

STRESS-TEST CLIMATIQUE SUR UN PORTEFEUILLE CORPORATE

RÉALISÉ PAR

SAIDI AMAL

MULTON THIBAUT

PINAULT KILLIAN

TRINH KEVIN

Table des matières

1.	Introduction	2
1.1	Contexte général sur les risques climatiques pour les institutions financières	2
1.1.1	Rôle crucial des stress tests climatiques pour la résilience des portefeuilles bancaires	3
2	Méthodologie	5
2.1	Les matrices de migration	5
2.1.1	Matrices de migration PIT et TTC	6
2.1.2	Matrices de migration discrètes et continues	6
2.2	Le modèle CreditMetrics	7
2.3	Les modèles satellites	8
2.4	Projection des facteurs communs suivant les scénarios du NGFS	11
3	Implémentation et Résultats	12
3.1	Description de la base S&P	12
3.2	Matrices de migration	15
3.3	Matrice de barrières	16
3.4	Calibration du facteur systémique en utilisant CreditMetrics	17
3.5	Calibration des modèles	19
3.5.1	Choix des variables	19
3.5.2	Sélection des variables	19
4	Projections du Z facteur sur la base des scénarios du NGFS jusqu'à 2050	24
4.1	Cas Amérique du Nord	24
4.2	Cas Europe	26
5	Estimation des probabilités de migration PIT	28
5.1	Cas US	28
5.2	Cas Europe	31
6	Recommandation	32
7	Limites	33
8	Conclusion	34
	Bibliographie	35
	Annexes	36

1. Introduction

1.1 Contexte général sur les risques climatiques pour les institutions financières

En tant qu'acteurs clés du financement et moteurs du développement économique, les banques occupent une position stratégique dans la gestion des risques liés au changement climatique. L'accélération du réchauffement global, observée à un rythme sans précédent, engendre des défis majeurs pour les sociétés, les écosystèmes et les économies mondiales. Selon les projections des climatologues, cette tendance devrait se poursuivre au cours des prochaines décennies, exerçant une pression croissante sur le secteur bancaire. Les banques, au cœur de la transition vers une économie mondiale plus durable, sont directement et indirectement affectées par ces évolutions climatiques à travers les secteurs qu'elles financent.

De surcroît, le cadre réglementaire, notamment en matière de réduction des émissions de carbone et de conformité, impose aux banques des obligations croissantes, incluant des reportings financiers et extra-financiers ainsi que des stress-tests climatiques pour évaluer leur résilience face aux risques physiques et de transition. Dans ce contexte, les banques ont un rôle déterminant à jouer : elles peuvent réduire leur propre exposition financière aux risques climatiques, encourager les entreprises de leur portefeuille à s'aligner sur les objectifs de neutralité carbone, et soutenir activement le financement des initiatives de transformation durable.

Le risque climatique représente un défi majeur pour l'ensemble de la société, nécessitant une mobilisation collective pour y faire face. Atteindre l'objectif fixé par l'Union européenne de neutralité carbone d'ici 2050 exige une transformation profonde impliquant tous les secteurs d'activité ainsi que les États. Bien que les impacts du changement climatique soient souvent associés à des secteurs spécifiques, ils affectent également de manière significative les banques, notamment à travers les portefeuilles d'entreprises qu'elles soutiennent financièrement.

Deux types de risques climatiques sont identifiés :

- **Le risque physique**, qui englobe les impacts directs du changement climatique et de la dégradation de l'environnement. Il se manifeste à travers des événements climatiques extrêmes, tels que les catastrophes naturelles, mais aussi à travers des phénomènes chroniques, comme la hausse progressive des températures.
- **Le risque de transition**, lié aux efforts d'adaptation vers une économie bas-carbone. Ce risque peut résulter de l'adoption de nouvelles politiques climatiques, de progrès technologiques ou de l'évolution des préférences du marché.
- **Le risque de responsabilité** fait référence aux indemnisations qu'une entité juridique pourrait être amenée à verser si elle était jugée légalement responsable des impacts liés au changement climatique.

Ces risques engendrent des pressions croissantes sur les banques, tant sur le plan réglementaire que sociétal, les incitant à intégrer les enjeux climatiques dans leurs stratégies.

En réponse, elles doivent non seulement se protéger contre les effets du changement climatique, mais aussi contribuer activement à la transition mondiale vers une économie plus durable, tout en améliorant la transparence et la standardisation de leur reporting climatique.

Ces défis imposent aux institutions financières de développer des outils innovants, tels que les stress tests climatiques, pour évaluer leur exposition et leur résilience face à ces risques.

1.1.1 Rôle crucial des stress tests climatiques pour la résilience des portefeuilles bancaires

Pour mieux cerner l'importance des stress tests climatiques, il est crucial d'examiner les tendances mondiales des émissions de gaz à effet de serre (GES) et leurs répercussions économiques. Le réchauffement climatique, causé par ces émissions, constitue un enjeu majeur depuis la fin du XXe siècle. Selon le GIEC, la température mondiale a déjà augmenté de 1,1 °C par rapport à l'ère préindustrielle, avec une projection de +1,5 °C d'ici 2030. Les secteurs tels que les transports et l'industrie, principaux contributeurs aux émissions, amplifient les impacts climatiques, notamment la montée des eaux et la fonte des glaces.

Face à ces constats, les accords de Paris de 2015 ont établi des objectifs ambitieux : limiter le réchauffement à 2 °C et atteindre la neutralité carbone d'ici 2070. Cette transition impose des changements profonds, particulièrement pour les entreprises, qui doivent adapter leurs modèles économiques, parfois au détriment de leur rentabilité. Pour les banques, cette vulnérabilité des entreprises accroît les risques de défaut au sein de leurs portefeuilles de crédits.

Les stress tests climatiques deviennent ainsi un outil indispensable pour anticiper ces risques. En intégrant les effets des scénarios climatiques sur les portefeuilles d'investissement, ils permettent aux banques de mieux évaluer leur résilience et d'orienter leurs stratégies de financement vers des pratiques durables.

	POUR NE PAS DÉPASSER UN RÉCHAUFFEMENT DE + 1,5°C	POUR NE PAS DÉPASSER UN RÉCHAUFFEMENT DE + 2°C
D'ici 2030	Réduire de 50 % les émissions nettes mondiales de gaz à effet de serre	Réduire de 25 % les émissions nettes mondiales de gaz à effet de serre
D'ici 2050	Atteindre la « neutralité carbone » (émissions nulles) : c'est-à-dire, ne pas émettre plus de gaz à effet de serre que ce qui est capturé naturellement par les forêts, les sols, les océans... ou par les technologies de capture de CO2 atmosphérique.	
D'ici 2070	Emissions négatives : il faudra absorber davantage de CO2 que ce que l'on en émet	Atteindre la « neutralité carbone »

©Ecotoxicologie.fr - Source des données : GIEC, 2018

1.2 Objectif de l'étude

Cette étude a pour ambition de répondre aux enjeux climatiques dans le secteur bancaire en s'appuyant sur une analyse approfondie et des méthodologies adaptées. Ses principaux objectifs sont les suivants :

- ❖ **Analyser l'impact du changement climatique sur les portefeuilles de crédit bancaire :** Identifier et évaluer les effets des risques climatiques (physiques et de transition) sur la qualité et la résilience des portefeuilles de crédit.
- ❖ **Construire des stress tests climatiques adaptés :** Élaborer une approche méthodologique permettant de simuler la dégradation des portefeuilles bancaires sous différents scénarios climatiques.
- ❖ **Soutenir la prise de décisions stratégiques :** Aider les banques à intégrer les risques climatiques dans leurs stratégies de provisionnement, d'investissement et de gestion des risques.
- ❖ **Encourager la transition vers une économie durable :** Mettre en lumière le rôle clé des banques dans l'accompagnement des entreprises vers des pratiques écologiques, tout en réduisant leur propre exposition aux risques climatiques.

Dans ce but, nous présenterons tout d'abord la méthodologie que nous avons mise en place, passant par le modèle CreditMetrics, puis nous verrons comment nous avons implémenté ce modèle et les résultats que nous avons obtenus. Enfin, à partir de ces résultats, nous apporterons des recommandations sur les secteurs à accompagner dans leur transition énergétique et ceux dont il vaut mieux se désengager au vu du risque de transition important qui plane sur eux, et qui pourrait se répercuter sur les institutions bancaires.

Il est important de noter que, pour éviter les redondances, les analyses portant sur les matrices de migration, les barrières, et les modèles satellites se concentrent uniquement sur les données américaines et le secteur de l'industrie. Toutefois, dans la partie dédiée aux projections, nous étendons notre focus pour inclure des résultats couvrant différents secteurs, aussi bien pour les États-Unis que pour l'Europe.

2 Méthodologie

Dans cette section, nous présentons la méthodologie de notre projet de stress test climatique. L'objectif est de fournir un cadre structuré permettant d'estimer les migrations de notes à l'horizon 2050. Cette approche repose sur des outils statistiques avancés, des modèles économétriques et des simulations basées sur le modèle CreditMetrics, offrant une compréhension approfondie des dynamiques de migration et des facteurs de risque sous-jacents. Ainsi, nous obtiendrons des probabilités de dégradation pour chaque secteur selon les différents scénarios du NGFS.

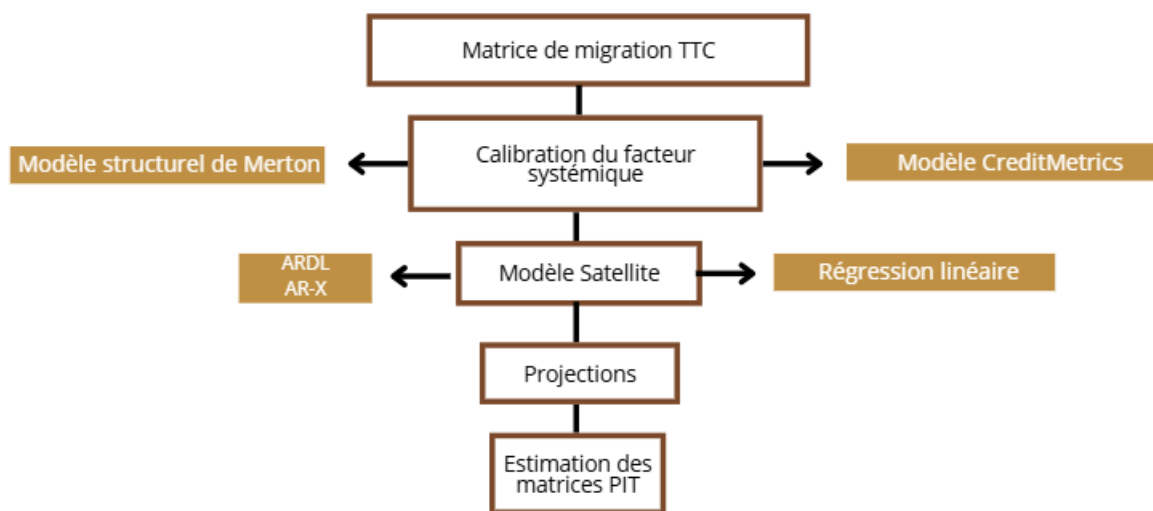


Figure 1 : Schéma synthétique sur la méthodologie adoptée

2.1 Les matrices de migration

Les matrices de migration sont des outils fondamentaux en gestion des risques et en finance, permettant d'analyser et de modéliser les transitions entre différentes catégories de risque ou de qualité de crédit au fil du temps. Concrètement, elles représentent la probabilité qu'une entité, comme une entreprise ou un emprunteur, migre d'une classe de notation de crédit à une autre sur une période donnée. Ces classes peuvent varier de la notation de haute qualité (comme "A") à des notations de risque élevé (comme "C" ou "D", cette dernière indiquant généralement un défaut).

La construction des matrices de migration repose sur des données historiques de notation de crédit. Les données utilisées doivent être suffisamment riches pour couvrir les dynamiques sous-jacentes des migrations de notations, tout en reflétant les changements structurels et conjoncturels des cycles économiques. Typiquement, ces matrices sont des outils statistiques, où les probabilités de transition entre catégories sont estimées à partir de l'observation des comportements passés des entités notées. Elles permettent de quantifier le risque de détérioration ou d'amélioration de la qualité de crédit, constituant ainsi un pilier essentiel pour la prise de décision dans les institutions financières.

Cependant, la pertinence et la précision des matrices de migration dépendent de nombreux facteurs. Cela inclut la taille et la qualité de l'échantillon de données, les hypothèses de stationnarité des probabilités de transition et les effets de l'horizon temporel sur les probabilités estimées. Ces matrices peuvent être ajustées pour refléter différentes hypothèses ou contextes, comme les variations entre périodes de crise et périodes stables. En définitive, les matrices de migration fournissent une base solide pour évaluer les dynamiques de crédit, tout en restant flexibles pour s'adapter aux besoins spécifiques des utilisateurs.

Pour approfondir ces concepts, il est essentiel d'examiner les différences méthodologiques au sein des matrices de migration, à commencer par la distinction entre les approches Point-In-Time (PIT) et Through-The-Cycle (TTC).

2.1.1 Matrices de migration PIT et TTC

Les matrices Point-In-Time (PIT) et Through-The-Cycle (TTC) représentent deux approches distinctes pour modéliser les migrations de notations de crédit. Elles diffèrent principalement par leur sensibilité aux conditions économiques et par leur objectif d'utilisation. Une matrice PIT reflète les probabilités de transition de manière instantanée, capturant les effets des conditions économiques actuelles. À l'inverse, une matrice TTC lisse ces variations en prenant en compte un horizon temporel plus large, afin de représenter une vision à long terme des migrations de crédit.

Les matrices PIT sont particulièrement adaptées aux analyses tactiques et aux évaluations du risque en temps réel. Elles se basent sur des données contemporaines, ce qui leur confère une réactivité accrue face aux fluctuations économiques. Cependant, cette sensibilité peut également être une limite, car les matrices PIT peuvent surestimer ou sous-estimer les risques lors des phases extrêmes du cycle économique. Par exemple, en période de récession, elles peuvent afficher des probabilités de dégradation très élevées, reflétant un stress économique temporaire plutôt qu'une tendance structurelle.

En revanche, les matrices TTC sont conçues pour offrir une perspective plus stable et robuste. En intégrant des données sur plusieurs cycles économiques, elles neutralisent les effets conjoncturels et mettent en lumière les tendances sous-jacentes des migrations. Cette approche est particulièrement utile dans des contextes réglementaires, comme le calcul des exigences en capital selon Bâle III, où la stabilité des estimations est essentielle. Cependant, leur nature moins réactive peut être perçue comme une faiblesse lorsqu'il s'agit de décisions à court terme, car elles peuvent ne pas refléter précisément les conditions économiques actuelles.

Ces distinctions entre matrices PIT et TTC soulignent l'importance des hypothèses méthodologiques dans la construction des matrices. Un autre aspect crucial, souvent débattu, concerne la différence entre les matrices discrètes (cohorte) et continues (intensité), qui s'appuient sur des temporalités et des modèles différents.

2.1.2 Matrices de migration discrètes et continues

Les matrices de migration peuvent également être distinguées par leur méthode de construction : les approches discrètes, construites avec un modèle de cohorte, et les approches continues, basées sur un modèle d'intensités. Ces deux cadres méthodologiques présentent des avantages et des limites, et leur choix dépend du contexte analytique et des hypothèses sous-jacentes.

Les matrices discrètes sont construites en regroupant les observations sur une période donnée, par exemple une année, pour estimer les fréquences de transition entre les différentes catégories de notation. Cette méthode repose sur une analyse statistique des données historiques, où chaque transition observée est attribuée à un intervalle temporel spécifique. L'avantage des matrices discrètes réside dans leur simplicité et leur interprétabilité. Elles sont largement utilisées dans les rapports financiers et les analyses de portefeuille, car elles permettent de représenter clairement les dynamiques de transition sur des horizons temporels fixes à l'aide de modèles de Markov en temps discret.

En revanche, les matrices continues modélisent les transitions comme un processus stochastique à temps continu, généralement en s'appuyant sur les intensités de transition. Dans ce cadre, les probabilités de migration sont déterminées par des taux instantanés, qui permettent de capturer les variations au sein même d'un intervalle temporel. Cette approche est particulièrement puissante pour les horizons temporels irréguliers ou bien les contextes où les événements de transition peuvent se produire à tout moment. Cependant, elle exige des hypothèses plus complexes et des techniques de calibration sophistiquées, comme l'utilisation de modèles de Markov à temps continu.

La différence fondamentale réside donc dans la granularité temporelle de l'analyse. Les matrices discrètes offrent une vue d'ensemble sur des périodes fixes, tandis que les matrices continues permettent une analyse plus fine, en tenant compte des événements intermédiaires. Nous calculerons les matrices PIT et TTC en discret et en continu, puis nous en choisirons une pour la suite de notre analyse.

Ces éléments sont essentiels lors des exercices de stress-test, dont le modèle de référence est le *CreditMetrics* (1997).

2.2 Le modèle CreditMetrics

Le modèle CreditMetrics, développé par J.P. Morgan dans les années 1990, est un cadre analytique destiné à évaluer le risque de crédit d'un portefeuille d'actifs en quantifiant les pertes potentielles dues à des changements dans les notations de crédit des contreparties. Basé sur le cadre ASFR (Vasicek-Merton), il repose sur une approche probabiliste qui prend en compte les transitions entre différentes catégories de notation, modélisées à l'aide de matrices de transition, que nous avons vues plus haut.

La première étape du modèle consiste à exploiter ces matrices de transition pour calculer les probabilités cumulées de dégradation. Ces probabilités ne se contentent pas de décrire les migrations directes entre catégories de notation, mais intègrent également les probabilités de toutes les migrations vers des catégories inférieures ou équivalentes. Ce calcul fournit une vue consolidée des risques de migration associés à chaque catégorie initiale. Par exemple, une contrepartie notée "A" pourrait avoir une probabilité cumulée de dégradation englobant les transitions vers "BBB", "BB", "B", "C", et "D". Ces probabilités cumulées servent de base pour passer d'une représentation discrète à une représentation continue des notations de crédit.

Une fois les probabilités cumulées établies, elles sont utilisées pour calculer les barrières de notation. Les barrières sont des seuils définis sur une distribution normale standard qui séparent les différentes catégories de notation. Pour chaque migration, une fonction quantile inverse est appliquée aux probabilités cumulées, ce qui permet de convertir des pourcentages en seuils associés à une distribution normale standard. Ces barrières traduisent mathématiquement les probabilités de migration en seuils quantitatifs permettant de définir les conditions nécessaires à un changement de catégorie de notation. Ainsi, un emprunteur noté "BBB" ne migrera vers "BB" que si certaines conditions statistiques, liées à la barrière correspondante, sont réunies. Les barrières établissent une représentation continue des

notations, ouvrant la voie à l'intégration des facteurs économiques et des corrélations dans les calculs, que nous verrons tout de suite.

Le modèle CreditMetrics ne s'arrête pas à une analyse statique des probabilités et des barrières. Il intègre également des corrélations pour refléter les interactions systémiques et idiosyncratiques entre les contreparties. Ces corrélations, notées ρ , traduisent la part du risque de migration attribuable à des facteurs économiques communs. Calculées généralement à partir de données historiques et calibrées à l'aide du modèle Vasicek-Merton, elles reflètent la dépendance des notations de crédit vis-à-vis des conditions macroéconomiques. Ces corrélations permettent d'introduire dans le modèle un facteur commun, Z_t , qui capture l'état général de l'économie à un moment donné. Le facteur commun agit comme une variable explicative des migrations de notation : lorsqu'il augmente, cela traduit une amélioration des conditions économiques générales, et inversement.

Pour intégrer les variations économiques dans le modèle, le facteur commun Z_t est calculé en utilisant des données historiques sur les probabilités de défaut à travers les cycles économiques (TTC) et les probabilités observées à un moment donné (PIT). Ce facteur relie directement les probabilités de migration à l'état de l'économie en ajustant les seuils de barrière en fonction des conditions actuelles. Une fois Z_t déterminé, il est appliqué aux calculs de transition pour ajuster les probabilités de migration de manière conditionnelle. Par exemple, dans un scénario de récession, Z_t sera plus faible, ce qui augmentera les probabilités de transition vers des notations inférieures (voire au défaut). Ainsi, le modèle CreditMetrics devient dynamique et capable d'intégrer les fluctuations économiques.

Enfin, l'intégration des matrices de transition, des probabilités cumulées, des barrières, des corrélations et du facteur commun Z_t permet au modèle CreditMetrics de fournir une vision globale du risque de migration de crédit. Ce cadre offre une analyse détaillée des facteurs qui influencent les transitions de notation, permettant aux institutions financières d'évaluer et de gérer les risques de crédit avec une granularité sans précédent. En ajustant les calculs pour refléter les conditions économiques actuelles, le modèle fournit des outils précis pour prévoir les impacts des scénarios économiques sur les portefeuilles d'actifs. CreditMetrics est ainsi un instrument incontournable pour la gestion proactive des risques et la planification stratégique des institutions financières, en particulier dans des environnements de marché incertains.

Une fois ce facteur commun extrait, nous allons le relier à des variables macroéconomiques, telles que la croissance du PIB, le taux de chômage ou le prix du pétrole.

2.3 Les modèles satellites

Les modèles reliant le facteur commun Z_t aux variables macroéconomiques constituent un outil essentiel pour comprendre et anticiper les dynamiques de risque de crédit dans différents secteurs économiques. Ce facteur représente une composante systémique commune à un secteur donné et reflète les conditions macroéconomiques globales. Il influence directement les probabilités de migration des notations de crédit des entreprises. En reliant Z_t à des variables macroéconomiques (PIB, taux de chômage, ...), on peut mieux comprendre comment les fluctuations économiques affectent les portefeuilles de crédit et les probabilités de défaut. Trois types de modèles ont été utilisés pour établir cette relation, chacun étant choisi en fonction des propriétés statistiques de Z_t . Il s'agit des modèles ARDL, des modèles AR-X, et des régressions linéaires avec variables retardées, chaque modèle offrant une flexibilité particulière en fonction des caractéristiques temporelles du facteur Z_t .

La première étape de l'analyse consiste à examiner les propriétés statistiques de Z_t . Pour ce faire, des tests de stationnarité (ADF) sont effectués afin de déterminer si Z_t suit une dynamique stationnaire ou non. Lorsqu'une série est stationnaire, ses fluctuations se stabilisent autour d'une moyenne constante. Si elle est intégrée d'ordre 1 (noté $I(1)$), cela signifie qu'elle présente une tendance sous-jacente ou des variations persistantes. Cette distinction est essentielle, car elle détermine le type de modèle à utiliser pour établir la relation entre Z_t et les variables explicatives. Une fois la stationnarité évaluée, le modèle approprié est sélectionné pour capturer les dynamiques entre Z_t et les indicateurs macroéconomiques.

Lorsque Z_t est identifié comme une série non stationnaire, les modèles ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) sont particulièrement adaptés. Ces modèles permettent de modéliser à la fois les relations de court terme et de long terme entre Z_t et les variables explicatives, sans nécessiter de transformation systématique des données en différences, contrairement à d'autres approches. Les ARDL permettent également d'identifier une relation d'équilibre à long terme entre le facteur commun et les indicateurs économiques.

Où :

$$Z_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i Z_{t-i} + \sum_{j=0}^q \gamma_j X_{t-j} + \varepsilon_t$$

Z_t : Facteur systémique (variable dépendante).

α : Constante.

β_i : Coefficients des termes autorégressifs de Z_t .

X_{t-j} : Variables explicatives avec décalages j .

γ_j : Coefficients des variables explicatives décalées.

ε_t : Terme d'erreur.

p : Ordres de décalage pour Z_t

q : Ordres de décalage pour X_{t-j}

Afin d'analyser les dynamiques du facteur systémique Z_t , il est essentiel de déterminer si une relation de cointégration existe entre Z_t et les variables explicatives macroéconomiques. Pour cela, deux tests sont réalisés : le test F-bounds et le test T-bounds. Le test F-bounds évalue l'existence d'une relation de cointégration en testant conjointement les coefficients des variables de niveau et de différenciation. Si la valeur critique est dépassée, une relation d'équilibre à long terme est détectée. Le test T-bounds, quant à lui, se concentre sur la stationnarité des résidus du modèle estimé. Si les résidus sont stationnaires, cela confirme également la présence d'une cointégration.

Par ailleurs, lorsqu'une cointégration est détectée, il est possible de réécrire les modèles ARDL sous forme de modèles d'erreur corrigée (ECM), qui mettent en évidence la vitesse d'ajustement des écarts par rapport à l'équilibre à long terme. De plus, pour des besoins d'interprétation encore plus dynamiques, ces modèles peuvent être exprimés sous forme de RECM (Restricted Error Correction Models), ce qui permet d'intégrer directement les corrections d'erreurs dans les variations de court terme.

$$\Delta Z_t = \phi(Z_{t-1} - \theta X_{t-1}) + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i \Delta Z_{t-i} + \sum_{j=1}^{q-1} \gamma_j \Delta X_{t-j} + \varepsilon_t$$

Δ : Différenciation première ($\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$).

ϕ : Coefficient d'ajustement, indiquant la vitesse de retour à l'équilibre à long terme.

$Z_{t-1} - \theta X_{t-1}$: Terme d'équilibre à long terme.

Si Z_t est stationnaire, les modèles AR-X constituent une approche adaptée. Ces modèles, dérivés des ARIMA classiques, intègrent des variables explicatives exogènes pour capturer l'impact des fluctuations économiques sur Z_t . Ils sont particulièrement utiles lorsque le facteur systémique présente une dynamique cyclique ou saisonnière, permettant de modéliser simultanément la structure temporelle propre à Z_t et les effets des variables explicatives. En incorporant des termes retardés pour ces variables, les modèles AR-X permettent de saisir les effets différés des conditions économiques sur le facteur systémique. Une fois le modèle ajusté, ils offrent la possibilité de projeter Z_t dans le futur sous différents scénarios économiques, tels qu'une récession ou une reprise, renforçant ainsi leur utilité dans les exercices de stress test climatique.

Dans certains cas, les tests statistiques révèlent que les termes autorégressifs ou de moyenne mobile dans les modèles ARIMAX ne sont pas significatifs. Cela conduit à une simplification du modèle en une régression linéaire classique avec variables retardées. Cette approche directe établit un lien entre Z_t et les variations des variables macroéconomiques tout en intégrant les effets différés. Elle est particulièrement pertinente lorsque les dynamiques internes de Z_t sont limitées ou lorsque ses fluctuations dépendent majoritairement des facteurs exogènes. Bien que ce modèle soit plus simple, il reste efficace pour expliquer les variations de Z_t de manière significative.

Ces trois approches (ARDL, ARIMAX et régressions linéaires) offrent une grande flexibilité pour modéliser les relations entre Z_t et les variables macroéconomiques. Une fois que le modèle le mieux adapté est ajusté, il devient un outil puissant pour analyser les interactions entre les secteurs économiques et les conditions macroéconomiques. Les résultats obtenus permettent d'interpréter les dynamiques sous-jacentes de Z_t , tout en fournissant des prévisions exploitables pour la gestion des risques de crédit. Ces simulations, à leur tour, permettent d'anticiper les variations des probabilités de migration et des pertes potentielles, offrant des informations essentielles pour la planification stratégique et la gestion des portefeuilles.

2.4 Projection des facteurs communs suivant les scénarios du NGFS

La projection du facteur commun Z_t jusqu'en 2050 à partir des scénarios du NGFS constitue une étape clé pour intégrer les risques climatiques dans l'analyse du risque de crédit. Ce processus commence par l'exploitation des scénarios macroéconomiques fournis par le NGFS, qui offrent une vision prospective des trajectoires économiques et climatiques. Ces scénarios couvrent diverses hypothèses, allant de transitions climatiques ordonnées, où les politiques sont mises en œuvre progressivement, à des transitions désordonnées ou même l'absence d'action significative, chacune ayant des implications distinctes sur les indicateurs économiques. Ces variables, fondamentales pour les prévisions macroéconomiques, servent d'intrants pour des modèles économétriques établis, qui relient directement Z_t à ces facteurs macroéconomiques. Le Z_t , en tant que facteur systémique, capture l'influence des conditions économiques générales sur le comportement des portefeuilles de crédit dans chaque secteur.

La première étape consiste donc à intégrer les trajectoires des variables macroéconomiques issues des scénarios NGFS dans des modèles économétriques appropriés pour projeter Z_t . Nous utilisons les modèles satellites calibrés au préalable. Une fois les trajectoires sectorielles de Z_t établies jusqu'en 2050, elles sont utilisées pour ajuster dynamiquement les probabilités de migration des notations de crédit dans un cadre Point-in-Time (PIT). Les matrices de transition PIT, qui reflètent les probabilités de passage d'une notation à une autre à un moment donné, sont directement influencées par les fluctuations de Z_t . Pour passer des facteurs communs aux matrices PIT, nous passons de nouveau par le modèle CreditMetrics. Ainsi, nous obtenons les probabilités de transition estimées des différentes notes jusqu'à l'horizon 2050, pour chaque secteur d'activité. Ces estimations nous permettront de formuler des recommandations pour les établissements bancaires, à se désengager de certains secteurs d'activité ou bien à en accompagner dans leur transition.

3 Implémentation et Résultats

3.1 Description de la base S&P

Dans cette étude, les modèles de migration s'appuient sur des données historiques provenant des ratings corporate de Standard & Poor's (S&P). Ces notations financières évaluent les risques de crédit associés aux obligations émises par des entreprises sur les marchés financiers. Elles reflètent la capacité et la volonté de l'émetteur à respecter ses engagements de remboursement (intérêts et principal) selon les échéances convenues. En utilisant cette base de données, il est possible d'identifier des tendances et des comportements récurrents dans l'évolution des notations, ce qui permet une analyse approfondie des risques de crédit et une meilleure anticipation des dégradations potentielles.

Les notations de S&P se divisent en deux catégories principales :

- ❖ **Investment Grade** : Correspond à des émetteurs ou obligations présentant un risque de crédit faible à modéré.
 - **AAA** : Qualité maximale, risque de défaut quasi nul.
 - **AA** : Excellente capacité de remboursement, légèrement sensible aux variations économiques.
 - **A** : Capacité solide, modérément sensible aux conditions économiques défavorables.
 - **BBB** : Capacité adéquate, mais plus vulnérable aux détériorations économiques.
- ❖ **Spéculative Grade** : Concerne des émetteurs ou obligations avec un risque de crédit élevé.
 - **BB** : Moins vulnérable à court terme, mais incertain à long terme.
 - **B** : Plus vulnérable, mais capable de respecter ses obligations en conditions favorables.
 - **C** : Risque significatif avec une forte probabilité de défaut.
 - **D** : Défaut de paiement avéré ou imminent.

Le tableau ci-dessus montre la répartition des notations dans la base S&P :

A	BBB	BB	B	C	D
14.09%	25.0%	19.6%	34.5%	5.04%	0.97%

Tableau 1: Fréquence des notes dans la base S&P

Les catégories B et BBB dominent, représentant respectivement 34,5 % et 25 % des observations, ce qui indique une concentration importante dans des segments à risque modéré ou élevé. En revanche, les notations C et D, associées à des risques critiques ou des défauts avérés, sont peu fréquentes (5,04 % et 0,97 %). Cette répartition met en évidence un profil de risque global où les émetteurs à risque élevé (Speculative Grade) constituent plus de la moitié des observations.

Avant de passer à l'implémentation de nos résultats, nous avons d'abord réalisé une sélection des données en fonction des continents et des secteurs. Bien que nous ayons retenu l'Amérique du Nord et l'Europe, l'analyse se concentre principalement sur l'Amérique du Nord, qui représentent la majeure partie des observations et des dynamiques économiques étudiées. L'Europe, quant à elle, est abordée dans un second temps pour compléter l'étude, comme indiqué en introduction.

Amérique du Nord	Europe	Asie	Amérique du Sud	Océanie	Afrique
61.50%	21.4%	10.7%	3.39%	2.70%	0.34%

Tableau 2 : Pourcentage d'observations associé à chaque continent dans la base S&P

Ces deux continents représentent la majorité des observations dans notre base de données : 61,5 % des entreprises sont situées en Amérique du Nord. Ce choix garantit une couverture significative des données disponibles et une diversité économique suffisante pour refléter des dynamiques variées. Par ailleurs, cette région abrite des économies fortement industrialisées et des marchés financiers parmi les plus influents au niveau mondial, rendant les résultats particulièrement pertinents pour cette analyse. Enfin, le nombre total d'observations dans la base (73 346) a également motivé ce choix, permettant de produire des analyses robustes et précises en limitant l'étude à ces deux continents.

Outre la répartition géographique, la base de données inclut également une variable sectorielle, avec des secteurs de niveau 3 et des secteurs plus agrégés au niveau 1 (20 secteurs). Pour la suite de l'analyse, nous avons choisi de travailler avec les secteurs agrégés au niveau 1 afin de simplifier l'interprétation et de garantir une cohérence méthodologique. Étant donné que l'un des objectifs de l'étude est de calibrer différents facteurs systémiques pour les secteurs d'activité et de développer un modèle satellite, nous avons décidé de regrouper ces 20 secteurs en 12 groupes.

Groupe de Secteur	Secteur	Nombre d'observations %		
		Tout	Amérique	Europe
Industrie	Industries manufacturières Industries extractives	31.6	32.1	30.8
Energie	Fourniture d'énergie Fourniture d'eau	17.1	17.0	14.9
Financier	Activités financières	17.1	10.4	17.7
Services	Transports Activités de santé Hébergement Activités de location	11.3	11.4	11.7
Technologique	Activités d'édition	11.3	12.3	10.8
Consommation	Commerce	6.54	7.73	4.80
Immobilier	Activités immobilières	6.68	5.21	5.04
Construction	Construction	0.92	0.65	1.08
Autres activités	Autres activités	1.11	1.35	1.11
Activités professionnelles	Activités professionnelles	0.72	0.83	0.81
Public	Gestion des déchets Gestion des eaux usées Administration publique Éducation	0.78	0.83	0.78
Agricole	Agriculture, chasse, sylviculture	0.46	0.28	0.51

Tableau 3 : Nombre des entreprises après un regroupement des secteurs pour tout Continents confondus, pour l'Europe et l'Amérique du Nord.

Dans un premier temps, nous avons regroupé les secteurs afin de conserver leur pertinence tout en évitant une perte d'information significative. Cependant, certains secteurs n'ont pas été intégrés dans un regroupement car cela aurait compromis leur spécificité et leur importance.

Après analyse, nous avons constaté que, même avant regroupement, les secteurs classés dans la catégorie "Public" représentaient individuellement moins de 0,5 % de la base. Par ailleurs, tous les secteurs regroupés sous "Services" affichent chacun une représentativité supérieure à 4 % dans la base, renforçant la pertinence de ce regroupement.

Ainsi, après avoir examiné les pourcentages des observations, même après regroupement, nous avons décidé de concentrer notre analyse uniquement sur les 7 groupes de secteurs principaux. Les secteurs

tels que "Autres activités", "Activités professionnelles", "Public" et "Agricole", représentant un très faible pourcentage dans la base de données, ont été exclus.

Cette décision est en adéquation avec notre objectif, qui est de réaliser des stress tests climatiques pertinents sur les groupes de secteurs sélectionnés. Nous estimons que ces 7 groupes sont suffisants pour illustrer les dynamiques climatiques et économiques de manière cohérente et représentative.

3.2 Matrices de migration

Matrice intensité						Matrice cohorte					
	A	BBB	BB	B	C		A	BBB	BB	B	C
A	82.5	16.3	1.1	0.07	0.005	A	94.6	5.3	0	0.1	0
BBB	8.36	79.8	10.70	1.04	0.08	BBB	2.6	94.0	3.32	0.11	0
BB	0.78	6.9	75.65	14.6	1.5	BB	0.16	3.6	88.2	7.2	0.1
B	0.36	1.81	8.43	73.9	10.4	B	0.17	0.8	5.1	84.9	6.5
C	0.07	0.65	1.02	15.5	39.8	C	0	0.33	0	20.3	51.5

Tableau 4 : Matrices de migrations TTC pour l'Amérique du Nord pour le secteur Industrie

En analysant les matrices de migration TTC, nous constatons que les matrices cohorte et d'intensité présentent des différences significatives dans l'estimation des probabilités de transition. Les matrices cohorte ont tendance à sur-estimer les probabilités de maintien dans les catégories élevées, telles que A et BBB, en leur attribuant des valeurs plus élevées que celles observées dans les matrices d'intensité. Par exemple, pour la catégorie A en Amérique du Nord, la probabilité de maintien est de 94,6 % selon la matrice cohorte, contre 82,5 % selon la matrice d'intensité. En revanche, les matrices cohorte sous-estiment les probabilités de transition vers des catégories inférieures, notamment les migrations de B vers C, où les probabilités sont sensiblement plus faibles que celles mesurées dans les matrices d'intensité.

Avant de choisir une méthode d'analyse, nous avons vérifié trois hypothèses fondamentales pour les deux approches : la monotonie, l'homogénéité et le test de Markov d'ordre 1. Ce dernier a été satisfait pour les deux méthodes, validant la transition de rating d'une période à l'autre. Cependant, l'hypothèse d'homogénéité n'a pas été vérifiée pour l'ensemble des secteurs et des deux continents, constituant une limite importante pour notre analyse. Cette absence d'homogénéité peut en partie s'expliquer par l'impact du Covid-19, qui a perturbé de manière significative les dynamiques économiques et sectorielles. En effet, la pandémie a introduit des variations importantes dans les comportements de transition des ratings, notamment en raison des mesures de soutien économique, des fermetures d'entreprises et des changements soudains de la demande dans certains secteurs. Ces perturbations ont entraîné une volatilité accrue, rendant difficile l'assimilation des transitions observées à des processus homogènes dans le temps.

Quant à l'hypothèse de monotonie, un très faible nombre de secteurs ne la respectaient pas dans l'approche continue, mais ces secteurs avaient déjà été exclus au début de l'analyse. Pour l'approche cohorte, bien que certains secteurs que nous souhaitons utiliser ne respectent pas non plus cette hypothèse, notre choix s'appuie avant tout sur les avantages spécifiques de l'approche continue, étayés par des résultats solides issus de la littérature.

Ainsi, nous avons opté pour une approche en temps continu, car elle permet de mieux capturer les changements de rating au sein d'une même année, tout en tenant compte des événements rares dans le portefeuille étudié. Cette capacité est particulièrement visible lorsque l'on compare les matrices d'intensité (temps continu) aux matrices cohorte (temps discret). En effet, le modèle à intensité attribue des probabilités de transition généralement plus élevées, notamment vers des catégories de risque inférieur, contrairement à l'approche discrète, qui tend à lisser ou ignorer ces transitions. Par exemple, dans les matrices d'intensité, la probabilité de transition de la catégorie B vers C atteint 1,02 % pour l'Amérique du Nord, contre seulement 0,4 % dans les matrices cohorte.

Cette approche continue est donc plus appropriée pour notre objectif, notamment dans le cadre des stress tests climatiques, car elle offre une évaluation plus précise et réactive des risques, tout en reflétant mieux les dynamiques réelles des portefeuilles étudiés. Bien que toutes les hypothèses ne soient pas pleinement vérifiées pour l'ensemble des secteurs, cette méthode correspond davantage aux exigences de notre analyse, en alignant nos résultats sur les approches les plus robustes disponibles.

3.3 Matrice de barrières

Une fois les probabilités de migration TTC obtenues, il est essentiel d'examiner les barrières et les sensibilités associées à chaque classe de rating pour mieux comprendre les transitions entre les différentes notations. Ces barrières, ou seuils critiques, jouent un rôle central dans l'évaluation des risques de crédit, car elles traduisent l'effort requis pour qu'une entreprise améliore ou dégrade sa notation. Nous présentons ci-dessous les résultats pour le secteur de l'industrie en Amérique du Nord.

	A	BBB	BB	B	C
A	0.93	2.26	3.2	3.85	4.27
BBB	- ∞	0.8	1.31	1.37	1.38
BB	- ∞	- ∞	0.7	1.3	1.4
B	- ∞	- ∞	- ∞	0.6	1.007
C	- ∞	- ∞	- ∞	- ∞	-0.26

Tableau 5 5 : Matrice de barrières pour l'Amérique du Nord pour le secteur Industrie

Les barrières indiquées dans la matrice représentent les seuils critiques à franchir pour qu'une migration d'une classe de notation à une autre se produise. Ces barrières augmentent généralement avec l'amélioration des notations, reflétant l'effort croissant requis pour atteindre des catégories de risque plus faibles.

Par exemple, dans le cas du secteur de l'industrie en Amérique du Nord, pour une entreprise notée BB, la barrière pour accéder à la classe BBB est de 1,31, ce qui nécessite une amélioration notable de sa solvabilité. En revanche, une transition descendante, comme passer de B à C, se produit avec une barrière de -0,26, indiquant une facilité relative de dégradation en cas de conditions défavorables.

Les valeurs positives des barrières pour les transitions ascendantes montrent que les notations supérieures nécessitent une progression latente significative, tandis que les valeurs négatives pour certaines dégradations reflètent une plus grande vulnérabilité des entreprises situées dans les classes inférieures. Cela met en évidence l'importance de surveiller les émetteurs proches des catégories à haut risque pour prévenir des pertes importantes dans le portefeuille.

Ces barrières fournissent une vision claire de la stabilité des différentes classes de notation et permettent d'anticiper les transitions les plus probables, constituant un outil essentiel pour une gestion efficace des risques de crédit.

3.4 Calibration du facteur systémique en utilisant CreditMetrics

Dans le cadre de notre étude, nous avons opté pour le modèle CreditMetrics plutôt que le modèle ASRF de Merton, bien que ce dernier soit couramment utilisé dans de nombreux exercices. Cette décision repose sur des observations précises liées au comportement des variables générées par ces deux modèles.

Lors de la réalisation du modèle de Merton, nous avons constaté que celui-ci produisait un grand nombre de variables tendant vers des valeurs infinies, rendant l'analyse difficile et peu réaliste. Lorsque nous avons appliqué des bornes pour limiter ces variables, une proportion significative d'entre elles atteignait systématiquement la borne supérieure, ce qui biaisait les résultats et réduisait la pertinence des interprétations.

En revanche, le modèle CreditMetrics s'est avéré plus adapté à notre contexte. Il ne générait aucune valeur infinie et produisait une distribution plus réaliste, avec peu de variables atteignant les valeurs maximales après application des bornes. Cela a permis d'obtenir des résultats plus cohérents et interprétables, tout en garantissant une meilleure robustesse de l'analyse.

Bien que le modèle de Merton soit souvent privilégié dans la littérature, notre choix du modèle CreditMetrics repose sur sa capacité à fournir des données plus exploitables et en adéquation avec les spécificités de notre étude. Cette décision a ainsi permis d'améliorer la qualité globale de notre calibration et de nos projections.

Après avoir analysé les barrières entre les différentes classes de notation, il est également essentiel d'examiner les probabilités de défaut (PD) et les sensibilités au facteur systémique associées à chaque classe de risque.

	A	BBB	BB	B	C
PD	9.6×10^{-5}	2.05×10^{-3}	0.005	0.0508	0.43
Sensibilité	0.24	0.24	0.21	0.13	0.12

Tableau 6 6 : Sensibilités σ_i du facteur systémique Z aux classes de risque

Le tableau présente les probabilités de défaut et les sensibilités au facteur systémique pour chaque classe de risque. Les résultats montrent que la probabilité de défaut augmente considérablement à mesure que l'on passe à des classes de notation plus risquées. Une relation inverse entre ces deux mesures est clairement observable : à mesure que la probabilité de défaut augmente, la sensibilité au facteur systémique diminue. Par exemple, la classe A a une PD extrêmement faible, tandis que la classe C atteint une PD significative de 0.43, soulignant le risque accru associé à cette dernière.

En ce qui concerne les sensibilités au facteur systémique elles décroissent avec la détérioration des notations. La classe A et BBB présentent les sensibilités les plus élevées (0.24), ce qui reflète leur plus grande réactivité aux variations systémiques. En revanche, les sensibilités diminuent pour les classes

plus risquées, atteignant 0.12 pour la classe C, indiquant une moindre dépendance aux fluctuations systémiques mais un risque de défaut intrinsèque élevé.

Après avoir analysé les barrières de migration entre les différentes classes de notation, il est pertinent d'approfondir l'étude en examinant le facteur systémique sous-jacent qui influence ces transitions. Ce facteur, extrait du modèle CreditMetrics, reflète les variations globales du marché ou de l'économie, impactant simultanément plusieurs entreprises ou secteurs.

La figure 1 présente l'évolution temporelle de ce facteur pour le secteur de l'industrie ainsi que sa distribution de densité, offrant une vision claire des fluctuations et des probabilités associées.

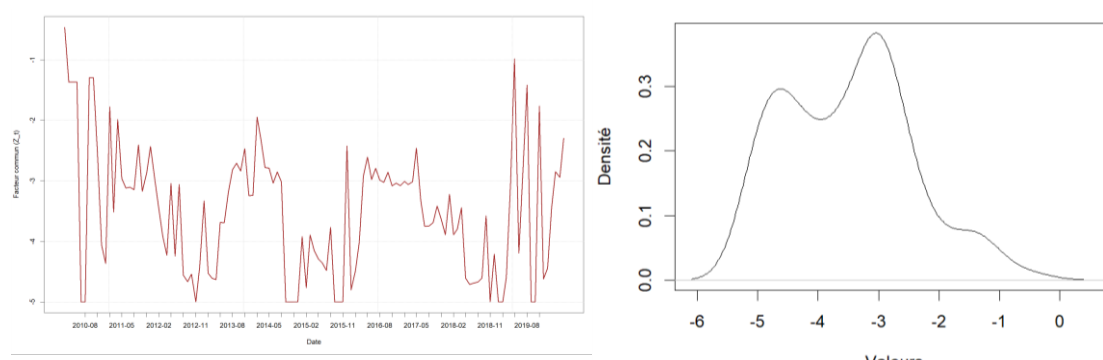


Figure 2 : Evolution du facteur commun extrait du modèle Creditmetrics pour le secteur Industrie

Le graphique de gauche révèle une forte volatilité dans l'évolution temporelle du facteur systémique, indiquant des périodes d'instabilité susceptibles d'affecter simultanément de nombreuses entreprises du secteur. Ces fluctuations suggèrent que le secteur est exposé à des chocs macroéconomiques fréquents, ce qui justifie l'importance d'intégrer ce facteur dans l'évaluation des risques de crédit.

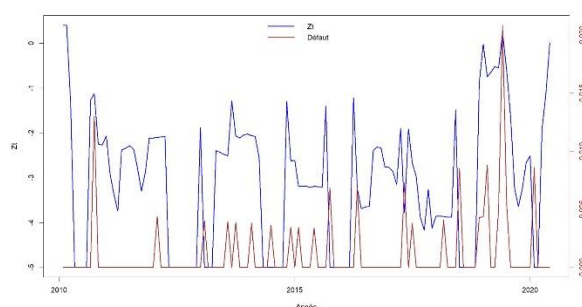


Figure 3 : Dynamique du facteur systémique et du taux de défaut

On peut observer une corrélation claire entre les deux variables : les pics du facteur systémique Z_t coïncident généralement avec des hausses du taux de défaut. Cela indique que les variations du facteur systémique, qui capturent les chocs macroéconomiques ou systémiques, influencent directement les comportements de défaut des agents économiques. Lorsque Z_t reste stable ou relativement bas, les défauts tendent à être également faibles ou inexistants. Les augmentations soudaines de Z_t correspondent à des hausses du taux de défaut, reflétant les impacts négatifs des crises économiques ou systémiques sur la capacité des emprunteurs à honorer leurs engagements.

3.5 Calibration des modèles

3.5.1 Choix des variables

Dans cette partie, nous avons travaillé sur la base de données macroéconomiques historiques contenant des variables pour différentes régions. Nous avons décidé, dans un premier temps, de nous concentrer exclusivement sur l'Amérique du Nord, avant d'étendre l'analyse à l'Europe.

Lors du choix des variables macroéconomiques pour l'Amérique du Nord, nous avons opté pour n'utiliser que celles spécifiques aux États-Unis. Cette décision repose sur plusieurs raisons. Tout d'abord, parmi les trois pays composant cette région – le Canada, le Mexique et les États-Unis –, les États-Unis représentent 55,5 % des observations, contre seulement 4,4 % pour le Canada et 0,84 % pour le Mexique. Cette prédominance justifie pleinement de concentrer l'analyse sur les variables américaines, qui dominent en termes de données disponibles.

Par ailleurs, les États-Unis disposent d'une économie nettement plus influente dans la région, soutenue par des données macroéconomiques complètes, fiables et robustes. Intégrer des variables provenant de pays comme le Mexique, par exemple l'inflation ou d'autres indicateurs macroéconomiques, avec celles des États-Unis aurait risqué de diluer la qualité de l'analyse en mélangeant des contextes économiques peu comparables.

Quant à l'Europe, la base de données contenait des variables macroéconomiques spécifiques pour cette région, ce qui a simplifié l'analyse. Cette spécificité a permis de préserver l'intégrité des informations et d'éviter toute perte de détail, garantissant ainsi une analyse plus précise et fidèle aux dynamiques économiques de la région.

Les variables disponibles dans la base de données concernant l'Amérique du Nord correspondant aux États-Unis sont les suivantes :

Central_bank_Intervention_rate	Inflation_rate	House prices
Oil_price	Effective Change	Equity_prices
Long_term_interest_rate	Unemployment_rate	GDP_Growth_Rate

Tableau 77 : Variables macroéconomiques présentes dans la base pour les États-Unis

3.5.2 Sélection des variables

Lors de la sélection des variables macroéconomiques, nous nous sommes basés sur une analyse approfondie de la multicollinéarité entre les différentes variables. Cette étape nous a permis d'identifier des corrélations élevées entre certaines d'entre elles, ce qui aurait pu biaiser les résultats de notre modèle.

En particulier, nous avons constaté que les variables equity prices et house prices étaient fortement corrélées. Pour éviter ce problème, nous avons retenu la variable la moins corrélée avec notre variable cible Z_t , à savoir equity prices. Ce choix est également justifié d'un point de vue économique, car les prix des actions jouent un rôle clé dans les dynamiques de marché et capturent mieux les fluctuations

systémiques que les prix de l'immobilier, qui sont généralement moins volatils et davantage influencés par des facteurs locaux ou structurels.

Par ailleurs, nous avons observé que la variable effective exchange rate présentait une forte multicollinéarité avec d'autres variables macroéconomiques de la base. Pour éviter toute redondance dans les informations et garantir une meilleure interprétabilité des résultats, cette variable a été exclue de l'analyse.

3.5.3 Analyse de la stationnarité

Pour cette étape, nous avons effectué un test de stationnarité à l'aide du test ADF (Augmented Dickey-Fuller), appliqué aux variables macroéconomiques ainsi qu'aux Z_t extraits. Ce test est essentiel pour déterminer si une série temporelle est stationnaire, c'est-à-dire si ses caractéristiques statistiques (comme la moyenne et la variance) restent constantes dans le temps. Le test ADF aide à identifier si les variables sont intégrées d'ordre 0 ($I(0)$ stationnaires) ou d'ordre supérieur $I(1)$, non stationnaires, ou $I(2)$.

Cette analyse de stationnarité joue un rôle clé dans le choix du modèle approprié. Elle nous a permis de suivre une démarche structurée selon les résultats obtenus :

Lorsque Z_t est intégré d'ordre 1 et que les variables explicatives sont également $I(1)$ ou $I(0)$, nous avons opté pour un modèle ARDL (AutoRegressive Distributed Lag). Ce modèle est pertinent pour capturer à la fois les dynamiques à court terme et la composante de long terme.

Dans ce cas, nous avons vérifié la présence d'une relation de cointégration, puisque l'objectif principal de l'ARDL est de modéliser cette relation durable entre les variables. Si Z_t est stationnaire, nous avons procédé à une analyse AR-X pour déterminer si une composante autorégressive (AR) était présente. Si le test révèle une composante AR significative, le modèle AR-X est appliqué, car il peut expliquer les effets dynamiques tout en tenant compte des variables explicatives exogènes. Dans le cas contraire, lorsque aucune composante AR n'est détectée, nous avons utilisé une régression linéaire simple pour modéliser les relations directes entre les variables.

L'approche méthodologique garantit que le modèle choisi est adapté aux caractéristiques des données, tout en maximisant la pertinence des résultats obtenus.

Variable	P-value	P-value	P-value	Conclusion
	Au niveau	Différence 1 ^{ère}	Différence 2 nd	
Central_bank_Intervention_rate	0.5	0.21	0.027	$I(2)$
Oil price	0.57	0.27	0.01	$I(2)$
Long term interest rate	0.28	0.33	0.01	$I(2)$
Inflation_rate	0.72	0.01	-	$I(1)$
Unemployment_rate	0.52	0.018	-	$I(1)$
Equity prices	0.99	0.04	-	$I(1)$
GDP_Growth_Rate	0.01	-	-	$I(0)$

Tableau 8 8: Test de stationnarité en utilisant le test de Dickey-Fuller pour les variables des US

Afin de garantir la robustesse de nos modèles, nous avons également procédé à une analyse approfondie de la stationnarité des facteurs systémiques (Z_t) pour chaque secteur. Cette étape est cruciale pour déterminer le type de modèle approprié à utiliser

Par ailleurs, nous avons effectué une extrapolation des facteurs systémiques pour couvrir les deux derniers trimestres de 2021. Les facteurs systémiques ont ensuite été définis sur une base trimestrielle.

Secteur	P-value Au niveau	P-value Différence 1 ^{ère}	P-value Différence 2 nd	Conclusion
Industrie	0.13	0.03	-	I(1)
Services	0.53	0.01	-	I(1)
Consommation	0.13	0.02	-	I(1)
Technologie	0.046	-	-	I(0)
Construction	0.01	-	-	I(0)
Public	0.39	0.01	-	I(1)
Energie	0.01	-	-	I(0)
Immobilier	0.71	0.01	-	I(1)
Agricole	0.01	-	-	I(0)
Financière	0.023	-	-	I(0)

Tableau 99 : Etude de la stationnarité des facteurs systémiques en fonction des secteurs pour les US

3.5.4 Estimation des modèles

Nous avons estimé plusieurs modèles pour chaque groupe de secteurs, en adaptant nos choix en fonction des caractéristiques des variables explicatives et des facteurs systémiques associés. Les modèles utilisés incluent des ARDL, des AR-X et des MCO (Moindres Carrés Ordinaires). Dans le cadre des estimations en MCO, nous avons introduit des retards sur certaines variables explicatives. Cette démarche a permis d'améliorer la significativité des coefficients et d'optimiser les performances du modèle.

Notre méthodologie d'estimation a suivi les étapes suivantes :

- Estimation du modèle : Ajuster le modèle avec les variables sélectionnées.
- Analyse de la significativité des coefficients : Vérifier la pertinence des variables à l'aide des tests de significativité.
- Analyse des performances du modèle : Évaluer la qualité du modèle à travers des métriques de performance et des tests globaux.
- Validation du modèle : Confirmer que le modèle est robuste et cohérent avec les objectifs de l'analyse.

Dans un premier temps, nous avons estimé le modèle ARDL en prenant en compte les variables macroéconomiques intégrées en I(1). Pour les variables intégrées en I(2), une différenciation supplémentaire a été appliquée avant de les inclure dans le modèle, afin de garantir leur cohérence avec l'approche ARDL.

Ensuite, nous avons procédé à deux tests pour examiner l'existence d'une relation de cointégration entre les variables : le test des F-bounds et le test des T-bounds. Ces tests ont permis de vérifier si une relation de long terme pouvait être modélisée à partir des variables sélectionnées. Les résultats des tests sont synthétisés dans le tableau ci-dessous :

Test de cointégration	p-value	Conclusion
F-bond	0.001	Rejet H0
T-bond	0.017	Rejet H0

Tableau 1010 : Test de cointégration pour le secteur de l'Industrie et pour l'Amérique du Nord

Les deux tests confirment la présence d'une relation de cointégration. Le test de F-bounds rejette l'hypothèse nulle d'absence de cointégration, tandis que le test de T-bounds confirme la pertinence de cette relation en montrant que le rejet de la cointégration n'est pas valide dans ce cas.

Sur cette base, nous avons reformulé notre modèle initial sous la forme d'un ECM pour intégrer les ajustements vers l'équilibre de long terme. Finalement, pour simplifier l'interprétation et combiner les dynamiques de court et long terme, nous avons réécrit le modèle sous forme de RECM. (Rajouter que l'objectif ici est de prédire or toutes les représentations du ARDL donne les mêmes prévisions)

Le RECM s'avère particulièrement adapté dans notre cas, car il facilite l'analyse des implications économiques des variables explicatives sur les secteurs étudiés, tout en maintenant une structure théorique robuste. Cette reformulation améliore la lisibilité des résultats, rendant l'interprétation plus intuitive et directement exploitable pour répondre aux objectifs de l'étude.

Pour mieux illustrer nos résultats, un tableau est présenté afin de démontrer la significativité du modèle pour le secteur de l'industrie.

Coefficients	Paramètres estimés	P-valeurs
D(Central bank Intervention rate) (mis en I(1))	-3.08	< 0.001 **
D(L(Equity prices))	0.05	< 0.001 **
D(L(Equity_prices, 1))	0.08	< 0.001 **
D(Oil_price_diff)	0.05	< 0.001 **
d(Long_term_interest_rate_diff)	-0.36	0.27
d(L(Long_term_interest_rate_diff, 1))	-1.07	< 0.001 **
d(L(Long_term_interest_rate_diff, 2))	- 0.529	0.07 *
ect	-0.737	< 0.001 **

Tableau 11 : Estimation du modèle

Notes : ** '5%', **'10%'

Les résultats obtenus pour le secteur de l'industrie mettent en évidence plusieurs dynamiques importantes. À court terme, les variations actuelles et passées des prix des actions montrent un effet positif significatif, indiquant que la performance des marchés financiers influence directement et avec un léger décalage temporel la santé de l'industrie. Cela souligne l'importance de la confiance des investisseurs et de la disponibilité du capital pour la croissance industrielle.

De plus, les décisions de politique monétaire, représentées par les variations des taux d'intervention des banques centrales, ont un impact négatif immédiat sur le secteur. Cette sensibilité traduit la dépendance des entreprises industrielles à des conditions de financement favorables. En revanche, les fluctuations des prix du pétrole ont un effet positif direct, probablement lié à leur rôle clé dans les coûts de production et dans les secteurs énergétiques.

Enfin, le modèle indique une forte capacité du secteur industriel à s'ajuster rapidement aux déséquilibres économiques : environ 73 % des écarts par rapport à l'équilibre de long terme sont corrigés à chaque période.

3.5.5 Validation des propriétés

Pour valider notre modèle, nous avons réalisé deux tests principaux : un test d'homoscédasticité et un test d'autocorrélation des résidus.

- Test de Breusch-Godfrey : Ce test a été utilisé pour détecter la présence d'autocorrélation dans les résidus. L'hypothèse nulle de ce test suppose qu'il n'y a pas d'autocorrélation dans les résidus. Son rejet indiquerait que les résidus sont autocorrélés, ce qui pourrait affecter la validité des estimations.
- Test de Breusch-Pagan : Ce test a permis de vérifier l'homoscédasticité des résidus, c'est-à-dire si leur variance est constante. L'hypothèse nulle de ce test stipule que les résidus présentent une variance constante (homoscédasticité). Si cette hypothèse est rejetée, cela indique la présence d'hétéroscédasticité, ce qui peut biaiser les erreurs standards estimées.

Les résultats obtenus pour ces deux tests sont présentés dans le tableau ci-dessous.

Test	p-value	Conclusion
Breusch-Godfrey	0.6404	Non Rejet H0
Breusch-Pagan	0.894	Non Rejet H0
Probabilité de Fisher	< 0.001	Rejet H0
R ²	0.66	-
R ² ajusté	0.59	-

Tableau 12 : Test de validité du modèle

Nous en concluons que l'hypothèse nulle de non-autocorrélation des résidus n'est pas rejetée, ce qui indique que les résidus de notre modèle ne présentent pas d'autocorrélation. De même, l'hypothèse nulle d'homoscédasticité n'est pas rejetée, confirmant que la variance des résidus est constante. Ces résultats valident la robustesse statistique de notre modèle.

En ce qui concerne le test de Fisher, la p-value très faible (<0.001) indique que l'hypothèse nulle d'absence de relation globale entre les variables explicatives et la variable dépendante est rejetée. Cela confirme que le modèle dans son ensemble est significatif et que les variables explicatives contribuent à expliquer la variation de la variable dépendante.

Enfin, les coefficients de détermination montrent que 60 % de la variance de la variable dépendante est expliquée par le modèle avec une prise en compte des ajustements liés au nombre de variables. Ces résultats confirment une bonne capacité explicative du modèle.

4 Projections du Z facteur sur la base des scénarios du NGFS jusqu'à 2050

4.1 Cas Amérique du Nord

Dans cette étape, nous avons exploité la base de données fournie par le NGFS (Network for Greening the Financial System), qui regroupe des projections de variables macroéconomiques générées par des modèles IAM (*Integrated Assessment Models*), couplés au modèle économique NiGEM, pour divers pays et zones géographiques. Pour notre analyse, nous avons choisi d'utiliser le modèle MESSAGEix-GLOBIOM, connu pour sa capacité à combiner des projections énergétiques et climatiques détaillées avec des analyses économiques cohérentes. Ce choix garantit une meilleure représentation des dynamiques économiques et environnementales dans notre étude.

Chaque scénario proposé par le NGFS fournit des trajectoires annuelles pour les variables macroéconomiques, exprimées en écarts absolus ou relatifs par rapport aux valeurs obtenues dans le scénario Baseline. Afin de garantir la cohérence des données et leur intégration dans nos modèles, nous avons appliqué des transformations inverses à ces variables pour revenir à leur forme brute.

Un défi important rencontré dans cette base de données concernait les différences de pas de temps entre les projections. Pour y remédier, nous avons utilisé une méthode d'interpolation, permettant de passer d'un pas annuel à une résolution trimestrielle. Cette intrapolation a permis d'adapter les données aux exigences de notre analyse, notamment pour assurer leur correspondance avec le facteur systémique Z_t , défini sur une base trimestrielle.

Enfin, les prévisions du facteur systémique Z_t ont été effectuées à partir des variables macroéconomiques transformées, en intégrant les spécificités de chaque scénario climatique et du modèle MESSAGEix-GLOBIOM.

Les graphiques suivants présentent une comparaison des scénarios Net Zero, Below 2°C, NDCS, et Delayed Transition avec le scénario de référence, le Baseline.

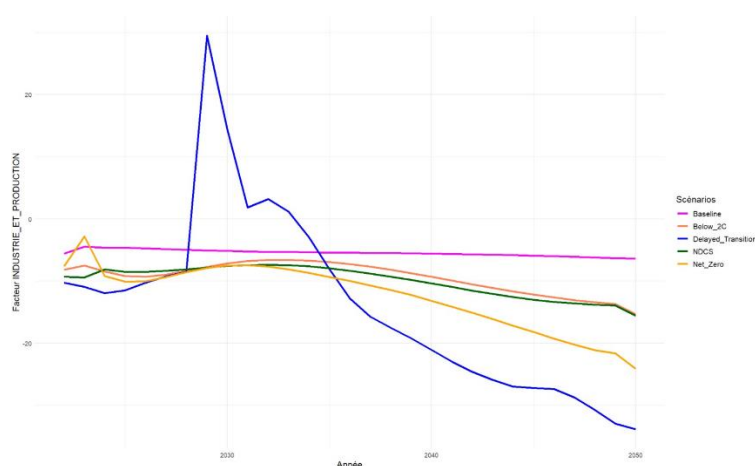


Figure 4 : Facteur systémique industrielle projeté à horizon 2050

Ce graphique met en lumière les projections du facteur systémique pour le secteur de l'industrie selon différents scénarios climatiques. En prenant le scénario Baseline comme référence, deux grandes tendances se dégagent on remarque une amélioration économique relative (scénarios Below 2°C et NDCS) : Ces scénarios traduisent une transition maîtrisée vers une économie bas-carbone. Ils engendrent des ajustements progressifs, limitant les impacts négatifs sur l'activité industrielle. Cette dynamique résulte de politiques climatiques modérées et cohérentes, qui offrent à l'industrie le temps d'adapter ses processus à un coût relativement réduit.

A l'opposé nous retrouvons les scénarios Net Zero et Delayed Transition. Le scénario Net Zero est marqué par un risque de transition très élevé en début de période, avec une forte pression liée à des mesures agressives de décarbonation. Cette intensité se traduit par une dégradation économique rapide et significative. Contrairement au Net Zero, les effets d'une transition retardée (Delayed Transition) dans l'application des politiques climatiques se retrouvent autour de 2030. L'augmentation tardive des prix du carbone et des réglementations environnementales impose des ajustements structurels soudains, entraînant une instabilité économique concentrée.

Ces projections confirment que pour le secteur industriel, le risque de transition prime sur le risque physique. La sensibilité élevée de ce secteur aux prix du carbone, couplée à sa dépendance aux ressources énergétiques, accentue les impacts économiques des scénarios Net Zero et Delayed Transition. En revanche, les scénarios Below 2°C et NDCS permettent de maintenir un équilibre plus favorable en limitant les perturbations majeures.

Cette analyse souligne l'importance d'intégrer le coût des politiques climatiques dans les stratégies industrielles pour anticiper et mitiger les effets des risques de transition. Elle met également en avant le besoin pour les acteurs financiers d'adopter des méthodologies robustes pour évaluer l'impact des différents scénarios climatiques.

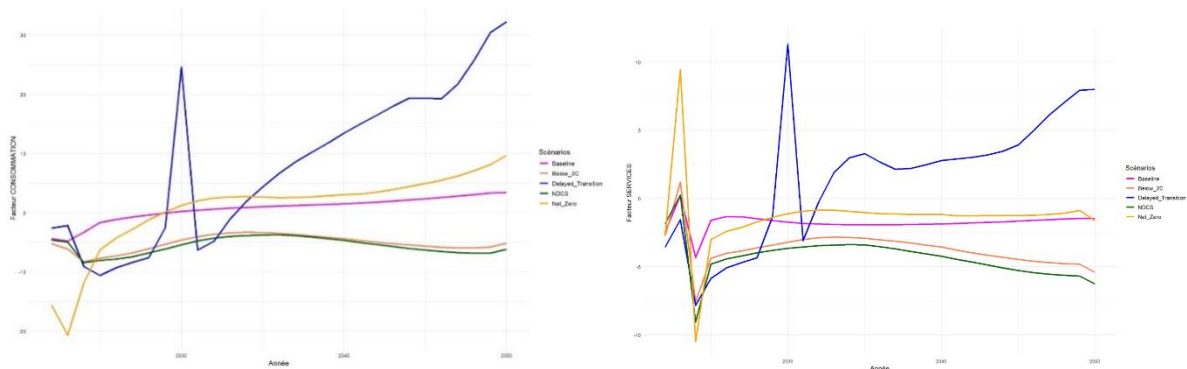


Figure 5 : Facteur systémique des services (à gauche) et consommation (à droite) projeté à horizon 2050

Dans ces graphiques représentant les secteurs des services et de la consommation, nous observons des tendances similaires, marquées par une forte variation au début de la période, suivie d'une distinction claire entre les scénarios sur le long terme. Cette dynamique reflète les ajustements immédiats aux contraintes climatiques et les politiques économiques mises en place.

Le scénario Delayed Transition montre un pic de dégradation économique autour de 2030, correspondant au moment où des restrictions climatiques tardives mais strictes sont appliquées. Ces mesures brutales entraînent des perturbations significatives dans l'économie, soulignant la nécessité d'une transition anticipée et progressive pour minimiser ces impacts.

À l'inverse, le scénario Net Zero illustre une détérioration économique modérée et graduelle, proche du scénario baseline. Cela suggère qu'une transition bien planifiée et organisée peut concilier objectifs climatiques ambitieux et préservation relative de l'économie, rendant ce scénario particulièrement attrayant.

Enfin, les scénarios Below 2°C et NDCS montrent une amélioration progressive de l'économie sur le long terme, mettant en évidence les bénéfices d'une économie adaptée et restructurée, où les innovations et les gains d'efficacité permettent une reprise durable.

Bien que les tendances soient similaires entre les secteurs des services et de la consommation, il pourrait être pertinent de souligner des différences potentielles dans la sensibilité de ces secteurs aux politiques climatiques. Par exemple, le secteur des services pourrait être moins impacté par les coûts carbone que des secteurs comme l'industrie ou la consommation.

En conclusion, ces projections renforcent l'importance d'une transition bien anticipée et organisée, tout en démontrant que les impacts des politiques climatiques varient significativement selon les secteurs et les scénarios choisis.

4.2 Cas Europe

Pour passer à l'analyse du cas européen, nous avons appliqué la même méthodologie que celle utilisée pour les États-Unis, en adaptant les données aux spécificités des secteurs et des variables macroéconomiques européennes. À partir des projections réalisées pour l'Europe, nous pouvons désormais examiner comment les dynamiques des facteurs systémiques évoluent selon les différents scénarios climatiques, tout en prenant en compte les particularités des secteurs tels que l'immobilier et l'industrie.

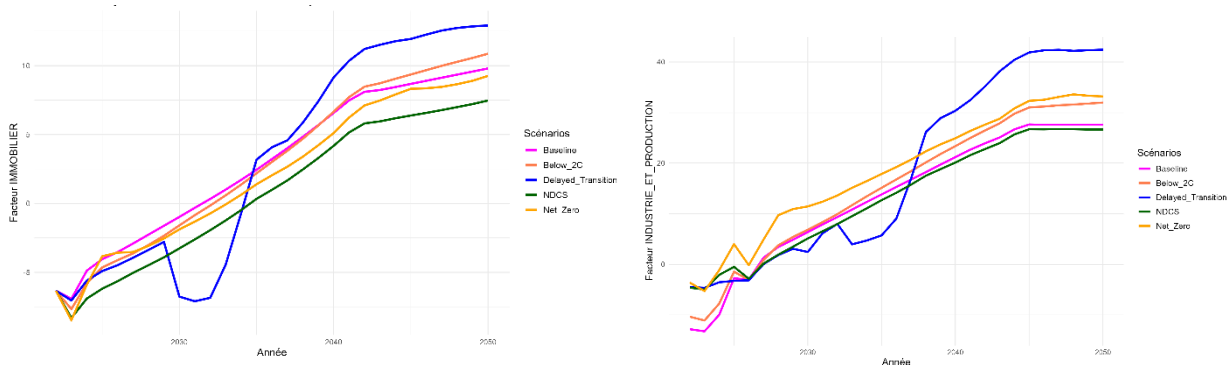


Figure 6 : Facteur systémique de l'immobilier (gauche) et l'industrie (droite) projeté à horizon 2050

Dans le secteur immobilier, les scénarios Below 2°C et Delayed Transition montrent une amélioration à court terme par rapport au scénario baseline, probablement liée à des mesures temporaires favorables ou des ajustements dans les politiques climatiques. Cependant, à long terme, ces deux scénarios entraînent une détérioration progressive, particulièrement marquée pour le scénario Delayed Transition, où l'impact des mesures climatiques tardives semble avoir des répercussions négatives accrues. Les scénarios Net Zero et NDCS, en revanche, contribuent à une amélioration plus constante et notable du

contexte économique, ce qui pourrait s'expliquer par une transition mieux planifiée et des politiques plus cohérentes favorisant le développement durable.

Pour l'industrie et la production, les dynamiques observées sont globalement similaires, bien que certaines nuances apparaissent. Notamment, le scénario Net Zero montre une dégradation plus prononcée que le scénario baseline, traduisant les coûts initiaux importants associés à une transition rapide et ambitieuse dans ce secteur sensible. En revanche, les scénarios Below 2°C et NDCS suivent une trajectoire d'amélioration à long terme, soutenant l'idée que des transitions graduelles et organisées sont plus efficaces pour équilibrer les objectifs climatiques et économiques.

Ces résultats mettent en évidence des différences marquées dans la sensibilité des secteurs aux scénarios climatiques. L'immobilier semble mieux réagir aux transitions anticipées et organisées, telles que les scénarios Net Zero et NDCS, par rapport à l'industrie, qui montre une plus grande vulnérabilité aux coûts de transition, notamment ceux liés au prix du carbone. Cela souligne l'importance de concevoir des politiques climatiques adaptées aux spécificités de chaque secteur, tout en favorisant des transitions progressives pour limiter les impacts économiques négatifs. Ces observations renforcent la nécessité d'un cadre stratégique cohérent qui équilibre les objectifs climatiques avec le maintien de la résilience économique.

Au terme de cette étude portant sur l'Amérique et l'Europe, nous constatons des similitudes dans les résultats observés entre les deux continents, confirmant l'impact universel des politiques climatiques sur l'économie. Une transition climatique anticipée et bien organisée se traduit par une détérioration économique moindre à court terme, voire par une amélioration par rapport au scénario Baseline, grâce à une planification progressive et une adoption structurée des mesures. En revanche, une transition tardive ou désordonnée engendre généralement une dégradation plus marquée du contexte économique, qu'elle soit ponctuelle ou durable, reflétant l'impact négatif des ajustements brutaux et imprévus. Ces résultats soulignent l'importance d'une coordination proactive et d'une anticipation des risques pour minimiser les perturbations économiques tout en répondant efficacement aux exigences climatiques.

Les États-Unis bénéficient de plusieurs avantages structurels qui les rendent plus résilients aux politiques climatiques que l'Europe. Leur vaste territoire et leur richesse en ressources énergétiques (pétrole, gaz de schiste, renouvelables) leur confèrent une flexibilité unique. Leur système économique diversifié, avec une forte présence des secteurs technologiques et des services, est moins exposé aux impacts directs du changement climatique que l'économie européenne, plus industrielle. La structure fédérale américaine permet aux États de mettre en œuvre des politiques climatiques adaptées à leurs spécificités locales, tandis que l'Europe est freinée par la nécessité de coordonner 27 pays. Les États-Unis disposent également d'un accès facilité aux capitaux grâce à leurs marchés financiers profonds, leur permettant d'investir massivement dans la transition énergétique. Enfin, leur culture d'innovation et leur flexibilité institutionnelle favorisent une adoption rapide des technologies bas carbone, là où l'Europe doit surmonter des contraintes institutionnelles et géographiques complexes. Ces éléments structurels expliquent une capacité d'adaptation différenciée entre les deux régions.

5 Estimation des probabilités de migration PIT

5.1 Cas US

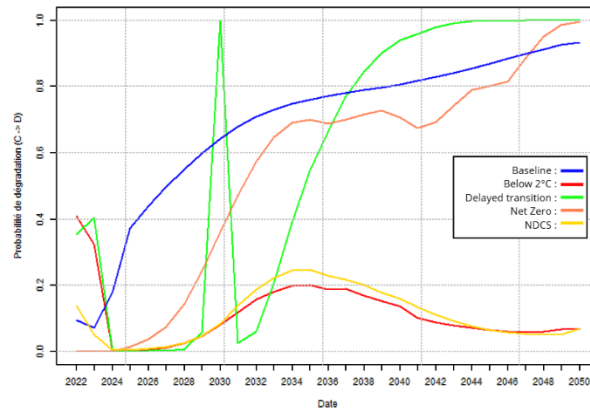


Figure 7 : Evolution de la probabilité de dégradation de C vers D pour le secteur consommation

Le graphique représente l'évolution des probabilités de dégradation d'une note de crédit risquée (C) vers le défaut (D) dans le secteur de la consommation, selon les différents scénarios économiques et climatiques du NGFS, entre 2022 et 2050. Les scénarios incluent une trajectoire de référence (*Baseline*, en bleu), un scénario de limitation du réchauffement en dessous de 2°C (*Below 2°C*, en rouge), une transition retardée (*Delayed transition*, en vert), un objectif de neutralité carbone (*Net Zero*, en orange), et un scénario de contributions déterminées nationales renforcées (*NDCS*, en jaune). La courbe bleue (*Baseline*) montre une augmentation progressive et régulière de la probabilité de défaut jusqu'à 2050, traduisant une évolution attendue dans un contexte où les conditions économiques restent globalement inchangées. En revanche, le scénario rouge (*Below 2°C*) présente des probabilités plus élevées et un rythme d'augmentation marqué dans les premières décennies, indiquant les tensions économiques associées à une transition rapide vers des objectifs climatiques ambitieux. Le scénario vert (*Delayed transition*) est particulièrement notable pour son pic abrupt autour de 2028, illustrant un choc significatif probablement causé par une mise en œuvre tardive et désorganisée de politiques climatiques, avant un retour progressif à des probabilités plus basses. Ce scénario suggère des perturbations majeures à court terme, suivies d'une stabilisation partielle à long terme. En comparaison, le scénario orange (*Net Zero*) se caractérise par une montée douce et modérée, reflétant une transition ordonnée vers des objectifs de neutralité carbone. Quant au scénario jaune (*NDCS*), il maintient les probabilités à des niveaux relativement faibles sur tout l'horizon, soulignant l'effet bénéfique de politiques renforcées et de réformes bien anticipées.

En termes d'interprétation globale, les variations importantes entre les scénarios mettent en lumière l'impact des stratégies climatiques et économiques sur les risques de défaut dans le secteur de la consommation. Les scénarios *Below 2°C* et *Delayed transition* présentent des risques accrus, nécessitant des réponses adaptées pour éviter des perturbations économiques majeures, tandis que les scénarios *Net Zero* et *NDCS* démontrent l'importance de transitions planifiées et d'interventions préventives pour réduire ces risques. La convergence partielle des courbes après 2045 pourrait indiquer une stabilisation économique générale ou une atténuation des effets des chocs initiaux, bien que les niveaux atteints varient toujours selon le scénario. Enfin, les décideurs doivent particulièrement surveiller les périodes de tension, comme les années 2028-2035 dans les scénarios rouge et vert, afin de planifier des actions correctrices et éviter des crises systémiques. Ce graphique souligne donc les défis et opportunités associés aux choix stratégiques dans la gestion du risque et de la transition économique.

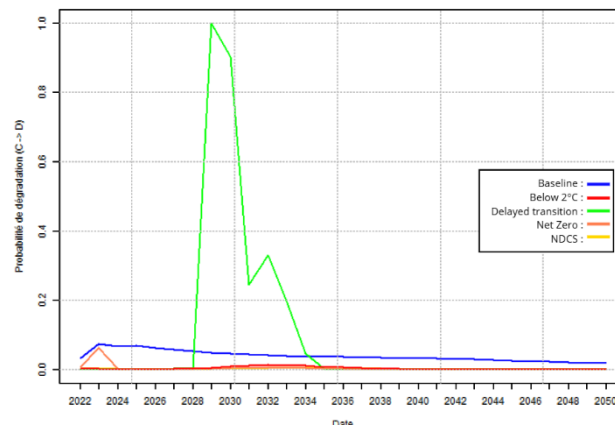


Figure 8 : Evolution de la probabilité de dégradation de C vers D pour le secteur de l'Industrie

Dans ce second graphique sur le secteur industrie et production, nous pouvons voir des variations importantes en fonction des scénarios du NGFS. En effet, contrairement au graphique précédent, le scénario *Delayed Transition se démarque largement* : le pic abrupt autour de 2028 est encore plus prononcé, suggérant que les impacts d'une mise en œuvre tardive des politiques climatiques pourraient être amplifiés dans certaines conditions. Néanmoins, pour les autres scénarios, nous remarquons de très faibles variations, ce qui est probablement dû à la robustesse du secteur à la défaillance.

Un autre élément intéressant à analyser est la probabilité de dégradation des notes institutionnelles (BBB et plus) aux notes spéculatives (BB et moins).

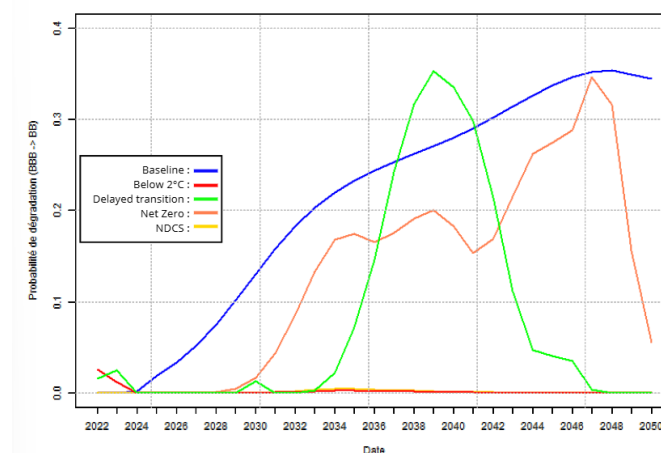


Figure 9 : Evolution de la probabilité de dégradation de BBB vers BB pour le secteur consommation

Ce graphique illustre l'évolution de la probabilité de dégradation de la note de crédit BBB vers BB dans le secteur de la consommation, en fonction de différents scénarios climatiques et économiques du NGFS, entre 2022 et 2050. La courbe bleue (Baseline) reflète une augmentation progressive et régulière de la probabilité de dégradation, indiquant une tendance constante dans un contexte où les politiques climatiques et économiques restent inchangées. Le scénario vert (Delayed Transition) est marqué par un pic significatif de dégradation entre 2034 et 2044, soulignant les effets de politiques climatiques mises

en œuvre tardivement et de manière désordonnée, avant une chute rapide des probabilités, suggérant une stabilisation partielle à long terme. La courbe orange (Net Zero) montre une montée douce et modérée des probabilités de dégradation jusqu'à 2045, reflétant une transition ordonnée vers la neutralité carbone. Le scénario rouge (Below 2°C) affiche des probabilités faibles et relativement stables tout au long de la période, traduisant une transition climatique bien maîtrisée vers des objectifs ambitieux. Enfin, le scénario jaune (NDCS) présente des probabilités quasi nulles de dégradation sur toute la période, ce qui met en évidence les avantages de politiques renforcées et bien anticipées. Globalement, le graphique met en lumière l'impact significatif des stratégies climatiques sur les risques de dégradation dans le secteur de la consommation. Les scénarios Delayed Transition et Below 2°C montrent des risques accrus à court et moyen terme, nécessitant des interventions appropriées pour éviter des perturbations majeures. À l'inverse, les scénarios Net Zero et NDCS démontrent l'efficacité des transitions planifiées pour maintenir la stabilité économique tout en réduisant les risques de dégradation.

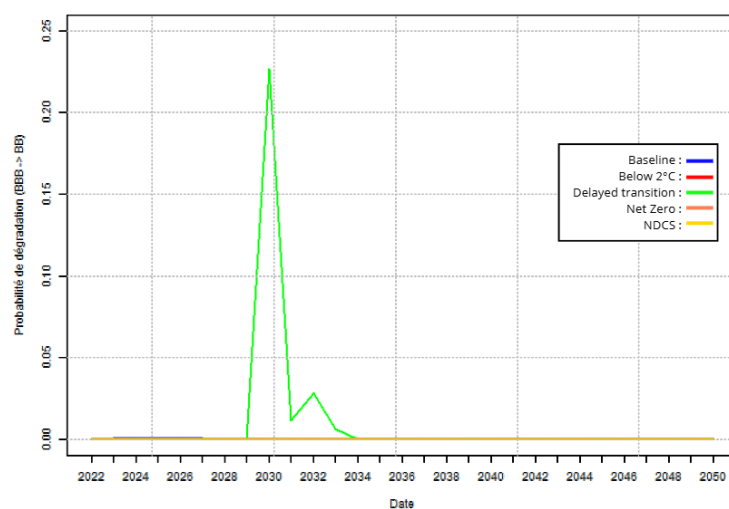


Figure 10 : Evolution de la probabilité de dégradation de BBB vers BB pour le secteur de l'industrie

Enfin, pour probabilité de dégradation de la note de crédit BBB vers BB dans le secteur de l'industrie et de la production, en fonction des différents scénarios économiques et climatiques du NGFS, nous remarquons une tendance très similaire à celle de la probabilité de défaut du même secteur, à savoir un pic pour le scénario de transition tardive, tandis que les autres scénarios correspondent à une quasi-nullité de la probabilité de dégradation de la note. Nous en revenons donc à l'hypothèse d'un secteur qui, bien qu'il soit particulièrement lié à la question environnementale, semble suffisamment robuste pour résister aux dégradations de ses notes.

À partir des résultats que nous avons obtenus sur les différents scénarios pour les secteurs consommation et industrie/production, nous allons formuler des recommandations sur les secteurs à accompagner dans la transition, ou bien dont il faut se détourner en raison du risque de défaut qu'ils représentent.

5.2 Cas Europe

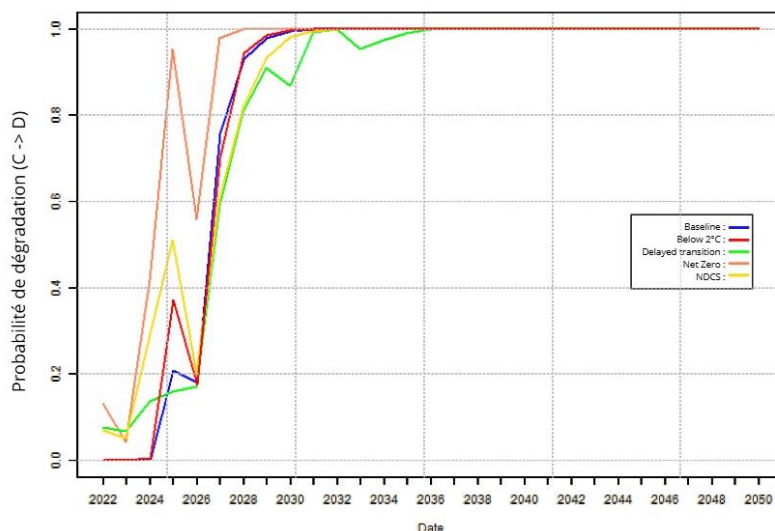


Figure 11 : Evolution de la probabilité de dégradation de C vers D de l'industrie

Ce graphique illustre l'évolution de la probabilité de dégradation de la catégorie C vers D pour le secteur de l'industrie et de la production, en fonction des différents scénarios climatiques. Plus la politique climatique mise en œuvre est stricte, plus la probabilité de dégradation augmente rapidement. Par exemple, le scénario Net Zero montre une augmentation beaucoup plus rapide de cette probabilité par rapport aux autres scénarios, reflétant l'impact immédiat des politiques climatiques ambitieuses sur les entreprises classées C. Toutefois, étant donné qu'il s'agit d'entreprises déjà positionnées dans une catégorie à haut risque, peu favorables à ces politiques climatiques, toutes les courbes convergent à long terme vers une probabilité de dégradation extrêmement élevée, indépendamment du scénario choisi.

Cela souligne une dynamique importante : bien que les politiques climatiques strictes accélèrent la dégradation à court terme, les entreprises de catégorie C finissent par faire face à un risque de dégradation quasi inévitable sur le long terme, sauf si des mesures spécifiques sont prises pour améliorer leur résilience. Ces résultats mettent en évidence la nécessité pour les institutions financières d'anticiper ces dégradations, notamment en intégrant ces scénarios dans leurs analyses de risque et en adaptant leur gestion des portefeuilles.

6 Recommandation

Afin de renforcer la résilience du portefeuille de la banque face aux défis climatiques identifiés dans cette étude, plusieurs recommandations peuvent être envisagées. Ces mesures permettent d'anticiper les impacts des risques de transition et d'assurer une gestion proactive des financements :

Certains secteurs présentent des niveaux de risque élevés, ce qui justifie un désengagement progressif de la part des institutions bancaires. Par exemple, les secteurs de l'industrie et de la production et immobilier se distinguent par une relative robustesse face aux défauts, tant en Europe qu'aux États-Unis, ce qui en fait des secteurs globalement moins risqués. En revanche, les secteurs de la consommation et des services, particulièrement sensibles aux différents scénarios climatiques, nécessitent une attention accrue. Les institutions financières pourraient envisager de se désengager progressivement de ces secteurs, en anticipation des politiques environnementales susceptibles de l'affecter négativement, ou, à l'inverse, d'accompagner activement leur transition énergétique pour en limiter les impacts.

Il serait pertinent d'instaurer des quotas sectoriels basés sur la sensibilité des secteurs aux risques climatiques. Par exemple, pour le secteur industriel, particulièrement exposé aux coûts du carbone et aux contraintes réglementaires, ces quotas permettraient de limiter l'exposition de la banque aux secteurs les plus vulnérables, tout en orientant les financements vers des secteurs stratégiques et alignés avec les objectifs de transition énergétique.

Ensuite, pour les crédits accordés à partir de 2030, il est recommandé de surestimer les probabilités de défaut (PD) à l'aide de Marges of Conservatism (MoC). Cette mesure prend en compte l'incertitude entourant la résilience des entreprises face aux risques de transition, particulièrement pour les petites et moyennes entreprises qui peuvent être plus vulnérables à des changements brusques dans le contexte économique et réglementaire.

En ce qui concerne les crédits déjà accordés, et dont les horizons de remboursement s'étendent au-delà de 2030, une révision des Loss Given Default (LGD) est nécessaire. Cette révision devrait intégrer les risques de dépréciation des biens hypothécaires, notamment en lien avec les nouvelles réglementations climatiques et les notes énergétiques des actifs. Par exemple, une réforme visant à réévaluer les biens immobiliers selon leurs performances énergétiques pourrait avoir un impact significatif sur la valeur des garanties hypothécaires.

Enfin, en prévision des potentielles crises climatiques et réglementaires à venir, la banque devrait anticiper une augmentation de ses fonds propres, à l'image des exigences actuelles en matière de capital buffers ou des nouvelles dispositions de la CRR3. Cette approche garantirait une meilleure résilience financière et une capacité accrue à absorber les chocs climatiques tout en soutenant ses engagements stratégiques.

Ces recommandations s'inscrivent dans une logique d'alignement des pratiques bancaires avec les objectifs de neutralité carbone à l'horizon 2050, tout en tenant compte des risques économiques associés à la transition climatique.

7 Limites

- ⇒ L'une des limites de notre étude est la présence d'hétérogénéité et une absence de monotonie dans certaines de nos matrices de migration de notation.
- ⇒ Il n'existe aujourd'hui aucune relation claire entre les risques climatiques et les taux de défaut.
- ⇒ Il existe des manques de données sur les sujets climatiques où les établissements ne souhaitent pas communiquer leurs informations, ou sont simplement incapables de les quantifier pour les plus petits.
- ⇒ Les données utilisées par les banques sont majoritairement estimées et donc pas réelle, ce qui biaise la qualité et la fiabilité des résultats (70% à 80% des données utilisées sont simulées, notamment sur le scope 3).
- ⇒ Le manque de profondeur temporelle des données complique la convergence dans l'estimation des modèles. De plus, cela implique que le backtesting des résultats est encore difficile à effectuer et émet donc des doutes quant à la fiabilité des prévisions obtenus : on ne peut les corriger en les projetant sur des périodes ou contextes différents, quant à la nouveauté de la problématique.
- ⇒ La conjoncture actuelle de sortie de crises consécutives influence l'environnement macroéconomique utilisé pour l'estimation des modèles et influence donc les prévisions.
- ⇒ Les scénarios utilisés sont émis par le NGFS, il existe structurellement une incertitude sur quel scénario se réalisera, ou si une future crise viendrait impacter ces scénarios qui ne se réaliseront peut-être pas (crise énergétique par exemple, avec les besoins actuels forts en énergie).

8 Conclusion

Ce projet met en évidence les implications majeures des scénarios climatiques du NGFS sur les dynamiques économiques et sectorielles à l'horizon 2050. En intégrant des projections macroéconomiques détaillées et des stress tests climatiques, elle démontre que la transition énergétique et les politiques climatiques, qu'elles soient ordonnées ou différées, impactent différemment les secteurs d'activité. Les scénarios comme Net Zero ou Below 2°C favorisent une transition plus progressive et structurée, réduisant les risques systémiques et permettant une adaptation maîtrisée des entreprises. À l'inverse, les scénarios Delayed Transition ou Baseline exposent les secteurs les plus vulnérables à des ajustements brutaux et à des risques financiers accrus.

Les résultats soulignent également l'importance de stratégies sectorielles différenciées. Tandis que l'industrie et l'immobilier montrent une plus grande sensibilité aux coûts de transition, les secteurs des services et de la consommation bénéficient davantage des scénarios bien anticipés. Cette distinction souligne la nécessité d'une approche ciblée dans la planification climatique, où chaque secteur doit recevoir un soutien adapté à ses spécificités et vulnérabilités.

Cependant, cette analyse comporte certaines limites. Les projections dépendent fortement des hypothèses sous-jacentes aux scénarios climatiques et économiques du NGFS, ce qui peut introduire des incertitudes si les trajectoires réelles diffèrent des hypothèses retenues. De plus, la granularité sectorielle pourrait être approfondie pour capter les dynamiques internes aux sous-secteurs. Enfin, l'intégration des données historiques, perturbées par des événements exceptionnels comme la pandémie de COVID-19, pourrait influencer la précision des modèles, notamment en ce qui concerne la stabilité des probabilités de migration. Ces limites doivent être prises en compte pour affiner les analyses futures et renforcer la robustesse des outils méthodologiques.

En conclusion, la mise en œuvre de politiques climatiques cohérentes, anticipées et structurées est essentielle pour minimiser les impacts économiques négatifs et maximiser les opportunités d'une transition énergétique réussie. Cette étude apporte des outils méthodologiques robustes pour aider les institutions financières et les décideurs à évaluer les risques climatiques et à orienter leurs stratégies vers une économie durable, tout en renforçant leur résilience face aux défis du futur.

Bibliographie

ANNE-CATHERINE-HUSSON-TRAORE (2019). De la notation ESG déclarative aux *stress test* d'alignement sur l'Accord de Paris et les Objectifs de développement durable

<https://shs.cairn.info/revue-realites-industrielles-2019-4-page-87?lang=fr>

MARCOS ABOH, THIERRY KENGNE, ARESKI COUSIN (2023). Développement d'un modèle de stress-test climatique sur un portefeuille de crédit corporate.

<https://www.nexialog.com/publication/developpement-dun-modele-de-stress-test-climatique-sur-un-portefeuille-de-credit-corporate/>

ADEME (2021). Stress-tests climatiques par scénarios : de l'analyse des risques à la modélisation.

<https://librairie.ademe.fr/changement-climatique/4218-stress-tests-climatiques-par-scenarios-de-l-analyse-des-risques-a-la-modelisation.html>

LAURE BERGALA (2021). La France a ouvert le bal de stress-tests climatiques qui seront renouvelés et améliorés.

<https://www.revue-banque.fr/archive/france-ouvert-bal-stress-tests-climatiques-qui-ser-XYRB19918>

DANIEL KRIPFGANZ (2016). ardl: Stata module to estimate autoregressive distributed lag models.

https://www.stata.com/meeting/chicago16/slides/chicago16_kripfganz.pdf

HAYDAR DEMIRHAN. ardlDlm: Implement finite autoregressive distributed lag model

<https://www.rdocumentation.org/packages/dLagM/versions/1.1.13/topics/ardlDlm>

JONAS KIBALA KUMA (2018). Modélisation ARDL, Test de cointégration aux bornes et Approche de Toda-Yamamoto : Éléments de théorie et pratiques sur logiciel.

<https://hal.science/cel-01766214>

NATSIPOULOS. ARDL, ECM and Bounds-Test for Cointegration.

<https://github.com/Natsiopoulos/ARDL>

YANNICK LUCOTTE (2022). Risques climatiques pour le secteur bancaire: enjeux et défis réglementaires.

<https://www.youtube.com/watch?v=J8rrtQzyOo>