition bas-carbone, le scénario du Delayed transition recherche toujours à atteindre l'objectif des 2°C de température moyenne mondiale à l'horizon 2100 comme le scénario du Below 2°C.

- Après un effet de seuil atteint en 2040, une dernière phase à cette même date est marquée par une réduction de la probabilité de dégradation de rating avec une pente suffisamment grande lui permettant de rattraper la tendance de downgrade de la Below 2°C à l'horizon 2050. Deux informations majeures peuvent être tirées de cette dynamique : l'observation des effets positifs de la politique renforcée mise en œuvre ; l'atteinte en 2050 pratiquement du même niveau de dégradation du rating des entreprises pour les deux scénarios, justifiant que ces deux scénarios poursuivent effectivement la même vision climatique à long terme.

Cas du scénario Current Policies

Nous observons une tendance constamment croissante de la dégradation de rating des entreprises. En effet, sous l'hypothèse du choix d'un risque de transition très faible, le risque physique élevé associé provoque continuellement (même si la vitesse d'augmentation à l'horizon 2050 de cette tendance est faible) une dégradation de rating des entreprises. Nous pouvons donc voir les effets différenciés observés en 2050 des probabilités de downgrade de ce scénario par rapport aux deux autres. Aussi, la température moyenne mondiale se situant encore à moins de 2°C dans ce scénario à l'horizon 2050 (voir Figure 3), nous pensons que le risque d'un surchauffement de la planète à 3°C projeté par le NGFS dans ce scénario augmenterait davantage la vitesse et le niveau de dégradation de rating des entreprises.

Limites et perspectives de recherche

Cette étude est porteuse également de potentiels axes d'améliorations. En effet, la méthode de stress-test climatique proposée est fortement tributaire de l'historique de notations des entreprises et des variables économiques utilisées. Dans le premier cas, une profondeur historique des données plus grande aurait permis de backtester les résultats ; la crise sanitaire de 2019-2020 a été en effet la seule crise majeure sur l'historique. Dans le second cas, les variables économiques sélectionnées sont contraintes par celles produites par le NGFS. Le modèle pourrait être soumis à un biais de sélection de variables. Aussi, il est utile de préciser que les sensibilités d'impacts climatiques sur les probabilités de migrations de rating obtenues sont conditionnelles aux données de scénarios climatiques du NGFS.

D'un point de vue méthodologique, ce travail a étudié l'impact global de l'ensemble du risque climatique sans en différencier celui associé particulièrement à ses composants, en considérant la sphère économique comme un intermédiaire dans l'analyse. Or, les effets du risque physique pourraient être assez différents de celui du risque de transition. En ce sens, dans une approche plutôt directe, [9] propose un modèle d'extension de Vasicek dit "Asymptotic Single Risk Factor" (ASRF) [18] aux facteurs climatiques. Appelé *Climate Extended Risk Model* (CERM), il considère dans son approche le facteur systémique \mathbf{Z} sous une forme multidimensionnelle (risque économique, risque de transition et risque physique), et s'inspire des travaux de [8] pour la calibration des sensibilités. Enfin, à l'instar de l'analyse de sensibilité du risque de défaut au risque climatique, une ouverture à cette étude serait d'étendre les impacts climatiques à l'estimation de la perte financière attendue des banques, en intégrant une modélisation adaptée pour la LGD et l'EAD.

Conclusion

Inspiré des exercices de stress-tests climatiques de la BCE et de l'ACPR, nous proposons un modèle de stress-test climatique en ligne avec les modèles réglementaires existants. En partant des données de notations de l'agence S&P, des estimations de prévisions des probabilités de transitions de rating ont été calculées selon trois scénarios climatiques jusqu'à l'horizon 2050. Nous avons ensuite étudié comment les notes des entreprises se dégradent/ou s'améliorent dans le temps. Pour cela, en adoptant une approche non probabiliste sur les scénarios du NGFS, cette étude s'est appuyée sur le modèle structurel de Merton et sur la traduction en conséquences macroéconomiques des modèles climatiques du NGFS.

Les résultats ont montré que le risque physique et de transition augmentent globalement le risque de dégradation de notes des entreprises : le secteur industriel étant plus vulnérable. Cependant, il est utile de préciser que ces dynamiques de probabilités de transitions suite à l'impact climatique sont fortement conditionnées par les différentes trajectoires portées par les scénarios climatiques du NGFS.

Ce travail constitue un cadre de réflexion sur les potentielles méthodologies d'intégrations du risque climatique dans les modèles de crédit. Les réflexions menées et l'approche de stress-test climatique proposée pourraient inspirer les équipes de modélisation des banques dans le cadre de leur exercice de projection dans le temps des impacts du risque climatique dans l'estimation des paramètres de risque de crédit.

Références

- [1] Thomas Allen, Stéphane Dees, Carlos Mateo Caicedo Graciano, Valérie Chouard, Laurent Clerc, Annabelle de Gaye, Antoine Devulder, Sebastien Diot, Noémie Lisack, Fulvio Pegoraro, et al. Climate-related scenarios for financial stability assessment : an application to France. 2020.
- [2] Spyros Alogoskoufis, Nepomuk Dunz, Tina Emambakhsh, Tristan Hennig, Michiel Kaijser, Charalampos Kouratzoglou, Manuel A Muñoz, Laura Parisi, and Carmelo Salleo. *ECB economy-wide climate stress test : methodology and results*. Number 281. ECB Occasional Paper, 2021.
- [3] Giusy Capasso, Gianfranco Gianfrate, and Marco Spinelli. Climate change and credit risk. *Journal of Cleaner Production*, 266 :121634, 2020.
- [4] Mark Carney. Breaking the tragedy of the horizon—climate change and financial stability. *Speech given at Lloyd's of London*, 29 :220–230, 2015.
- [5] Jean-François Coste, Antoine Coursimault, Florent Brissaud, Jacques Bongrand, Dominique Chauvin, et al. Les prévisions du giec. In *Changement climatique*, pages 21–24. EDP Sciences, 2021.
- [6] Fabien Couderc, Olivier Renault, et al. Times-to-default : Life cycle, global and industry cycle impacts. *Unpublished manuscript, University of Geneva and Warwick Business School, Geneva*, 2004.
- [7] Areski Cousin and Mohamed Reda Kheliouen. A comparative study on the estimation of factor migration models. 2016.
- [8] Josselin Garnier. The climate extended risk model (CERM). *arXiv preprint arXiv :2103.03275*, 2021.
- [9] Jean-Baptiste Gaudemet, Jules Deschamps, and Olivier Vinciguerra. A stochastic climate model—an approach to calibrate the climate-extended risk model (CERM). *arXiv preprint arXiv :2205.02581*, 2022.
- [10] Christian Gouriéroux and André Tiomo. Risque de crédit : une approche avancée. *Les Cahiers du CREF, ISSN*, 2007.
- [11] John Hull. *Risk management and financial institutions, + Web Site*, volume 733. John Wiley & Sons, 2012.
- [12] VMD IPCC. Global warming of 1.5° c. intergovernmental panel on climate change, 2018.
- [13] Gunnar Luderer, Robert C Pietzcker, Christoph Bertram, Elmar Kriegler, Malte Meinshausen, and Ottmar Edenhofer. Economic mitigation challenges : how further delay closes the door for achieving climate targets. *Environmental Research Letters*, 8(3) :034033, 2013.
- [14] Eva Lütkebohmert. The asymptotic single risk factor model. *Concentration Risk in Credit Portfolios*, pages 31–42, 2009.
- [15] Pierre Monnin. Integrating climate risks into credit risk assessment-current methodologies and the case of central banks corporate bond purchases. *Council on Economic Policies, Discussion Note*, 4, 2018.
- [16] Thierry Roncalli. *Handbook of Financial Risk Management*. Chapman and Hall/CRC, 2020.
- [17] Claudia Tebaldi, Kevin Debeire, Veronika Eyring, Erich Fischer, John Fyfe, Pierre Friedlingstein, Reto Knutti, Jason Lowe, Brian O'Neill, Benjamin Sanderson, et al. Climate model projections from the scenario model intercomparison project (scenariomip) of cmip6. *Earth System Dynamics*, 12(1) :253–293, 2021.
- [18] Oldrich Vasicek. Limiting loan loss probability distribution. *KMV corporation*, 1991.

Annexes

Modèle NiGEM

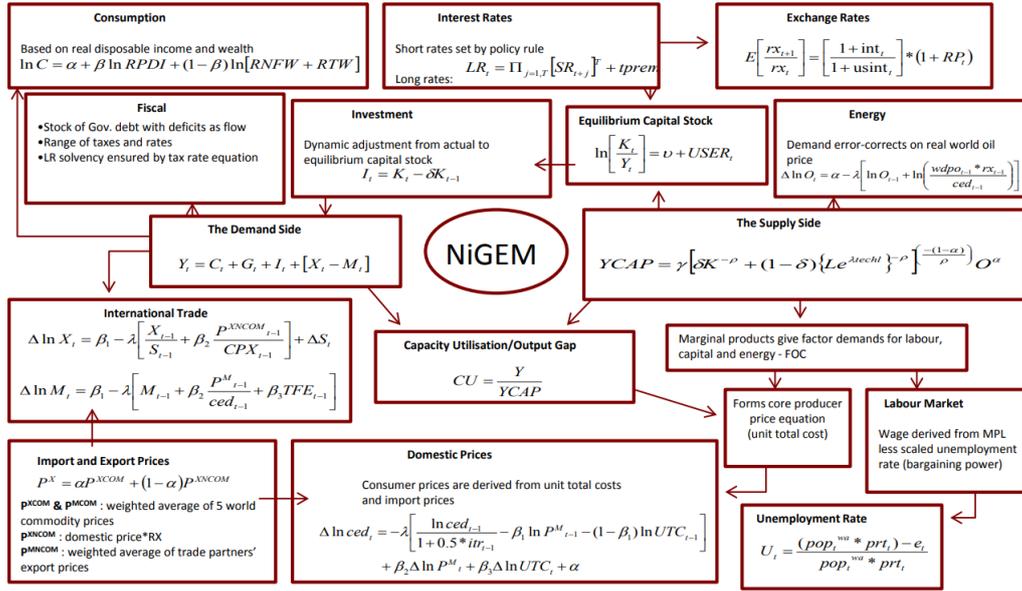


Figure 14 Equations d'estimations économétriques du NiGEM.

Régression linéaire

Variables macroéconomiques

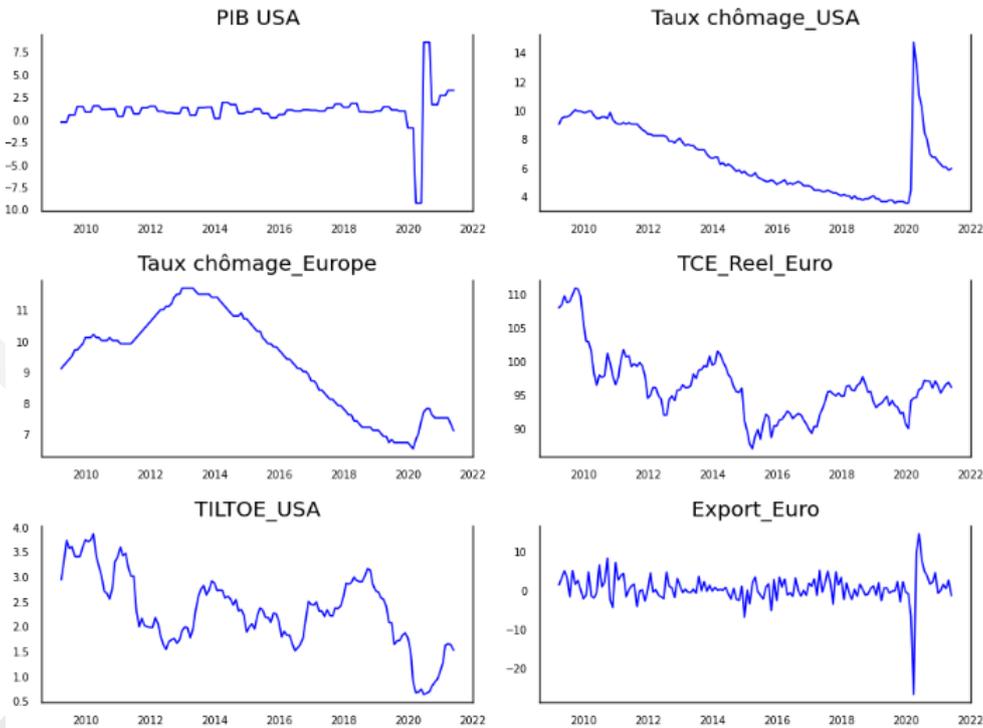


Figure 15 Chroniques des variables macroéconomiques utilisées dans les modèles.

Matrices de corrélations

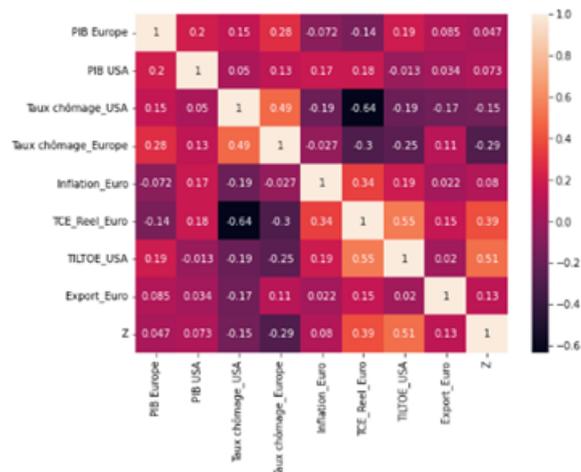


Figure 16 Matrice de corrélation entre les variables retenues sur l'ensemble du portefeuille.

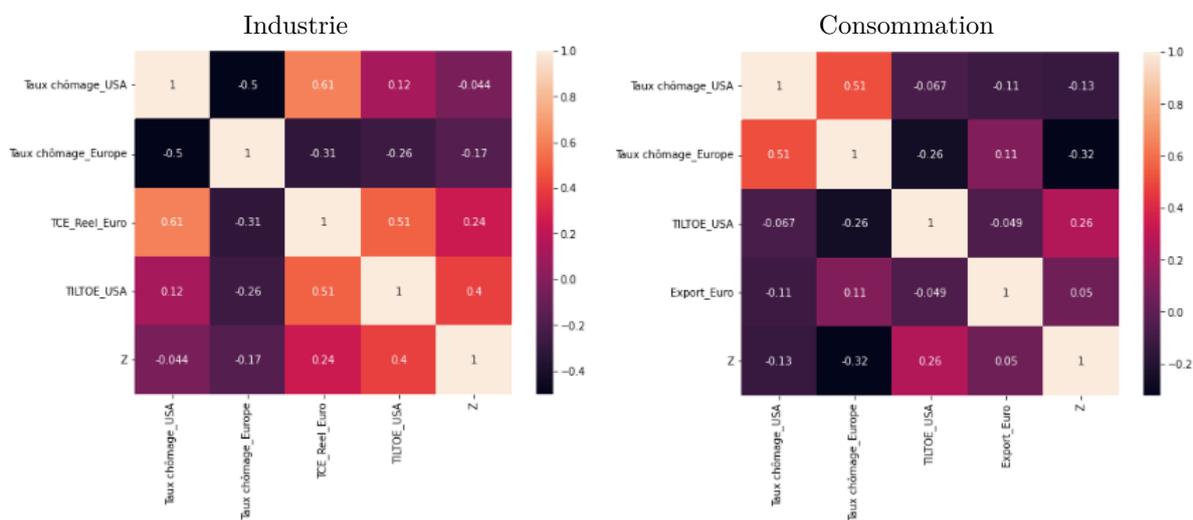


Figure 17 Matrices de corrélations des variables impliquées dans les modèles sectoriels.

Normalités des résidus

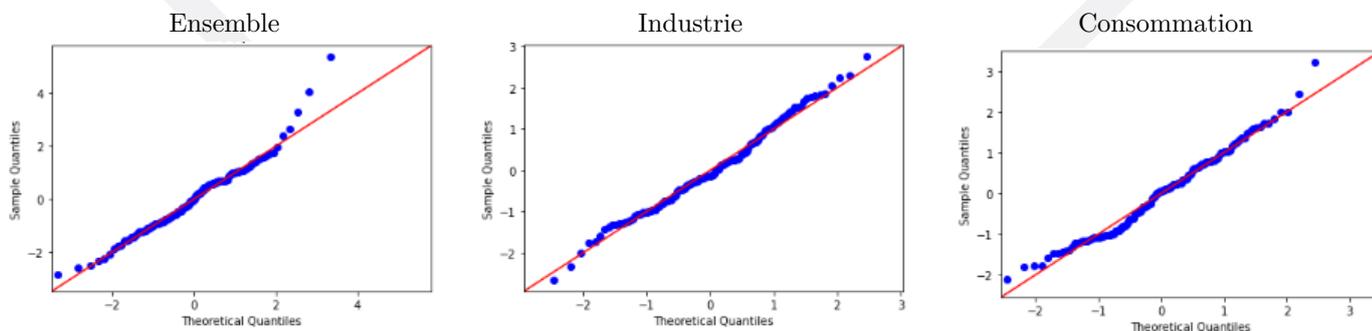


Figure 18 QQ-Plot des résidus des différents modèles.

Autocorrélations des erreurs

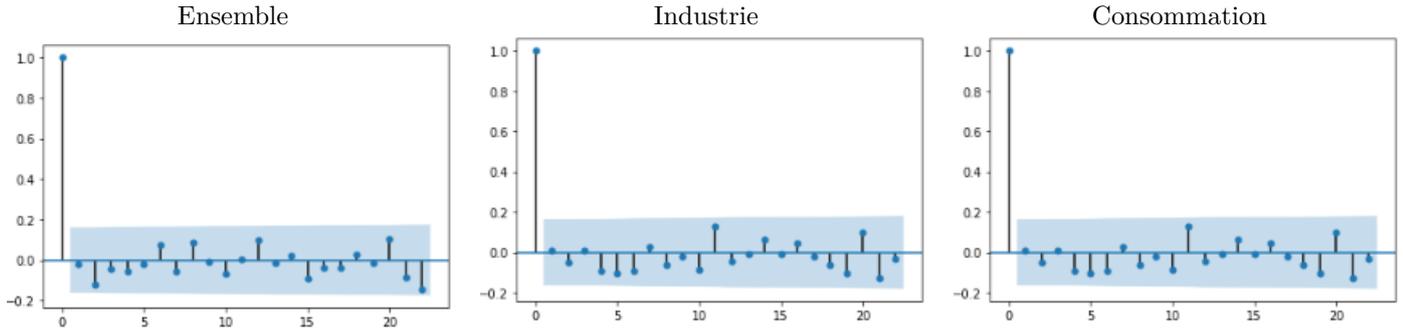


Figure 19 Autocorrélogramme des résidus des différents modèles.

Ajustement des modèles de régressions de chaque secteur d'activité

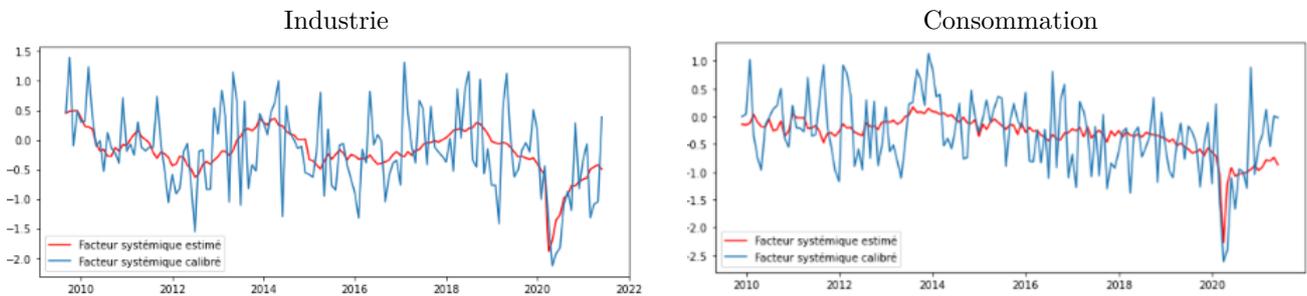


Figure 20 Trajectoire (par secteur d'activité) du facteur systémique calibré et estimé par le modèle de régression linéaire sur la période d'observation.

Modèle structurel de Merton

Preuve du calcul de la Probabilité Point In Time (PIT)

Expression des barrières

Par définition, la probabilité $p_{i,j}$ est donnée par :

$$p_{i,j} = \mathbb{E} \left[\mathbb{P} [B_{j+1}^i \leq h_t^e \leq B_j^i | f_{t-1}^e = i, Z_t] \right] \quad (10)$$

Conditionnellement au rating de l'entreprise e au temps t_{k-1} , h_t suit une gaussienne standard, et on a :

$$p_{i,j} = \Phi(B_j^i) - \Phi(B_{j+1}^i) \text{ et } p_{i,d} = \Phi(B_1^i).$$

Puis, de manière itérative, on retrouve :

$$B_j^i = \Phi^{-1} \left(\sum_{j'=j}^D p_{i,j'} \right) \text{ pour tout } i, j = 1, \dots, D$$

Expression de la probabilité de transition PIT

L'expression 10 peut se réécrire comme suit :

$$p_{i,j}(Z_t) = \mathbb{P}\left[B_{j+1}^i \leq h_t^e \leq B_j^i | f_{t-1}^e = i, Z_t\right] \quad (11)$$

$$= \mathbb{P}\left[\frac{B_{j+1}^i - \sqrt{\sigma_i}Z_t}{\sqrt{1-\sigma_i}} \leq \epsilon_t^e \leq \frac{B_j^i - \sqrt{\sigma_i}Z_t}{\sqrt{1-\sigma_i}}\right] \quad (12)$$

$$= \Phi\left(\frac{B_j^i - \sqrt{\sigma_i}Z_t}{\sqrt{1-\sigma_i}}\right) - \Phi\left(\frac{B_{j+1}^i - \sqrt{\sigma_i}Z_t}{\sqrt{1-\sigma_i}}\right), \text{ pour tout } i, j = 1 \dots D \quad (13)$$

car ϵ_t^e est une gaussienne standard.

Dynamique des Probabilités PIT de dégradation des classes de notations vers le défaut

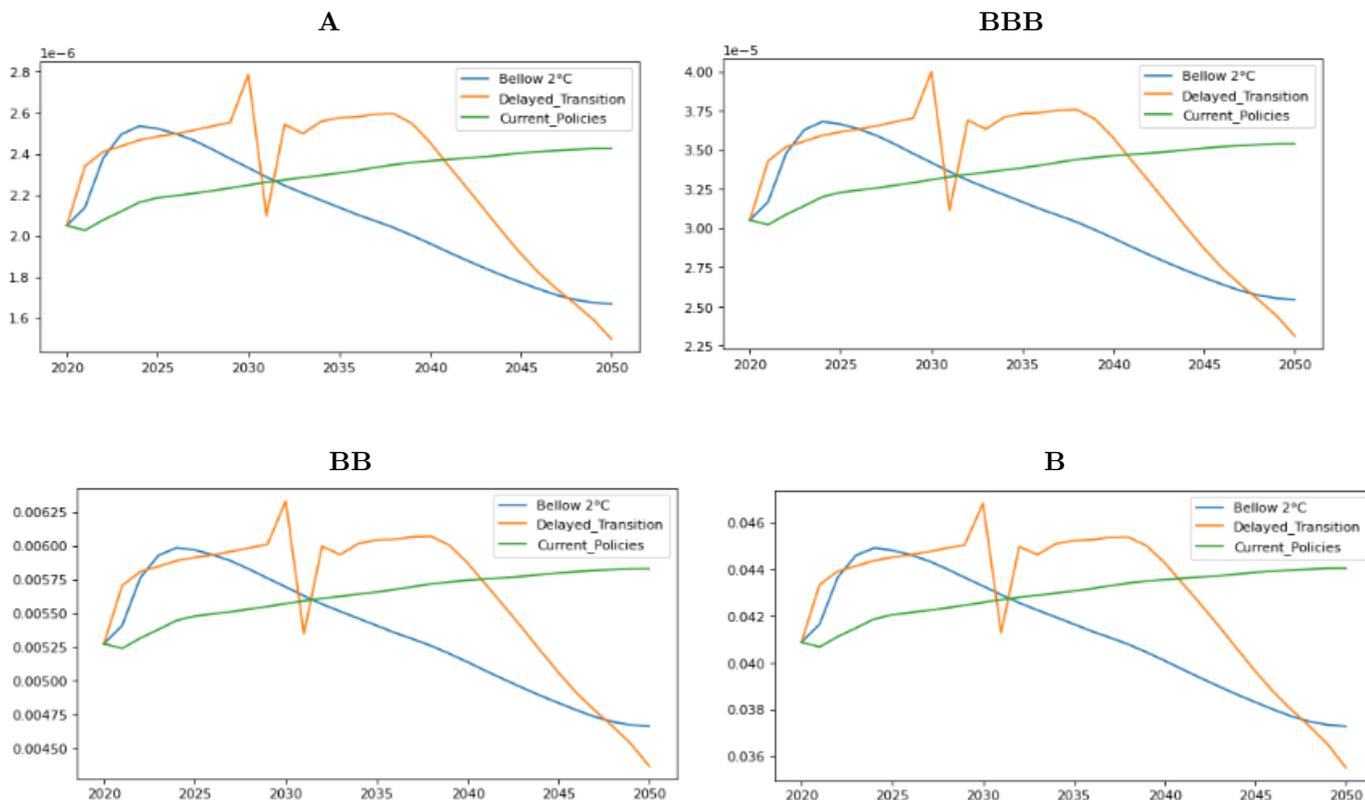


Figure 21 Prévisions annuelles des probabilités PD PIT avec impact climatique de quelques notations.

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

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

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

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

Contacts

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

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

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