



ANALYSE SUR L'UTILISATION DE VARIABLES DE MARCHÉ SUR LES MODÈLES PROBITS DE RISQUE
SOUVERAIN

Par

William Rizk

Sciences de la gestion

(Option Finance)

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise en sciences en gestion (M. Sc.)

Décembre 2025

© William Rizk, 2025

Table des matières

Table Des Tableaux	VI
Définitions	IX
Résumé	XI
Introduction	1
1. Enjeux et problématique	4
2. Revue de la littérature	11
2.1 Déterminants du risque souverain	11
2.2 Modèles économétriques pour la prédiction du risque souverain	13
3. Données et sources	19
3.1 Sources de données	19
3.2 Création de la base de données	20
3.3 Exclusions et manipulations	21
3.4 Couverture de données historiques	25
3.5 Représentativité des données	27
4. Méthodologie	29
4.1 Description du modèle actuel	29
4.2 Processus d'échantillonnage	31
4.3 Sélection de variables	32
4.4 Modèles préliminaires et mesures statistiques du pouvoir discriminant	34
4.5 Estimation du modèle bonifié de données CDS	36
4.6 Création du modèle prédictif	41
5. Analyse des résultats	50
5.1 Présentation des résultats du modèle probit ordonné initial	50
5.2 Présentation des résultats du second modèle probit ordonné	54
5.3 Présentation du nouveau modèle prévisionniste	58
6. Discussion des résultats	62
6.1 Introduction à la discussion des résultats	62
6.2 Interprétation des résultats du modèle probit ordonné initial	62
6.3 Apport des variables de marché (CDS) dans le modèle enrichi	65

6.4	Discussion du modèle prévisionniste _____	69
6.5	Implications pratiques et recommandations _____	73
6.6	Perspectives de recherche et pistes d'amélioration _____	75
6.7	Conclusion _____	76
7.	Conclusion _____	77
	Bibliographie _____	80
	Annexes _____	82
	Annexe A : Correspondance entre notations numériques, internes et celles de S&P _____	82
	Annexe B : Distribution de pays à l'étude et dans le portefeuille de l'institution financière _____	82
	Annexe C : Définition des 84 variables retenues _____	83
	Annexe D : Statistiques descriptives des variables retenues dans le premier modèle _____	87
	Annexe E : Différences des statistiques descriptives entre les échantillons _____	87
	Annexe F : Statistiques descriptives des variables retenues dans les deux derniers modèles _____	88
	Annexe G : Distributions des observations dans les échantillon de test par année, région et notation _____	89

Table Des Tableaux

Tableau 1 – Comparaison des définitions de défaut de l’institution financière (IF) et S&P.....	IX
Tableau 2 – Description des différentes notations de crédit	4
Tableau 3 – Présentation des différentes échelles de notation (Moody’s, S&P et une institution financière)	5
Tableau 4 – Description des données utilisées	19
Tableau 5 : Statistiques descriptives des variables retenues dans les modèles d’évaluation de la probabilité de défaut.....	21
Tableau 6 – Distribution des pays dans les échantillons avec et sans CDS selon la région.....	28
Tableau 7 - Distribution des pays dans les échantillons avec et sans CDS selon la notation.....	28
Tableau 8 - Impact des critères d’exclusion sur le nombre de variables candidates.....	33
Tableau 9 – Description des variables de CDS utilisées dans la création du modèle	39
Tableau 10 – Résultats de la régression probit ordonné univariée sur les variables CDS.....	39
Tableau 11 – Résultats des régressions logistiques univariées pour la sélection des variables du modèle prévisionniste de changements de notation souveraine	45
Tableau 12 – Matrice de coût utilisée pour la classification coût-sensible des changements de notation souveraine	48
Tableau 13 – Étapes de la sélection ascendante et évolution de l’AIC	51
Tableau 14 – Coefficients estimés du modèle probit sans variables de marché et p-values.....	52
Tableau 15 – Performance du modèle probit ordonné initial en échantillon d’entraînement et de test.....	53
Tableau 16 – Résultats du processus de sélection ascendante pour le second modèle probit ordonné enrichi de variables CDS.	55
Tableau 17 – Coefficients estimés et valeurs-p pour le second modèle probit, enrichi de variables CDS.....	56
Tableau 18 – Performance du modèle enrichi de données CDS en échantillon d’entraînement et de test.....	57
Tableau 19 – Résultats de la sélection ascendante des variables du modèle prévisionniste.....	59
Tableau 20 – Comparaison des performances de différents modèles prévisionnistes de changements de notation souveraine	60
Tableau 21 – Table de correspondance entre les notations internes, externes et l’échelle numérique utilisée pour la régression	82
Tableau 22 – Pays dans les données d’entraînement par région	82
Tableau 23 – Présentation des 84 variables retenues suite à la sélection de variables.....	83
Tableau 24 – Statistiques descriptives des variables retenues dans le premier modèle.....	87
Tableau 25 – Différences des statistiques descriptives entre les échantillons avec variables de marché et sans variables de marché.....	87
Tableau 26 – Statistiques descriptives des variables retenues dans les deux derniers modèles	88
Tableau 27 – Distribution des observations dans l’échantillon de test pour le premier modèle par Année.....	89
Tableau 28 – Distribution des observations dans l’échantillon de test pour le premier modèle par Région	89

Tableau 29 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le premier modèle par Notation	90
Tableau 30 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Notation	90
Tableau 31 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Région	91
Tableau 32– Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Notation	91

Définitions

Ici nous décrivons et comparons la définition de défaut définie dans les politiques de crédit de l'OSFI à celle décrite par l'agence de notation *Standard & Poor's*. Ce faisant, nous souhaitons confirmer si l'information externe est comparable à celle du régulateur et si nous pouvons donc l'utiliser dans les modèles d'évaluation du risque.

Tableau 1 – Comparaison des définitions de défaut de l'institution financière (IF) et S&P

Ce tableau compare la définition de défaut selon S&P et selon le cadre réglementaire de l'OSFI, en mettant en évidence les similitudes, différences et implications pour la modélisation du risque souverain.

S&P	OSFI	Similitudes et commentaires
Selon la définition de S&P, un défaut de l'émetteur implique que : → L'émetteur a manqué ou retardé un paiement prévu légalement (à la date prévue ou dans un délai de grâce contractuel), ou → L'émetteur est en faillite, en administration judiciaire, en liquidation ou dans une autre procédure formelle de cessation d'activité, ou → Il y a eu un échange de dette en difficulté, c'est-à-dire un événement modifiant la relation contractuelle initiale entre le créancier et l'émetteur, entraînant une perte économique pour le détenteur d'obligations.	Un défaut est réputé survenir lorsqu'au moins l'une des conditions suivantes est satisfaite : → Un emprunteur présente un retard de paiement significatif, généralement supérieur ou égal à 90 jours, sur une obligation de crédit jugée matérielle ; ou → l'institution considère qu'il est improbable que l'emprunteur honore intégralement ses obligations de crédit sans recours à des mesures telles que la réalisation de garanties, la restructuration de la dette ou d'autres actions de recouvrement. Cette définition vise à assurer une reconnaissance prudente et cohérente des situations de détérioration du risque de crédit, en cohérence avec les standards internationaux du cadre de Bâle.	Alors que le cadre réglementaire prescrit par l'OSFI précise clairement le nombre de jours de retard (90 jours) avant de considérer un défaut de paiement, Moody's, S&P et Fitch se réfèrent à une date contractuelle prévue, incluant un délai de grâce, sans en préciser la durée. De ce point de vue, les définitions des agences semblent plus conservatrices que celle de l'OSFI, car le délai de grâce n'est pas limité à 90 jours, et une dépréciation peut être reconnue avant une insolvabilité. Le cadre réglementaire de l'OSFI peut ainsi être interprété comme définissant un ensemble minimal de situations constitutives de défaut, au regard des définitions plus larges adoptées par les agences de notation. Par ailleurs, les événements de dépréciation financière, de faillite, de mise sous administration judiciaire, de liquidation ou d'échange de dette en difficulté définis par les agences sont comparables utilisés par les institutions financières dans l'application du cadre réglementaire de l'OSFI.

Notons également la définition retenue par Ams, Baqir, Gelpern et Trebesch (2019) : Un défaut souverain se produit lorsqu'un gouvernement ne respecte pas ses obligations financières telles que définies dans les contrats initiaux, ou lorsqu'il engage une restructuration de dette jugée coercitive ou « distressed », impliquant une réduction de valeur pour les créanciers (par exemple, baisse du principal, diminution des intérêts ou allongement des échéances). Cette définition inclut également les cas de moratoire, de répudiation ou de suspension unilatérale des paiements, même en l'absence de procédure formelle de faillite, puisque les États ne sont pas soumis aux régimes d'insolvabilité classiques.

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à l'amélioration de l'évaluation et de la prévision du risque de crédit souverain au sein des institutions financières, en particulier à travers l'intégration de variables de marché dans les modèles économétriques traditionnels. Alors que les modèles probit ordonnés reposent principalement sur des indicateurs économiques et de gouvernance, l'ajout de données de marché, telles que les spreads de Credit Default Swaps (CDS), vise à renforcer la capacité des modèles à capter les dynamiques prospectives du risque souverain et à anticiper les tensions financières.

La démarche adoptée consiste à enrichir le modèle probit ordonné de notation souveraine de l'institution financière par l'intégration de variables de marché à haute fréquence, puis à développer un modèle prévisionniste basé sur une régression logistique multinomiale. Les modèles sont calibrés et validés sur un large échantillon de pays et de périodes, en comparant leur performance à celle des modèles traditionnels et aux notations attribuées par S&P. Les résultats montrent que l'ajout des spreads CDS améliore significativement la détection des changements de notation et la robustesse des prédictions, tout en offrant un outil d'alerte précoce pour la gestion du risque.

En conclusion, ce travail met en évidence la pertinence d'une approche multidimensionnelle et dynamique pour l'évaluation du risque souverain, combinant variables économiques, institutionnelles et de marché. Les modèles enrichis proposés constituent une avancée méthodologique et opérationnelle, ouvrant la voie à une gestion plus proactive et résiliente du risque souverain dans un environnement international en constante évolution.

Introduction

L'évaluation du risque de crédit souverain constitue un enjeu fondamental pour les institutions financières, les investisseurs et les régulateurs. Dans un environnement international marqué par la volatilité des marchés, les crises économiques et les mutations géopolitiques, la capacité à anticiper et à mesurer le risque de défaut des États est devenue une priorité stratégique. Les agences de notation, telles que Moody's, Standard & Poor's et Fitch, jouent un rôle central dans ce processus : leurs notations influencent directement les coûts d'emprunt des États, l'accès aux marchés financiers, la gestion des portefeuilles obligataires et la détermination du capital réglementaire des banques.

Depuis le début du XXe siècle, la pratique de la notation souveraine s'est institutionnalisée, accompagnant le développement rapide des marchés obligataires internationaux. Les notations attribuées par les agences sont devenues des références incontournables, utilisées tant par les acteurs privés que publics pour évaluer la solvabilité des États et orienter les décisions d'investissement. Pourtant, la méthodologie employée par ces agences demeure largement opaque : si les rapports explicatifs sont publics, les poids attribués aux différents facteurs et les formules de calcul restent confidentiels. Cette opacité soulève des interrogations sur la capacité des modèles internes des institutions financières à reproduire fidèlement les notations et, surtout, à anticiper les évolutions rapides du risque souverain lors de chocs exogènes ou de crises financières.

L'institution financière utilise un modèle probit ordonné pour évaluer la probabilité de défaut souverain. Ce modèle exploite des variables économiques et de gouvernance, considérées comme les déterminants fondamentaux du risque. Cependant, cette approche présente des limites : elle peine à intégrer la dimension dynamique et prospective du risque, et sa capacité à anticiper les tensions de marché reste limitée, notamment en période de stress ou de volatilité accrue.

Face à ces enjeux, l'intégration de variables de marché, telles que les spreads de CDS, apparaît comme une voie prometteuse pour enrichir les modèles existants. Les spreads CDS sont disponibles à une fréquence élevée, reflètent en temps réel la perception du risque par les investisseurs et peuvent capter des signaux de tension ou d'anticipation non perceptibles dans les indicateurs macroéconomiques classiques. Plusieurs études récentes (Ismailescu & Kazemi, 2010 ; Van de Ven et al., 2018 ; Rodríguez et al., 2019) soulignent la valeur ajoutée des spreads CDS dans la détection précoce des risques souverains et la prévision des changements de notation. Leur intégration dans le modèle interne d'une institution

financière permettrait d'améliorer la réactivité, la précision et la robustesse des outils d'évaluation du risque.

Ce mémoire s'inscrit dans une démarche d'innovation méthodologique, visant à enrichir le modèle probit ordonné de notation souveraine de l'institution financière par l'ajout de variables de marché à haute fréquence. L'objectif est double : d'une part, évaluer dans quelle mesure ces variables permettent de mieux reproduire les notations souveraines attribuées par S&P ; d'autre part, développer un modèle prévisionniste capable d'anticiper les changements annuels de notation, offrant ainsi un outil d'alerte précoce pour la gestion du risque souverain.

Plus précisément, ce travail propose :

- De transformer le modèle probit ordonné existant en un modèle enrichi, intégrant des données de marché (spreads CDS) en complément des variables économiques et de gouvernance ;
- De construire un modèle prévisionniste basé sur une régression logistique multinomiale, permettant d'estimer la probabilité d'une amélioration, d'une stabilité ou d'une dégradation de la notation d'un pays d'une année sur l'autre ;
- D'évaluer la performance de ces modèles en termes de pouvoir prédictif, de robustesse et de capacité d'alerte, en comparant les résultats obtenus à ceux des modèles traditionnels et aux notations attribuées par S&P.

La méthodologie adoptée combine une revue approfondie de la littérature, une sélection rigoureuse des variables explicatives, la constitution d'une base de données couvrant un large échantillon de pays et de périodes, et l'application de techniques d'analyse et de validation statistique, incluant des tests hors échantillon. L'approche retenue vise à garantir la pertinence opérationnelle des modèles, tout en assurant leur interprétabilité et leur conformité aux exigences réglementaires.

Au-delà de l'intérêt académique, cette démarche vise à fournir aux institutions financières un outil d'aide à la décision plus réactif et pertinent, capable de capter les signaux précoces de détérioration ou d'amélioration du risque souverain. L'intégration de ces modèles dans les processus internes de gestion du risque pourrait ainsi renforcer la résilience des portefeuilles et soutenir une approche proactive dans un environnement international en constante évolution.

La structure du mémoire reflète cette démarche : après une revue de la littérature sur les déterminants du risque souverain et les modèles économétriques utilisés, les sections suivantes détaillent

la méthodologie, la construction des modèles, l'analyse des résultats et leur interprétation. Enfin, une discussion approfondie met en perspective les apports, les limites et les implications pratiques des modèles développés, avant d'ouvrir sur des pistes d'amélioration et des perspectives de recherche.

1. Enjeux et problématique

Le risque de crédit souverain est défini comme étant la probabilité qu'un État ne respecte pas ses obligations financières. C'est un enjeu central pour les institutions financières, particulièrement les banques, notamment dans le cadre de l'évaluation du risque de contrepartie. C'est dans ce contexte que les agences de notation de crédit telles que Moody's, Standard & Poor's et Fitch jouent un rôle central. Depuis les années 1910, ces agences assignent des notations aux émetteurs souverains, fournissant aux marchés un indicateur de la solvabilité d'un État. Ces notations influencent directement les coûts d'emprunt d'un pays, les décisions d'investissement des détenteurs d'obligations ainsi que certaines politiques économiques, particulièrement en contexte de discipline budgétaire. Pour un analyste en risque de contrepartie, ces notations sont également utilisées afin de définir un appétit pour le risque, mais sont également des intrants dans les modèles internes de notation des banques. Dans le cas de S&P, ces notations vont de 'AAA' (la meilleure qualité de crédit, presque sans risque de défaut) à 'D' (en défaut de paiement). Ces cotes servent de proxy pour la probabilité de défaut, qui n'est pas observable.

Tableau 2 – Description des différentes notations de crédit

Ce tableau présente les catégories de notation de crédit souverain et leur signification économique, distinguant les catégories d'investissement et spéculatives.

Notation	Signification	Catégorie
AAA	Qualité de crédit exceptionnelle	Catégorie d'investissement
AA	Très haute qualité	Catégorie d'investissement
A	Bonne qualité, sensible aux cycles	Catégorie d'investissement
BBB	Qualité moyenne, risque modéré	Catégorie d'investissement
BB, B	Spéculatif, vulnérable aux chocs	Catégorie spéculative
CCC à C	Risque de défaut élevée	Très spéculative
D	Défaut de paiement	En défaut

Il est également important de définir la notion de « cran ». Un cran en notation de crédit désigne un niveau ou un échelon dans l'échelle de notation utilisée pour classer la qualité de crédit d'un émetteur ou d'un instrument financier. Un cran correspond à une unité de différence entre deux notations

consécutives dans la grille de notation, offrant ainsi une plus grande granularité aux notations de risque. Suivant l'échelle de notation de l'institution financière, un cran correspondrait donc à une différence de 0.5 entre deux notations. La prochaine table illustrera une présentation des différentes notations de S&P, Moody's et celle de l'institution financière.

Tableau 3 – Présentation des différentes échelles de notation (Moody's, S&P et une institution financière)

Ce tableau établit la correspondance entre les notations de Moody's, S&P et l'échelle numérique utilisée pour la modélisation économétrique.

Moody's	S&P	Institution financière	
Aaa	AAA	1.0	Prime
Aa1	AA+	1.0	Haute Qualité
Aa2	AA	1.0	
Aa3	AA-	1.0	
A1	A+	1.5	Qualité moyenne supérieure
A2	A	2.0	
A3	A-	2.5	
Baa1	BBB+	3.0	Qualité moyenne inférieure
Baa2	BBB	3.5	
Baa3	BBB-	4.0	
Ba1	BB+	4.5	Spéculatif (hors catégorie d'investissement)
Ba2	BB	5.0	
Ba3	BB-	5.5	
B1	B+	6.0	Très spéculatif
B2	B	6.5	
B3	B-	7.0	
Caa1	CCC+	7.5	Risque Substantiel
Caa2	CCC	8.0	Extrêmement spéculatif
Caa3	CCC-	8.5	Défaut imminent avec faible perspective de recouvrement
Ca	CC	9.0	
	C	9.5	
C	D	10.0	En défaut

Dans le contexte de la gestion du risque de crédit de contrepartie, les modèles de notation du risque souverain jouent un rôle central pour les institutions financières. Le modèle BRR (Borrower Risk Rating) pour les pays souverains vise à estimer la probabilité de défaut des gouvernements nationaux où résident les contreparties d'institutions financières.

Le BSIF, régulateur bancaire canadien, exige que les banques se dotent de modèles internes robustes pour évaluer ces risques. Ceux-ci doivent être quantitatifs, documentés et validés régulièrement, et être intégrés dans les processus de gestion du capital, de tarification et de provisionnement.

Plus précisément, le BSIF s'attend des banques qu'elles soient capables de :

- Identifier les vulnérabilités liées aux expositions souveraines,
- Simuler des scénarios de stress,
- Ajuster leur stratégie de portefeuille en fonction des signaux de risque.

Il est donc essentiel pour les institutions financières de se doter d'un modèle interne performant. Elles peuvent être exposées à des risques souverains à travers des investissements en obligations d'État, des prêts à des entités publiques ainsi que des garanties et produits dérivés. Ce risque est particulièrement important en contexte de marché des capitaux, les notations de crédit bancaires sont généralement plafonnées au niveau du risque souverain, en raison de l'importance des inventaires d'obligations souveraines détenus.

Les notations de crédit souveraines sont utilisées dans plusieurs contextes :

- Calcul du capital réglementaire selon Bâle III : Utiliser un modèle interne, plutôt que des pondérations standardisées, permet de calculer le capital requis en fonction des risque pondérés, avec une estimation rigoureuse de la probabilité de défaut. Cela peut réduire les exigences de capital tout en respectant les normes.
- Appui à la prise de décision : Les cotes de risque interne sont utilisées par les équipes de gestion du risque de contrepartie pour soutenir la prise de décisions de crédit, alimenter les comités de gestion du risque et renforcer la transparence et la traçabilité.

- Allocation efficiente du capital : un modèle performant permet d'estimer les pertes attendues et d'évaluer le rendement ajusté au risque (RAROC), optimisant ainsi l'allocation du capital par géographie et contrepartie.
- Réactivité face aux chocs géopolitiques et macroéconomiques : Un modèle dynamique permet de capter les signaux de détérioration et d'ajuster les limites de crédit.

Bien que les données macroéconomiques et de gouvernance couvrent une grande partie de l'information pertinente à l'évaluation du risque, elles sont généralement publiées annuellement, ce qui limite le caractère dynamique du modèle. De plus, elles ne tiennent pas compte des événements récents susceptibles d'affecter la probabilité de défaut des souverains. Plusieurs travaux récents (Pan & Singleton, 2008; Longstaff et al., 2011) ont montré que les écarts de CDS contiennent une information précieuse sur la perception du risque souverain par les marchés, souvent plus réactive que les indicateurs macroéconomiques traditionnels. Ces résultats justifient l'intégration de données de marché dans les modèles de notation. Ce projet s'inscrit dans une volonté de l'équipe de gestion du risque de crédit de contrepartie de renforcer ses capacités analytiques.

C'est dans ce contexte que nous s'inscrit ce projet de recherche, dont l'objectif est de rendre le modèle d'évaluation de risque plus dynamique et complet. Deux questions principales guident cette étude :

- 1) L'ajout de variables de marché telles que des écarts de swaps sur défaut de crédit (CDS) au jeu de données, permet-il d'améliorer la performance d'un modèle d'évaluation du risque souverain?

Comme mentionné précédemment, un modèle de notation de crédit doit fournir une évaluation précise de la probabilité de défaut. La performance du modèle se définit comme sa capacité à reproduire fidèlement les notations de référence, mesurée par des indicateurs de corrélation (Spearman, Kendall, Somers D), des écarts moyens de cran, et des taux de correspondance exacte (+/- 1 cran). Ces métriques permettent d'évaluer à la fois la précision, la cohérence et la robustesse des prédictions. Sa performance, évaluée sur la

population à janvier 2024, est mesurée en comparant les résultats du modèle aux notations de crédit attribuées par S&P.

- 2) Un modèle prévisionniste, basé sur le modèle initial et enrichi de données telles que des écarts de swaps sur défaut de crédit (CDS), permettrait-il d'anticiper les changements de notations de S&P ou d'assigner une perspective (positive, négative, stable)?

Dans un second temps, nous chercherons à construire un modèle prévisionniste, basé sur le modèle initial enrichi de variables de marché, afin de prévoir les changements de notation de S&P. Or, un changement de cote peut avoir un impact important sur la situation financière du pays et les actifs qui y sont liés. Notamment, une décote mènera généralement à :

- Hausse des coûts d'emprunts pour le souverain concerné, en raison d'une prime de risque accrue.
- Fuite des capitaux, baisse de valeur de la monnaie nationale et réduction de la liquidité sur les marchés obligataires souverains.
- Réduction de l'accès au financement des États, voire exclusion de certains marchés ou déclenchement d'une vente massive de ses obligations.

Un modèle capable d'anticiper les changements de cotations pourrait également soutenir les décisions d'investissement, en orientant les traders vers des obligations susceptibles d'être revalorisées, et en les éloignant de celles à risque de décote.

Dans ce contexte, il serait fort pertinent de se doter d'un outil pouvant prévoir ces décotes, permettant une gestion plus active et dynamique du risque de crédit. Les données actuellement utilisées (gouvernance, macroéconomie, finances publiques) sont publiées de manière rétrospective et peu fréquente. En intégrant des écarts de CDS, disponibles en continu, nous espérons transformer le modèle actuel en un outil prévisionniste, plus réactif et plus représentatif du risque réel.

Ce projet devra néanmoins composer avec certaines limites, notamment la disponibilité inégale des données de marché selon les juridictions, et le risque de surajustement du modèle si trop de variables sont intégrées. Les enjeux de disponibilité seront particulièrement notés dans les

premières années de notre jeu de données, ainsi que pour les souverains émergents ou moins suivis par les marchés, pour lesquels les écarts de CDS sont soit absents, soit peu liquides. Cela pourrait limiter la couverture du modèle ou introduire un biais dans l'échantillon utilisé pour l'estimation.

Ce mémoire poursuit deux objectifs complémentaires. Premièrement, évaluer l'impact de l'ajout de variables de marché, telles que les écarts de CDS, à un premier modèle basé uniquement sur des données économiques et de gouvernance. Cette analyse vise à déterminer si ces informations améliorent la performance du modèle en reproduisant les notations souveraines attribuées par S&P. Dans ce cadre, la performance est étudiée en échantillon (*in sample*), c'est-à-dire sur les données utilisées pour l'estimation, ce qui constitue un objectif relatif, car il s'agit de comparer le modèle enrichi à un benchmark existant. Une validation hors échantillon (*out of sample*) est également réalisée pour vérifier la robustesse du modèle sur des données non utilisées lors de la calibration.

Deuxièmement, explorer la construction d'un modèle prévisionniste capable d'anticiper les changements de notation souveraine l'année suivante. Ici, la phase d'apprentissage s'effectue en échantillon, mais l'évaluation finale repose sur la capacité du modèle à prédire correctement des événements futurs hors échantillon, ce qui correspond à un objectif absolu, visant à maximiser la probabilité de prévision correcte.

Les résultats empiriques obtenus confirment la robustesse du modèle probit ordonné initial, fondé sur des variables macroéconomiques et institutionnelles, qui parvient à reproduire fidèlement les notations souveraines de S&P avec une corrélation de Spearman supérieure à 0,89 et un taux de prédiction à ± 2 crans d'environ 76 % hors échantillon. Toutefois, l'intégration des variables de marché, et en particulier des spreads de CDS à 5 ans, améliore sensiblement la performance du modèle. Le modèle enrichi affiche des corrélations supérieures à 0,94, un taux de correspondance exacte d'environ 36 % (contre 31 % pour le modèle initial), ainsi qu'une précision à ± 2 crans proche de 90 %, tout en réduisant significativement l'écart absolu moyen de notation.

Par ailleurs, le développement d'un modèle prévisionniste basé sur une régression logistique multinomiale met en évidence l'apport complémentaire des variables de marché dans l'anticipation

des changements annuels de notation. Si la variable de perspective (« outlook ») de S&P constitue naturellement un signal prédictif fort, l'ajout des variations et niveaux des spreads CDS permet d'améliorer significativement la détection des événements critiques : le rappel des classes extrêmes (améliorations et dégradations) passe ainsi d'environ 51 % à 75 %. Ces résultats démontrent que les indicateurs de marché apportent une information prospective substantielle, renforçant la capacité du modèle à agir comme outil d'alerte précoce pour la gestion du risque souverain.

2. Revue de la littérature

Malgré leur importance, les méthodologies utilisées par les agences externes demeurent opaques. Bien qu'elles publient des rapports explicatifs sur la notation et les facteurs pris en compte, elles ne divulguent pas les poids assignés à ceux-ci ou les formules utilisées. L'étude de Cantor et Packer (1996) a ainsi marqué un point tournant, en explorant la relation entre les facteurs qualitatifs proposés par Moody's, tels que la stabilité politique, la discipline budgétaire ou la flexibilité économique, et un ensemble de facteurs économiques observables dans le but de modéliser de manière rigoureuse les déterminants des notations souveraines. Leur évaluation a su identifier huit variables macroéconomiques clés, corrélées aux décisions des agences. Leur approche a ouvert la voie à une littérature empirique visant à reproduire les décisions des agences à partir de données publiques.

Depuis, plusieurs modèles ont été conçus pour évaluer la probabilité de défaut souverain. Les modèles de régression ordinale, notamment les modèles probit ordonnés, se sont imposés comme des outils robustes de modélisation dû à la nature hiérarchique des notations souveraines. Ces modèles permettent d'estimer la probabilité qu'un pays appartienne à une classe de notation donnée, tout en tenant compte de la structure ordonnée des catégories (ex : AAA, AA, A, etc.).

Au-delà de la question méthodologique, la modélisation du risque souverain revêt une importance macroéconomique majeure. En effet, comme le montrent Cantero-Saiz et al. (2014), le risque souverain ne constitue pas uniquement un indicateur financier relatif à la solvabilité des États : il exerce également des effets directs sur le système bancaire et le financement de l'économie réelle. Une augmentation du risque souverain peut entraîner une contraction de l'offre de crédit, en particulier pour les banques fortement exposées à la dette publique nationale. Ainsi, une estimation rigoureuse du risque souverain ne permet pas seulement de reproduire les décisions des agences, mais aussi d'anticiper les tensions sur le crédit bancaire et les mécanismes de rétroaction entre finances publiques et stabilité financière.

2.1 Déterminants du risque souverain

La littérature sur le risque souverain s'est beaucoup développée depuis les années 90, avec pour objectif de mieux comprendre les facteurs qui influencent la probabilité de défaut d'un État ou sa notation de

crédit. Ces déterminants peuvent être regroupés en trois catégories : les variables économiques fondamentales et fiscales, les facteurs institutionnels et politiques et les indicateurs de marché.

L'étude de Cantor et Packer (1996) a identifié huit variables macroéconomiques expliquant les notations souveraines, notamment le revenu par habitant, la croissance du PIB réel, le taux d'inflation, le solde budgétaire en % du PIB, le solde du compte courant en % du PIB, la dette externe en % des exports ainsi qu'un indicateur de développement économique (variable binaire indiquant un pays développé ou émergent), ainsi qu'un indicateur de défaut. Ces variables ont ensuite servi de base pour de nombreux travaux ultérieurs.

Hilscher et Nosbusch (2010) ont analysé les déterminants du risque souverain en mettant l'accent sur le rôle des fondamentaux macroéconomiques dans la formation des spreads de dette publique. À partir d'un échantillon international incluant des pays développés et émergents, les auteurs montrent que le risque souverain est largement expliqué par des variables macroéconomiques telles que le niveau d'endettement public, la croissance économique, l'inflation et la position extérieure. Ils soulignent également que la sensibilité des spreads aux fondamentaux s'accroît en période de tensions financières, suggérant que les marchés intègrent plus fortement les risques macroéconomiques lors des phases de stress. Ce travail établit ainsi que le risque souverain reflète avant tout la soutenabilité macroéconomique des finances publiques, et constitue une référence centrale dans la littérature sur la tarification de la dette souveraine.

Dans une thèse doctorale, Slim Souissi (2014) a montré que la devise d'émission de la dette constitue un facteur déterminant du risque de défaut. Les pays émettant majoritairement en monnaie locale présentent un profil de risque plus favorable que ceux dépendant de la dette en devises étrangères. L'étude souligne également l'importance du type de détenteurs de la dette (résidents vs non-résidents) dans la dynamique du risque souverain.

Une autre contribution importante au domaine a été l'étude de Reinhart, Rogoff et Savastano (2003) qui ont mis en évidence le rôle de la tolérance à la dette. Leur analyse historique a montré que certains pays présentent une propension chronique au défaut, indépendamment de leurs fondamentaux économiques, en raison de facteurs institutionnels, de crédibilité politique ou des passifs cachés. Ces facteurs sont intimement liés aux facteurs institutionnels et politiques mentionnés plus tôt. Nous notons donc que deux pays avec un profil de dette identique peuvent être perçus différemment par les investisseurs selon leur historique de défaut, leur crédibilité politique ou la qualité des institutions et que donc, les modèles

purement quantitatifs ne suffisent pas à expliquer les notations ou les crises. On peut penser à un pays comme l'Argentine, qui a souvent fait défaut malgré des périodes de croissance économiques, car les marchés anticipent des risques liés à la politique économique imprévisible, aux changements fréquents de régime ou des problèmes structurels, limitant leur capacité à émettre de la dette.

Butler & Fauver (2006) ont également examiné l'impact de la qualité des institutions sur les notations souveraines. Leur étude empirique, sur un échantillon de 86 pays, révèle qu'une amélioration d'un écart type dans l'indice de qualité institutionnelle est associée à une hausse significative de la notation, soulignant le rôle crucial des institutions dans la perception du risque souverain.

Finalement, l'étude de Sy Hoa Ho (2014) a proposé une approche multi-modèle pour analyser le risque de défaut dans les pays émergents. En combinant des modèles structurels, stochastiques et économétriques, l'auteur a identifié des variables explicatives économiques telles que la dette extérieure, les réserves internationales, le compte courant, mais également des variables explicatives de marché dont les spreads de CDS souverains et l'indice EMBI+. Ces indicateurs de marché permettent de capter à la fois les anticipations futures des investisseurs et les vulnérabilités structurelles des économies étudiées.

Ensemble, ces études démontrent que le risque souverain ne peut être expliqué seulement par des variables économiques. Les notations de crédit souveraines sont donc le résultat d'une interaction complexe entre les fondamentaux macroéconomiques, les structures institutionnelles et les signaux envoyés par les marchés financiers.

2.2 Modèles économétriques pour la prédiction du risque souverain

Plusieurs auteurs ont eu recours à des modèles économétriques pour prédire les notations de crédit ou la probabilité de défaut. Parmi ces approches, les modèles de réponse ordonnée, tels que les modèles probit ordonnés et logit ordonnés, se sont imposés comme des outils bien adaptés à la nature hiérarchique des notations souveraines.

Historiquement, plusieurs études ont initialement utilisé des modèles de régression linéaire ordinaire (OLS) pour analyser les déterminants des notations souveraines, en traitant les notations comme des variables continues. C'est d'ailleurs l'approche utilisée par Cantor et Packer (1996). Bien que simple à mettre en œuvre, cette approche présente une limite méthodologique importante. Elle suppose une

distance constante entre les différentes notations de crédit, ce qui ne reflète pas la réalité de la structure hiérarchique des notations. Cette critique a mené à une transition vers des modèles de réponse ordonnée des notations, tels que des modèles probit et logit ordonnés, mieux adaptés à la nature discrète et ordonnée des notations. L'étude de référence d'Afonso, Gomes et Rother (2006) a joué un rôle clé dans cette évolution, en démontrant que les modèles probit ordonnés, notamment ceux intégrant des effets aléatoires, offrent une meilleure spécification statistique et une interprétation plus cohérente des seuils entre chaque classe de notation.

L'étude de Bissoondoyal-Bheenick, Brooks et Yip (2006) compare plutôt l'efficacité d'un modèle probit ordonné à une approche fondée sur le raisonnement par cas pour prédire les notations souveraines. Les auteurs concluent que les deux méthodes produisent des résultats similaires en termes de précision prédictive, mais que le modèle probit ordonné présente une meilleure robustesse statistique. Leur étude a également révélé que certaines variables non-conventionnelles, comme l'usage de téléphones mobiles, peuvent surpasser les indicateurs économiques classiques dans certains contextes. Ces travaux ont ainsi consolidé l'usage des modèles ordonnés comme standard méthodologie dans la modélisation du risque souverain.

Dans le cadre de cette étude, nous utilisons une approche basée sur la notation implicite (*shadow rating approach*), consistant à estimer une notation de crédit pour un émetteur donné, en reproduisant la logique des agences de notation. Ce modèle repose sur un modèle entraîné à partir de notations observées, un proxy pour la probabilité de défaut, auquel on fournit des données économiques et financières pour générer une estimation de notation. Pour ce faire, les notations sont converties en échelle numérique ordonnée, dans notre cas de 1 à 22 (appendice 1), où 1 correspond à la meilleure cote possible et 22 à la pire. Cette transformation permet d'utiliser des modèles économétriques, tout en respectant l'ordre implicite des notations. Cette approche a été souvent utilisée, notamment par Monfort et Mulder (2000), Bouchet et al (2003), Ferri et al. (1999) et Gaillard (2009). On peut également penser à Rahm (2013), qui a développé un modèle de notation implicite pour les États souverains afin de reproduire les notations de S&P à partir de données publiques.

Plus récemment, des auteurs ont exploré des méthodes plus modernes d'estimation des notations de risque. L'étude d'Overes et Van der Wel (2022) compare la performance de modèle d'apprentissage automatiques (MLP, CART et SVM) à celle de modèles classiques. Leurs résultats montrent que ces modèles surpassent nettement les modèles statistiques classiques en termes de précision prédictive. Néanmoins, les modèles classiques conservent l'avantage d'une meilleure interprétabilité des coefficients, essentiel

dans le contexte bancaire soumis à des exigences de transparence et de validation réglementaire. Ces travaux constituent la base méthodologique sur laquelle s'appuie le modèle de notation BRR souverain.

2.3 Synthèse des études empiriques sur l'utilisation du modèle probit dans la notation souveraine

Dans le cadre de l'enrichissement du modèle probit ordinal appliqué au risque souverain, il est essentiel de situer les travaux de Tennant et Najef (2020), Al-Sakka et ap Gwilym (2010), et Reusens et Croux (2017) au sein de la littérature. Ces études constituent des références majeures pour comprendre les apports méthodologiques et empiriques du modèle probit dans la prédiction des notations de crédit et des probabilités de défaut souverain.

Tennant et Najef (2020) proposent une analyse approfondie des déterminants du risque souverain en utilisant un modèle probit pour estimer la probabilité de défaut des États. Leur approche repose sur la modélisation de la variable dépendante sous forme binaire (défaut ou non), permettant ainsi d'intégrer des variables explicatives économiques, institutionnelles et de marché. Le choix du modèle probit s'explique par sa capacité à traiter la nature qualitative de la variable dépendante et à fournir des estimations robustes, notamment lorsque la distribution des erreurs ne satisfait pas aux hypothèses classiques de normalité. Les auteurs mettent en avant l'intérêt du probit pour capter les effets non linéaires et éviter les biais des modèles linéaires, tout en soulignant l'importance de l'estimation par maximum de vraisemblance pour garantir la validité statistique des résultats. Cette étude illustre la pertinence du modèle probit dans le contexte de la gestion du risque souverain, en particulier pour l'évaluation de la probabilité de défaut sur des horizons temporels variés.

Al-Sakka et ap Gwilym (2010) se distinguent par l'utilisation d'un modèle probit ordonné à effets aléatoires pour analyser les migrations de notations de crédit souverain. Cette méthodologie permet de respecter la structure ordinale des notations (AAA, AA, A, etc.) et d'estimer les seuils séparant les différentes classes. L'intégration d'effets aléatoires dans le modèle probit ordonné répond à la nécessité de prendre en compte l'hétérogénéité non observée entre les pays, ce qui est crucial dans le contexte des notations souveraines où les dynamiques institutionnelles et économiques varient fortement d'un État à l'autre. Les auteurs démontrent que cette approche améliore la précision prédictive des migrations de notation et offre une interprétation cohérente des déterminants, notamment en période de volatilité

accrue sur les marchés financiers. Leur travail met en lumière la supériorité du modèle probit ordonné par rapport aux modèles linéaires, en particulier pour la modélisation des transitions entre catégories de notation.

Reusens et Croux (2017) appliquent un modèle probit ordonné multi-années pour étudier les déterminants des notations souveraines avant et après la crise de la dette européenne. Leur méthodologie repose sur la méthode de vraisemblance marginale composite, adaptée à des données longitudinales couvrant plusieurs agences de notation et un large échantillon de pays. Le modèle probit ordonné permet de modéliser la structure hiérarchique des notations tout en capturant les évolutions dans l'importance des variables explicatives au fil du temps. Les résultats montrent que certains facteurs, tels que le solde budgétaire et la dette publique, ont vu leur influence croître après la crise, illustrant la flexibilité du probit pour intégrer des effets dynamiques et des interactions complexes entre variables macroéconomiques. Cette étude confirme la pertinence du modèle probit ordonné pour l'analyse des notations souveraines dans un contexte de forte instabilité économique.

2.4 Variables de marché en contexte de risque souverain

L'intégration des données de marché dans les modèles de risque souverain repose sur leur capacité à refléter en temps réel les anticipations des investisseurs. Les indicateurs tels que les spreads obligataires ou les spreads de Credit Default Swaps (CDS) sont perçus comme des signaux du risque perçu par les marchés. Leur principal avantage provient de leur capacité à refléter le sentiment des investisseurs en temps réel et leurs anticipations des risques futurs, contrairement aux indicateurs macroéconomiques traditionnels, souvent publiés avec un décalage.

Plusieurs études ont démontré la relation entre les spreads de CDS. Notamment, Ismailescu et Kazemi (2010) ont montré que des variations de CDS sont utiles pour prédire des événements de crédit négatifs et que ces variations peuvent être utilisés pour estimer la probabilité d'un événement de crédit négatif.

Une autre étude, de Van de Ven, Dabadghao et Chockalingam (2018) a développé un modèle de régression se basant sur des données de spreads de CDS et de données financières et macroéconomique. Les auteurs ont soulevé des enjeux subvenus durant la crise souveraine européenne, où les notations se sont avérées inexactes. Leur modèle, incorporant les données de CDS, s'est avéré plus réactif et cohérent avec les événements économiques que ceux des agences traditionnelles. L'étude démontre également

que les facteurs de marché capturent à la fois le risque systématique et idiosyncratique, ce que les modèles purement macroéconomiques ne le permettent pas toujours.

L'étude de Rodríguez, Dandapani et Lawrence (2019) a comparé la capacité des spreads de CDS et des notations souveraines à prédire les événements liés au risque souverain. Ils ont découvert que les spreads CDS sont généralement de meilleurs prédicteurs des événements souverains que les notations. Ils notent que les notations changent rarement et souvent après coup, tandis que les CDS réagissent immédiatement aux nouvelles informations. Cette étude soutient directement l'approche de ce mémoire, démontrant que les CDS peuvent enrichir ou même surpasser les notations traditionnelles dans la détection du risque souverain.

Della Corte et al. (2022) établissent un lien explicite entre le risque souverain et les CDS, en montrant que ces derniers constituent une mesure centrale de la perception du risque souverain par les marchés financiers. Les auteurs démontrent que les variations des CDS souverains capturent un facteur de risque systématique qui est intégré dans la tarification des actifs internationaux, notamment sur les marchés des changes. Une augmentation des CDS souverains est associée à une dépréciation de la monnaie nationale et à des rendements de change prévisibles, indiquant que le risque souverain mesuré via les CDS est effectivement rémunéré par les investisseurs. Ce travail montre ainsi que les CDS ne sont pas de simples instruments dérivés, mais un indicateur clé de l'évaluation du risque souverain par les marchés, justifiant pleinement leur utilisation pour estimer et analyser ce risque.

Finalement, l'étude de Ciarlone et Trebeschi (2005) propose un modèle économétrique destiné à servir d'outil d'alerte précoce pour détecter les détériorations potentielles du risque souverain. Dans l'article, les auteurs ont démontré que l'intégration des spreads de CDS permet de détecter plus rapidement les tensions financières, anticiper les changements de notations et donc de jouer un rôle d'alerte précoce pour les investisseurs et décideurs.

Contrairement à des études telles que celle de Ciarlone et Trebeschi (2005), qui examinent comment les variables de marché anticipent ou prédisent les changements de notation souveraine, Bicini et Hutchison (2018) adoptent une démarche inverse en analysant l'impact des changements de notation sur l'évaluation de marché du risque souverain. En mobilisant un modèle probit, ils démontrent que les annonces de dégradation de notation provoquent une augmentation immédiate et significative des spreads de CDS et des taux d'intérêt, traduisant une réévaluation à la hausse du risque souverain par les investisseurs. À l'inverse, les améliorations de notation ont un effet plus modéré, souvent anticipé par les

marchés avant l'annonce officielle. Cette asymétrie des réactions met en lumière le rôle central des agences de notation comme catalyseurs d'ajustements de prix sur les marchés obligataires, particulièrement en période de stress financier ou dans les économies émergentes. Les résultats de Bicini et Hutchison (2018) confirment ainsi la nécessité d'intégrer les variables de marché dans les modèles probit de risque souverain, afin de mieux capter la dynamique réelle du risque perçu et d'améliorer la capacité prédictive des modèles utilisés par les institutions financières.

En résumé, ces travaux soulignent l'apport potentiel de ces données dans les modèles d'évaluation du risque souverain. Leur capacité à capter en temps réel le sentiment des investisseurs et leurs anticipations en font des outils complémentaires, voire supérieurs, aux variables traditionnelles et démontrent leur puissance prédictive. Ces résultats justifient pleinement l'intégration de ces variables dans le cadre du présent mémoire, visant à enrichir le processus de notation souverain par des indicateurs de marché à haute fréquence ainsi que leur capacité à prévoir des changements de notations.

3. Données et sources

3.1 Sources de données

Dans cette section, je décrirai les sources de données, les données utilisées ainsi que le traitement qui leur a été appliqué. Les données macroéconomiques proviennent de la base de données d'EIU « Economic Intelligence Unit ». Nous utiliserons également des indicateurs de gouvernance et corruption, provenant de la Banque Mondiale. Les données de marché utilisées dans le nouveau modèle proviendront de Refinitiv et Markit, tandis que nous avons obtenu la liste de notes de crédit directement de S&P.

Tableau 4 – Description des données utilisées

Ce tableau synthétise les principales sources de données mobilisées (S&P, EIU, Banque mondiale, Refinitiv, Markit) ainsi que leur utilisation dans la construction du modèle.

Source	Description	Utilisation	Référence
S&P	Base de données contenant les cotes de risque externes que je vise à répliquer dans ce mémoire	Utilisé pour récupérer les cotes de risques pays	Sovereign Ratings History S&P Global Ratings (spglobal.com)
EIU	Base de données contenant la majorité des données quantitatives sur les pays	Utilisé pour obtenir les données macroéconomiques utilisées comme variables explicatives	https://www.eiu.com/n/
World Bank	Base de données contenant des données quantitatives sur les indicateurs de gouvernance	Utilisé pour obtenir les données de gouvernance employées comme variable explicatives dans le modèle.	Home Worldwide Governance Indicators (worldbank.org)
Refinitiv	Base de données qui contient une importante variété de données de marché (CDS, rendements, prix, etc.)	Utilisé pour extraire les séries temporelles de CDS.	
Markit	Base de données qui contient une importante variété de données de marché (CDS, rendements, prix, etc.)	Utilisé pour extraire les séries temporelles de CDS	

3.2 Création de la base de données

Les bases de données décrites dans la section précédentes ont été employées pour construire la base de données utilisée par les modèles Probit.

La base de données sur les Indicateurs de Gouvernance Mondiaux (WGI) sont disponibles gratuitement sur le site de la Banque Mondiale. Les données ont été extraite en septembre 2023 et couvrent une période allant de 1996 à 2022.

Les indicateurs macroéconomiques (comme la croissance du PIB réel, le PIB, le taux d'endettement, etc.) sont fournis par EIU et sont disponible sur leur site web.

Le jeu de données préliminaire utilisé dans la construction du modèle a été obtenue par la fusion entre les jeux de données d'EIU, de la Banque Mondiale, de S&P ainsi que de Refinitiv/Markit. Celui-ci comprend notamment des données macro-économiques, indicateurs de croissance, de données sur la situation financière des pays, données sur la gouvernance ainsi que les cotes externes émises par S&P: les « *Foreign Currency Long Term Issuer Ratings* » ou « Notation à long terme en devises étrangères de l'émetteur » qui seront notre variable dépendante.

Nous utilisons la notation de crédit sur les devises étrangères, car celle-ci est généralement plus conservatrice. En effet les notations en devises locales ne capturent pas l'ensemble des risques liés à la capacité et à la volonté d'un État d'honorer ses obligations financières. Premièrement, les notations en devises locales n'intègrent pas les risques de transfert et de convertibilité, tels que les contrôles de capitaux ou les pénuries de réserves en devises étrangères. En revanche, les notations en devises étrangères tiennent compte de ces risques, ce qui les rend plus représentatives de la vulnérabilité externe d'un pays. Cette vulnérabilité peut se manifester par la volatilité des taux de change, des déséquilibres de la balance des paiements, ou encore une diminution des réserves de change. À l'inverse, pour la dette en monnaie locale, un État peut généralement recourir à l'émission monétaire pour assurer le service de sa dette.

Du point de vue d'une banque opérant à l'international, les notations en devises étrangères sont plus pertinentes, car elles influencent directement les taux d'intérêt, les spreads de crédit souverain, ainsi que l'accès aux marchés financiers. Enfin, dans le cadre des Accords de Bâle, ces notations sont souvent utilisées pour le calcul des actifs pondérés par les risques (RWA), notamment dans l'approche standard du risque de crédit. Un exemple de pays ayant une meilleure cote en devise locale est la Turquie, notée

« B- » en devise étrangère et « B » en devise locale par S&P, dû aux enjeux de financement externe causés par une dette extérieure élevée et la volatilité de la livre turque.

La base de données est exhaustive et couvre un grand échantillon de pays côtés, allant jusqu'à 123 pays distincts. Ci-dessous, vous pouvez trouver les statistiques descriptives en lien avec toutes les variables ayant été retenues dans un modèle, avant les exclusions. Les statistiques descriptives après exclusions peuvent être retrouvées en annexe.

Tableau 5 : Statistiques descriptives des variables retenues dans les modèles d'évaluation de la probabilité de défaut.

Le tableau ci-dessus présente des statistiques descriptives pour toutes les variables retenues dans un des modèles présentés plus loin. En annexe, on peut retrouver les statistiques descriptives après exclusions ainsi qu'une descriptions des variables retenues.

	Moyenne	Médiane	Écart Type	min	p25	p75	max
lag_GE_EST	1,04E-10	-0,14	1,00	-2,44	-0,76	0,77	2,47
lag_PSAV	23,03	22,04	9,50	-49,63	16,65	28,06	60,33
lag_BREP	28,18	25,22	12,90	0,00	17,61	38,24	88,19
lag_XPP3	10,78	9,29	7,52	0,00	5,71	13,82	86,34
lag_LRAT	11,05	8,67	9,73	0,00	5,02	14,26	118,38
lag_UNEM	7,86	6,63	5,24	0,10	4,38	9,62	40,00
lag_BINT	2,24	1,85	1,83	-0,13	0,98	2,95	17,71
lag_PSTK	1,37	0,62	3,85	-20,21	0,02	1,64	43,60
lag_INPY	1,70	1,25	1,81	-4,67	0,60	2,19	20,60
lag_DMN2	51,69	9,36	1691,31	-50,23	5,09	15,91	80400,00

3.3 Exclusions et manipulations

Dans cette section, nous discuterons des exclusions et manipulations faites durant le processus de modélisations ainsi que de la logique supportant ces décisions. Dans le cadre de ce projet de recherche, nous avons obtenu les données déjà traitées, nous décrivons donc ici la procédure suivie par l'équipe de modélisation.

3.3.1 Exclusion d'observations de pays

Avant de fusionner les données de toutes nos sources, seule la notation de crédit la plus récente a été retenue pour les pays qui avaient plus d'une date de notation durant la même année. Basé sur cette règle, 662 observations ont été retirées du jeu de donnée initial.

Après avoir fusionné les jeux de données d'EIU, de la Banque Mondiale et de S&P, les ajustements suivants ont été effectués :

- Seuls les pays ayant des notations de crédit à long terme en étrangères de l'émetteur ont été retenus,
- Nous avons également exclu les défauts.

Basé sur ces restrictions, 1543 observations ont été retirées et 2129 observations couvrant la période 2002-2021 ont été retenues dans le jeu de donnée avant le processus d'échantillonnage.

3.3.2 Traitement des clients régularisés

Un client est considéré comme régularisé lorsqu'il a satisfait aux critères de défaut, mais a, par la suite, remboursé intégralement sa dette, éliminant ainsi tout risque de perte. Dans ce cas, le client est réintégré au portefeuille courant. À des fins de modélisation, ces clients régularisés peuvent être maintenus dans la population de développement.

Dans le cadre de cette étude, les observations correspondant à des défauts ont été exclues, comme mentionné précédemment. Étant donné que les données sont collectées sur une base annuelle, tout pays réapparaissant dans l'échantillon après un défaut est considéré comme ayant passé au moins douze mois depuis l'évènement de défaut.

Les pays en défaut ont été identifiés comme ceux ayant reçu une notation de CC ou inférieure de la part de l'agence S&P à une date d'observation donnée. Au total, 39 observations de défaut (inclus dans les exclusions mentionnées précédemment) ont été retirées de l'échantillon de développement, étant donné que nous travaillons sur un portefeuille sans défaut.

3.3.3 Données manquantes

Les données manquantes représentent un défi récurrent en modélisation, en particulier lorsqu'on travaille avec de grands jeux de données et dans le contexte souverain, où de nombreux pays ne disposent pas de systèmes statistiques suffisamment développés pour produire des données complètes et régulières. Pour faciliter la gestion du grand nombre de données manquantes provenant d'EIU, nous avons procédé à une première phase d'exclusion consistant à éliminer les variables avec un taux de valeurs manquantes de 60% ou plus. Le nombre de variable exclues était de 898.

Il ne semble pas y avoir de consensus sur les seuils d'exclusions de variables. Des seuils d'exclusions de 20%, 40% et 60% ont été testés avant de s'arrêter sur 60%. Baisser le seuil d'exclusion à 20%, par exemple, aurait considérablement réduit le nombre de variables considérées pour prédire la notation de crédit, mais aurait également eu un impact négatif sur la performance du modèle produit.

3.3.4 Traitement des valeurs manquantes

Après avoir exclus les variables ne répondant pas au seuil de 60%, nous avons effectuée un traitement de valeur manquantes pour les variables retenues. Bien que plusieurs méthodes d'imputation existent, nous avons choisi la méthode d'imputation par la médiane, qui a été appliquée sur toutes les variables toujours disponibles dans notre jeu de données.

3.3.5 Traitement des valeurs extrêmes

Les régressions sont particulièrement sensibles aux valeurs extrêmes, qui peuvent fausser l'estimation des coefficients et altérer la validité des résultats. La méthode choisie pour déterminer le seuil des variables susceptibles de contenir des valeurs extrêmes est la règle de Tukey. Selon cette méthode, une valeur est considérée potentiellement extrême si elle se situe en dehors de l'intervalle suivant :

$$\begin{aligned} \text{Limite inférieure} &= Q_1 - 1,5 \times IQR \\ \text{imite supérieure} &= Q_3 + 1,5 \times IQR \end{aligned} \tag{3.1}$$

Où :

$$IQR = \text{Intervalle interquartile} = Q_3 - Q_1$$

Il est nécessaire de considérer que ce processus ne nous donne que les « potentielles » données extrêmes. Donc, les étapes pour identifier les extrêmes sont les suivantes :

- Les variables qui ont besoin d'un traitement de valeur extrêmes sont déterminées. Certaines variables n'ont pas besoin du traitement, car elles sont limitées par définition. On peut penser par exemple à la part de l'agriculture dans le PIB, toujours entre 0 et 100%, mais généralement en deçà de 40%.
- Les percentiles P_1 , $P_{25}(Q_1)$, $P_{75}(Q_3)$, P_{99} sont calculés,
- Les valeurs pour les limites inférieures et supérieures de Tukey, équations (1) et (2), sont calculées,
- Les seuils sont calculés en comparant la limite calculée précédemment avec les percentiles 1 et 99 comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Seuil inférieur ajusté} &= \min(P_1, \text{lim_inf}) \\ \text{Seuil supérieur ajusté} &= \max(P_{99}, \text{lim_sup}) \end{aligned} \tag{3.2}$$

- Les valeurs observées excèdent la valeur du seuil sont identifiées et remplacées par la valeur du seuil.

3.3.6 Valeurs retardées

Le modèle utilise des variables économiques pour lesquelles les données sont généralement disponibles à la fin de l'année. Pour cette raison, toutes les variables considérées pour la sélection de variables et de modèles ont été utilisées dans leur version retardée d'un an. Cette approche permet non seulement de refléter la réalité de la disponibilité des données au moment de la prise de décision, mais aussi d'éviter les biais liés à l'utilisation d'informations non observables ou contemporaines. En outre, l'utilisation de variables retardées garantit une cohérence temporelle dans l'analyse, en s'assurant que les facteurs explicatifs précèdent logiquement la variable à expliquer.

3.4 Couverture de données historiques

Selon le cadre méthodologique de Bâle, la période couverte par les données utilisées dans le développement de modèle doit être assez long pour produire des estimés précis et robustes. Pour développer le modèle de BRR (*Borrower Risk Rating* ou notation de risque de l'emprunteur), il est spécifié que la période d'observation historique sous-jacente utilisée doit être d'au moins cinq ans pour au moins une source de données.

Les données utilisées pour développer ce modèle couvrent la période allant de 2002 à 2020 pour EIU et la Banque Mondiale, les données utilisées provenant de S&P couvrent la période de 2003-2021 alors que finalement les données provenant de Refinitiv et Markit couvrent la période de 2002 à 2021. Toutes les données utilisées excèdent donc le requis minimum de 5 ans.

3.4.1 Conditions économiques défavorables et années de stress

Selon les Normes de Fonds propres (Capital Adequacy Requirements) émises par le Bureau du Surintendant des institutions financières (BSIF) au Canada, il est essentiel de déterminer si les données utilisées pour le développement de modèles de crédit ont été récoltées dans des périodes de prospérité économiques ou de dépression et si les conditions économiques sous-jacentes sont pertinentes pour les conditions actuelles et prévisibles. Ces estimés sont jugés fiables s'ils sont basés sur des données couvrant un cycle économique complet. Il est donc important d'utiliser des données couvrant une période suffisamment longue afin d'englober l'ensemble des phases du cycle économique. Dans l'échantillon choisi, nous notons trois crises économiques et financières décrites ci-dessous.

- **La Crise Financière Mondiale (2007-2010)**

La crise financière mondiale, considérée par de nombreux économistes comme la pire depuis la Grande Dépression des années 1930, a été largement déclenchée par l'éclatement de la bulle immobilière aux États-Unis. Elle a entraîné l'effondrement de grandes institutions financières, le sauvetage de banques par les gouvernements nationaux, ainsi que des chutes importantes sur les marchés boursiers mondiaux. Dans de nombreuses régions, le marché immobilier a également été durement touché, provoquant de nombreuses expulsions, saisies immobilières et une montée prolongée du chômage. Cette crise a contribué à la faillite d'entreprises majeures, à une perte de

richesse des ménages estimée à plusieurs milliers de milliards de dollars américains, et à une forte contraction de l'activité économique. Elle a conduit à la récession mondiale de 2008–2012 et a contribué à la crise de la dette souveraine en Europe. Le 18 juillet 2013, à la suite du déclin de l'industrie automobile américaine provoqué par la crise, la ville de Detroit (Michigan) a déposé le plus important dossier de faillite municipale de l'histoire des États-Unis.

- **La crise de la dette souveraine en Europe (2009–2016)**

À la suite de la crise financière mondiale, l'Europe a été confrontée à une crise de la dette souveraine. Celle-ci a débuté par un choc politique local en Grèce à la fin de 2009, mais a rapidement évolué en une menace pour la survie de la zone euro, avec des conséquences potentielles majeures pour l'économie mondiale. Depuis décembre 2011, les marchés financiers se sont quelque peu stabilisés.

Les périodes de stress macroéconomique intense mentionnées ci-dessus ont généralement entraîné une augmentation du nombre de dégradations de notations de crédit et plusieurs cas de défauts de paiement.

- **La crise de la pandémie de COVID-19 (2020 – mi-2021)**

La crise du COVID-19 a entraîné des répercussions macroéconomiques majeures, déclenchant une récession mondiale. Les confinements et les restrictions visant à contenir le virus ont perturbé les chaînes d'approvisionnement, interrompu la production et provoqué une forte hausse du chômage. Les gouvernements ont réagi par des plans de relance budgétaire sans précédent pour soutenir les entreprises et les ménages, tandis que les banques centrales ont mis en œuvre des politiques monétaires telles que des baisses de taux d'intérêt. Malgré ces mesures, de nombreux secteurs ont subi de lourdes pertes, notamment le tourisme et le commerce de détail. Les conséquences à long terme — comme l'augmentation des niveaux d'endettement et les changements dans les comportements des consommateurs — ont continué à influencer le paysage macroéconomique bien au-delà de la période de crise immédiate. La période de la pandémie de COVID-19 chevauche partiellement la période de développement du modèle

3.4.2 Adéquation des données

Un segment est jugé statistiquement suffisant pour l'estimation lorsqu'il comprend plus de 30 observations. Ce seuil repose sur l'application du théorème central limite, couramment utilisé pour justifier la stabilité des moyennes à partir de cette taille d'échantillon. L'échantillon de développement, composé de 1690 observations, satisfait donc pleinement ce critère de suffisance.

3.5 Représentativité des données

L'échantillon utilisé pour le développement du modèle souverain BRR comprend 1690 observations couvrant la période de 2002 à 2021. Il inclut 123 pays disposant de notations valides attribuées par S&P, chaque observation correspondant à une combinaison pays-année. Parmi ces pays, 62 figurent dans le portefeuille souverain de l'institution financière, qui comptait 73 pays en janvier 2024. Ainsi, l'échantillon couvre environ 85% du portefeuille souverain actuel. Cette couverture permet de considérer l'échantillon comme représentatif de la population cible. Ci-dessous, vous pouvez retrouver la distribution des échantillons avant l'inclusion des données de CDS et après. On peut constater que l'échantillon demeure varié, mais que l'inclusion de données CDS cause un biais vers l'Europe, en diminuant les observations dans les pays émergents. Le portefeuille de l'institution financière étant lui-même biaisé vers les pays mieux notés et ayant des CDS, nous ne croyons pas que cela causera d'enjeux. Plus d'informations sur la couverture de donnée sont disponibles en annexe B. À la suite de l'intégration de ces données, nous passons de 2013 à 982 observations. Cela nous semble toujours suffisant, étant donné que nous conservons des observations dans toutes les régions et presque toutes les classes de notation.

Tableau 6 – Distribution des pays dans les échantillons avec et sans CDS selon la région

Ce tableau compare la distribution régionale des observations avant et après l'intégration des données de CDS, afin d'évaluer l'impact de ces variables sur la représentativité de l'échantillon.

Region	Avec CDS	Sans CDS	Écart
Afrique	7.84	15.40	-7.56
Asie-Pacifique développé	1.83	3.68	-1.84
Asie-Pacifique Émergent	7.94	15.85	-7.90
Europe de l'Est	24.54	15.35	9.19
Amérique Latine	20.67	19.57	1.10
Moyen-Orient	3.77	7.80	-4.03
Amérique du Nord	1.93	4.52	-2.59
Europe de l'Ouest	31.47	17.83	13.63
TOTAL	100.00	100.00	0.00

Tableau 7 - Distribution des pays dans les échantillons avec et sans CDS selon la notation

Ce tableau présente la distribution des notations souveraines dans les échantillons avec et sans variables de marché, mettant en évidence les éventuels biais introduits par l'ajout des CDS.

SP_Num	Avec CDS (%)	Sans CDS (%)	Écart
1	15.38	11.67	3.70
2	3.46	2.78	0.68
3	4.07	3.68	0.40
4	5.09	4.82	0.27
5	6.11	4.17	1.94
6	5.09	4.62	0.47
7	5.40	5.17	0.23
8	6.82	5.07	1.76
9	9.78	5.37	4.41
10	9.57	6.01	3.56
11	6.52	4.17	2.34
12	6.42	5.71	0.70
13	6.11	8.00	-1.89
14	3.87	10.08	-6.21
15	2.44	10.33	-7.89
16	2.65	6.71	-4.06
17	1.12	1.19	-0.07
18	0.00	0.35	-0.35
19	0.10	0.10	0.00
TOTAL	100.00	100.00	0.00

4. Méthodologie

Dans cette section, je décrirai les étapes de la construction du modèle actuel, en passant par l'échantillonnage, la sélection des variables, et l'évaluation de la performance. Ensuite, je présenterai les modifications que nous apporterons à celui-ci, avant d'arriver au modèle final.

4.1 Description du modèle actuel

Le modèle de prévision du risque souverain est utilisé pour évaluer la probabilité de défaut (PD) sur un horizon d'un an. Un des défis à l'évaluation du risque souverain pour l'institution financière est que le portefeuille souverain est un portefeuille sans défaut. En d'autres termes, l'institution financière n'a jamais enregistré de défaut de paiement de la part des pays pour lesquels des limites de crédit avaient été approuvées. Bien que cela soit positif, cela complique l'évaluation du risque souverain. L'équipe de modélisation a donc choisi d'utiliser une « Shadow Rating Approach ». Cette approche vise à répliquer les notations d'une agence de crédit réputée, en l'occurrence S&P.

4.1.1 *Modèle choisi*

Le modèle choisi pour évaluer la relation entre la cote de risque pays (BRR) et les facteurs de risque dépend des objectifs de l'étude, du type de données disponibles, ainsi que des variables explicatives. Comme mentionné précédemment, dans ce cas-ci, la variable dépendante sera la cote de risque S&P, plus précisément le « Long-term Issuer Rating ». Cette variable est discontinue et tronquée. Nous avons converti les cotes de risque S&P en une échelle numérique allant de 1 à 22, où 1 correspond à la meilleure note possible et 22 à la pire. Ce type de conversion numérique de notes de crédit dans des portefeuilles à faible défaut a déjà été utilisé par Monfort et Mulder (2000), Bouchet et al. (2003), et Gaillard (2009). Les variables explicatives consistent en des facteurs macroéconomiques et des indicateurs économiques susceptibles d'expliquer le risque de défaut. Compte tenu de la structure des variables dépendantes, la méthodologie la mieux adaptée pour la modélisation est le modèle « Ordered Probit ». Ce modèle prend en charge des variables avec plus de deux catégories de valeurs et suppose que la taille de la différence entre deux notes de risque n'est pas connue, mais n'est pas importante pour l'analyse.

On suppose que la mesure continue non observée, à savoir la probabilité de défaut ($\hat{Y}$), est une fonction linéaire d'un ensemble de variables explicatives X , avec un vecteur de paramètres β , et un terme d'erreur ε :

$$\hat{Y} = \beta'X + \varepsilon \quad (4.1)$$

La probabilité de défaut ($\hat{Y}$), n'est pas observée pour les données externes (S&P). Ce qui est effectivement observé sont les notations de crédit attribuées aux pays, lesquelles varient de « AAA » à « D » sur la période d'échantillonnage allant de 2003 à 2021. Les notations de crédit peuvent donc servir de proxy pour la probabilité de défaut.

$$\begin{aligned} y = \text{AAA} & \quad \text{if } \hat{Y} \leq \mu_1, \\ y = \text{A+} & \quad \text{if } \mu_1 \leq \hat{Y} \leq \mu_2, \\ & \dots \\ y = \text{D} & \quad \text{if } \hat{Y} \geq \mu_{22} \end{aligned}$$

Les μ représentent les seuils inconnus délimitant les différentes catégories de probabilité de défaut. L'estimation du modèle est réalisée par vraisemblance maximale. Les notations de crédit externes attribuées par S&P (Y) sont converties à l'échelle numérique, ce qui donne :

$$\begin{aligned} \text{Prob}(Y = 1) &= \Phi(\mu_1 - \beta'X), \\ \text{Prob}(Y = 2) &= \Phi(\mu_2 - \beta'X) - \Phi(\mu_1 - \beta'X), \\ &\dots \\ \text{Prob}(Y = 22) &= 1 - \Phi(\mu_{21} - \beta'X). \end{aligned}$$

Une fonction de log-vraisemblance peut être formulée comme suit :

$$\begin{aligned} L(y | x) = \sum_{k=1}^n \left[\gamma_{1k} \log(\Phi(\mu_1 - x'_k \beta)) + \sum_{i=2}^7 \gamma_{ik} \log(\Phi(\mu_i - x'_k \beta) - \Phi(\mu_{i-1} - x'_k \beta)) \right. \\ \left. + \gamma_{8k} \log(1 - \Phi(\mu_7 - x'_k \beta)) \right] \end{aligned} \quad (4.2)$$

Remarque sur Φ :

Le symbole Φ désigne la fonction de répartition de la loi normale standard. Pour une variable aléatoire $Z \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{1})$, on a :

$$\Phi(z) = P(Z \leq z). \quad (4.3)$$

Dans le cadre du modèle probit ordonné, cette fonction permet de transformer la variable latente $\hat{Y}$ en probabilités cumulées. Ainsi, on calcule la probabilité qu'un pays appartienne à une catégorie donnée (AAA, A+, ..., D) en fonction des seuils et des caractéristiques X .

4.1.2 Hypothèses et Postulats du Modèle

Comme la régression probit utilise la méthode du maximum de vraisemblance (et non les moindres carrés ordinaires), nous pouvons éviter bon nombre des hypothèses classiques testées en analyse statistique. En particulier, la régression probit :

- N'exige pas la normalité des variables (qu'elles soient dépendantes ou indépendantes);
- N'impose pas de relation linéaire entre la variable dépendante et les variables explicatives;
- Ne suppose pas l'homoscédasticité (égalité des variances des erreurs);
- Ne requiert pas la normalité des erreurs.

La seule hypothèse à vérifier concerne la multi-colinéarité entre les variables explicatives, ce qui peut nuire à l'efficacité du modèle. Cette hypothèse sera examinée ultérieurement.

4.2 Processus d'échantillonnage

Lorsque les données le permettent, les bonnes pratiques pour évaluer la performance prédictive d'un modèle consiste à séparer aléatoirement l'échantillon disponible en deux sous-échantillons : un échantillon de développement / d'apprentissage (également appelé *in-sample*) et un échantillon de validation / de test (également appelé *out-of-sample*). Conformément à cette approche, l'échantillon final a été réparti en :

- Un ensemble d'apprentissage représentant 80% des données, soit 1610 observations et
- Un ensemble de test représentant 20%, soit 403 observations.

En annexe C, vous trouverez des tableaux illustrant l'étendue des observations couvertes dans l'échantillon de test pour tous les modèles.

4.3 Sélection de variables

4.3.1 Analyse univariée

Nous avons conduit une analyse univariée avec les objectifs suivants :

- Identifier les prédicteurs les plus prometteurs de défaut pour les pays,
- Réduire le nombre de variables à considérer dans l'algorithme de sélection ascendante (*forward selection*),
- Faciliter la manipulation et le stockage des données.

En pratique, les variables explicatives ont été considérées une à une comme étant la seule variable explicative de la probabilité de défaut pour les pays. Un modèle probit a été estimé pour chaque variable, en utilisant la loi normale. Toute variable avec une valeur-p manquante ou plus grande que 0.05 ont été exclues de notre considération.

4.3.2 Analyse multivariée

Le processus d'analyse multivariée combine la rigueur statistique avec l'expertise d'affaire afin de produire un modèle quantitatif final cohérent, destiné aux utilisateurs des lignes d'affaires (LoB) et du crédit. Ce processus se déroule en deux étapes :

Analyse de corrélation

Les corrélations de Pearson et de Spearman ont été calculées pour chaque paire de variables explicatives. Deux variables sont considérées fortement corrélées si la valeur absolue du coefficient de corrélation dépasse 0,80.

Parmi les paires présentant une corrélation supérieure à 0,80 (Pearson ou Spearman), la variable ayant la plus haute valeur d'AIC (Critère d'information d'Akaike) a été exclue, afin de conserver les variables les plus pertinentes.

Vérification de la multi-colinéarité : Facteur d'Inflation de Variance (VIF)

- VIF (*Variance Inflation Factor*)

Pour chaque variable explicative k , le VIF est défini comme suit :

$$VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2} \quad (4.4)$$

Où R_k^2 est le coefficient de détermination (R-carré) obtenu en régressant la variable k sur toutes les autres variables explicatives. En pratique, un VIF supérieur à 10 indique un problème potentiel de multicollinéarité pour la variable concernée.

Avant de finaliser la liste des variables candidates pour l'algorithme de sélection, une recommandation des lignes d'affaires a été prise en compte. Après discussion, il a été décidé que, pour éviter tout effet de double comptage, seules les variables Lag_LOG_IMF_GDPD et Lag_LOG_PUDP (respectivement : dette du FMI en % du PIB et la dette totale en % du PIB) seraient conservées parmi les variables liées au niveau d'endettement des pays.

La table ci-dessous résume le nombre de variables avant et après l'application des critères d'exclusion mentionnés ci-dessus.

Tableau 8 - Impact des critères d'exclusion sur le nombre de variables candidates

Ce tableau détaille le processus de sélection des variables explicatives, en indiquant le nombre de variables exclues selon les critères de corrélation, significativité statistique et multicollinéarité.

Nombre de variables candidates au départ	525
Nombre de variables exclues selon le critère de corrélation parmi celles ayant l'AIC le plus élevé	220
Nombre de variables exclues en raison d'une p-valeur manquante ou supérieure à 0,05	187
Nombre de variables exclues selon le seuil VIF	11
Nombre de variables exclues sur la base du jugement des experts avant la sélection ascendante	23
Nombre de variables disponibles pour la sélection ascendante	84

En annexe C, vous pourrez trouver la définition de chacune des 84 variables qui a été retenue lors de la sélection de variables. En annexe D et E, vous pourrez trouver des statistiques descriptives pour toutes les variables qui ont été retenues dans un des modèles.

4.4 Modèles préliminaires et mesures statistiques du pouvoir discriminant

4.4.1 Sélection de modèle

Une approche de sélection ascendante a été utilisée pour choisir le meilleur modèle prédictif. L'approche de l'équipe de modélisation utilisait QLIM. Toutefois, nous avons plutôt utilisée la fonction « *forward_feature_selection* » de statsmodels. À chaque itération, chacune des variables explicatives disponible est temporairement ajoutée au modèle afin d'identifier celle qui améliore le plus la performance, mesurée par la valeur du critère d'information d'Akaike (AIC).

Pour qu'une variable soit retenue à une itération donnée, les conditions suivantes doivent être remplies :

- Le modèle estimé avec la variable ajoutée doit converger,
- Le modèle doit présenter la plus faible valeur d'AIC parmi toutes les combinaisons testées.
- Tous les coefficients du modèle doivent être statistiquement significatifs.

Ce processus itératif se poursuit jusqu'à ce que l'un des critères d'arrêt suivant soit atteint :

- Le nombre maximal de variables prédéfini, fixé à 8, est atteint.
- L'AIC augmente d'une itération à l'autre, ce qui indique que la complexité ajoutée au modèle n'est pas compensée par une amélioration suffisante de l'ajustement.

Une analyse des modèles retenus en fonction du nombre de variables, nous avons observé un gain marginal de performance (en termes d'AIC) au-delà de huit variables. Pour cette raison, il a été décidé de retenir un modèle à huit variables. Après la sélection des variables par sélection progressive, l'étape suivante consiste à estimer le modèle probit ordonné à l'aide des variables retenues.

4.4.2 Estimation du modèle probit ordonné

L'estimation des paramètres du modèle est réalisée par la méthode du maximum de vraisemblance, en utilisant l'algorithme BFGS (Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno), reconnu pour son efficacité dans l'optimisation de fonctions de vraisemblance complexes.

Concrètement, l'estimation a été effectuée à l'aide de la classe `OrderedModel` du module `statsmodels` en Python, avec la syntaxe suivante :

```
model = OrderedModel(y_train, X_train_fwd[features], distr='probit')  
  
fitted = model.fit(method='bfgs', disp=False)
```

où :

`y_train` : variable dépendante (notations S&P, échelle numérique)

`X_train_fwd[features]` : matrice des variables explicatives sélectionnées

`distr='probit'` : choix de la fonction de lien probit

`method='bfgs'` : algorithme d'optimisation utilisé pour la maximisation de la vraisemblance

4.4.3 Interprétation des coefficients

Les coefficients estimés (β) mesurent l'impact marginal variable explicative sur la probabilité d'appartenir à une catégorie de notation supérieure ou inférieure. Un coefficient positif indique qu'une augmentation de la variable accroît la probabilité d'obtenir une moins bonne notation (risque accru), tandis qu'un coefficient négatif traduit un effet favorable sur la notation souveraine.

4.4.4 Validation du modèle

Après estimation, la significativité statistique des coefficients a été vérifiée (valeurs-p), ainsi que l'absence de multicolinéarité (VIF, indice de condition). Les performances du modèle ont été évaluées sur un échantillon de test indépendant, à l'aide de mesures telles que la corrélation de Spearman, la différence moyenne de cran, et le taux de concordance exacte.

4.5 Estimation du modèle bonifié de données CDS

La méthodologie d'estimation du nouveau modèle probit ordonné, incluant les données CDS, reste identique à celle décrite précédemment. Toutefois, l'intégration des variables de marché, notamment les spreads de CDS, a nécessité certains ajustements dans la constitution de la base de données et la sélection des variables explicatives. Les étapes spécifiques à cette intégration sont détaillées ci-dessous.

4.5.1 Intégration des variables CDS dans le modèle bonifié

Dans le cadre de l'enrichissement du modèle probit ordonné, nous avons intégré des variables de marché issues des spreads de Credit Default Swaps (CDS) souverains à 5 ans, libellés en dollars américains (USD). Ce choix s'appuie sur la littérature, qui considère le spread CDS à 5 ans comme le principal indicateur de perception du risque souverain par les marchés, en raison de sa liquidité et de sa fréquence d'utilisation dans les analyses financières internationales.

Les données CDS ont été extraites quotidiennement à partir de deux sources complémentaires: Refinitiv et Markit, permettant de maximiser la couverture et la fiabilité des séries temporelles. Afin de rendre ces variables compatibles avec le modèle, les données quotidiennes ont été annualisées selon plusieurs métriques statistiques : moyenne annuelle, maximum, minimum, médiane et écart-type. Cette approche permet de capturer à la fois le niveau moyen du risque perçu, sa volatilité et les éventuels épisodes de tension sur les marchés.

Par ailleurs, le spread CDS a été transformé en logarithme afin de réduire l'impact des valeurs extrêmes et d'améliorer la normalité de la distribution, conformément aux pratiques courantes en économétrie financière. L'intégration de ces variables vise à enrichir le modèle initial, en tenant compte des signaux prospectifs et de la réactivité des marchés, souvent absents des indicateurs macroéconomiques traditionnels.

4.5.2 Intégration des variables CDS dans le modèle bonifié

Pour l'enrichissement du modèle probit ordonné, nous avons constitué une série quotidienne de spreads de CDS souverains à 5 ans (USD) en agrégeant deux sources indépendantes (Refinitiv et Markit).

Les séries ont été fusionnées et dédoublées afin de ne conserver qu’une observation unique par pays et par jour. Les données manquantes intra-annuelles ont ensuite été comblées par interpolation linéaire à **l’intérieur** des séries (sans extrapolation en tête ni en queue), puis les observations restantes avec valeurs manquantes ou identifiants ambigus ont été exclues afin d’assurer l’intégrité statistique du jeu de données.

Afin de limiter l’influence des pics de volatilité, les spreads ont été winsorisés par pays, ce qui permet de réduire l’impact des valeurs extrêmes sans diminuer la taille de l’échantillon. Les spreads ont ensuite été transformés en logarithme pour atténuer la skewness et stabiliser la variance, améliorant ainsi la convergence des estimations par maximum de vraisemblance.

Les variables quotidiennes ont été annualisées via des statistiques synthétiques (moyenne, médiane, minimum, maximum et écart-type par couple pays/année), de manière à capturer simultanément le niveau moyen du risque perçu, sa volatilité intra-annuelle, ainsi que les épisodes de tension. Pour intégrer une composante de mémoire tout en réduisant le bruit, une moyenne mobile sur trois ans du niveau (log) a été calculée par pays, fournissant un indicateur tendanciel robuste aux fluctuations transitoires. Une fois les données annualisées, elles ont pu être intégrées à la base contenant les données utilisées dans le modèle précédent. Nous avons ensuite éliminé de la base de donnée toutes les observations pays/années pour lesquelles les données de écarts de crédits CDS sont indisponibles.

L’ensemble de ces variables dérivées a été soumis au **processus de sélection ascendante** déjà établi, en complément des covariables macroéconomiques et de gouvernance. Seules les variables CDS améliorant le critère d’information d’Akaike, présentant une corrélation significative avec la notation S&P et ne générant pas de multicolinéarité excessive (VIF) ont été retenues. Ce traitement méthodologique permet d’enrichir le modèle initial avec des signaux **prospectifs et réactifs** issus des marchés, tout en maîtrisant les biais potentiels liés à la disponibilité, à la liquidité et à la qualité des données.

4.5.3 Pertinence statistique des variables CDS

Pour évaluer la pertinence des variables CDS, une analyse univariée a été réalisée. Les résultats sont présentés sous forme de tableaux synthétiques, permettant de visualiser la significativité statistique de chaque variable par rapport à la notation S&P.

Le choix d'intégrer le spread CDS souverain à 5 ans comme variable centrale repose sur sa reconnaissance académique et institutionnelle : il est considéré comme l'indicateur le plus représentatif du risque de défaut souverain, en raison de sa liquidité, de sa fréquence d'utilisation et de son rôle de référence sur les marchés internationaux. Plusieurs études et rapports (Banque de France, AMF, El Cheikh 2019, Boeck et al. 2023) confirment que le spread CDS à 5 ans constitue le proxy principal du risque de crédit pays, utilisé tant par les investisseurs que par les chercheurs pour anticiper les tensions financières et mesurer la perception du risque souverain par le marché. D'autre part, les résultats de l'analyse univariée confirment la forte corrélation entre cette variable et la notation S&P, ainsi que sa significativité statistique dans la prédiction du risque souverain.

L'utilisation de statistiques annuelles (moyenne, écart-type, maximum, etc.) permet de capter à la fois le niveau moyen du risque, sa volatilité et les épisodes de tension sur les marchés. Enfin, le calcul d'une moyenne mobile sur trois ans offre une mesure robuste du risque tendanciel, moins sensible aux fluctuations transitoires et cohérente avec l'horizon de révision des notations souveraines.

Ce choix méthodologique garantit que les variables CDS intégrées au modèle apportent une information complémentaire aux indicateurs macroéconomiques et de gouvernance, tout en respectant les exigences de robustesse et de stabilité nécessaires à une modélisation fiable du risque souverain.

Concrètement, l'ensemble des variables candidates a été constitué des 84 variables initialement retenues lors de la première sélection (effectuée par l'équipe de modélisation) auxquelles ont été ajoutées les nouvelles variables de marché (CDS). Cette démarche permet de tenir compte des éventuelles interactions, redondances ou corrélations entre les variables existantes et les nouvelles variables introduites. Afin de garantir la robustesse et la pertinence du modèle final, une nouvelle étape de sélection des variables a été réalisée.

La sélection des variables a de nouveau été effectuée à l'aide de la méthode de sélection ascendante, appliquée à l'ensemble élargi (84 + variables CDS). Cette approche permet d'identifier la combinaison optimale de variables explicatives, en maximisant la performance prédictive du modèle tout en évitant le surajustement et la multi-colinéarité. Ci-dessous, vous pouvez retrouver les résultats de la régression univariée sur les variables CDS. On peut constater que toutes les variables retenues, soit 10 des 12 variables créées, sont statistiquement significatives et présentent de faibles valeurs-p.

Dans les tableaux suivants, vous trouverez une description de la méthodologie utilisée pour la création des variables CDS, puis les résultats de l'analyse univariée sur les variables CDS.

Tableau 9 – Description des variables de CDS utilisées dans la création du modèle

Ce tableau décrit les différentes transformations appliquées aux spreads CDS (moyenne, médiane, maximum, volatilité, moyenne mobile), utilisées dans le modèle enrichi.

Variables	Définition
log_CDS_mean	Moyenne du spread CDS 5 ans
log_CDS_median	Médiane du spread CDS 5 ans
log_CDS_min	Minimum du spread CDS 5 ans dans une année donnée
log_CDS_max	Maximum du spread CDS 5 ans dans une année donnée
log_CDS_rolling_avg	Moyenne mobile 3 ans du spread CDS 5 ans
log_CDS_std	Écart type du spread CDS pour une année donnée

Tableau 10 – Résultats de la régression probit ordonné univariée sur les variables CDS

Ce tableau présente les résultats des régressions probit univariées appliquées aux variables CDS, incluant les coefficients estimés, l'AIC et les valeurs-p.

Variable	AIC	Coefficients	Valeur-p
log_CDS_mean_rolling_avg	4282.321811	1.217568	1.148603e-216
log_CDS_mean	4430.338852	1.082669	2.660239e-198
log_CDS_median	4433.098913	1.067535	3.064078e-198
log_CDS_max	4720.178661	0.817087	5.269489e-156
log_CDS_mean_rolling_avg_diff	5326.525411	-0.197767	2.351147e-02
log_CDS_mean_diff	5326.794585	-0.127551	2.748278e-02
log_CDS_max_diff	5327.150720	-0.094450	3.364811e-02
log_CDS_median_diff	5327.578177	-0.111245	4.338929e-02
log_CDS_std	5511.387203	-0.709014	5.472397e-05

On constate ici dans le tableau 12 que les variables de type CDS sont très informatives sur les notations, présentant un meilleur AIC que les autres variables à l'étude.

4.5.4 Tests de robustesse, validation et surajustement

Afin d'évaluer la robustesse du modèle enrichi par l'intégration des variables CDS, la validation a été réalisée selon la même approche que pour le modèle initial : le jeu de données a été séparé en deux sous-échantillons distincts, un échantillon d'apprentissage (*in-sample*) et un échantillon de test (*out-of-sample*). Les performances du modèle ont été comparées avant et après l'ajout des variables CDS, en utilisant des indicateurs tels que la corrélation de Spearman, le taux de concordance exacte, la différence moyenne de cran et le critère d'information d'Akaike. Cette démarche permet de mesurer l'impact des variables de marché sur la capacité prédictive du modèle, tout en assurant que les résultats ne dépendent pas uniquement des données d'apprentissage. Les résultats détaillés de ces analyses sont présentés dans la section « Analyse des résultats ».

Afin de limiter le risque de surajustement, le nombre de variables explicatives retenues dans le modèle bonifié a été plafonné à huit, comme pour le modèle initial. Ce choix méthodologique permet de garantir la parcimonie du modèle et d'assurer une meilleure capacité de généralisation sur des données nouvelles.

4.5.5 Limites et biais liés à l'intégration des CDS

L'intégration des spreads de CDS souverains dans le modèle présente certaines limites méthodologiques qu'il convient de souligner. Tout d'abord, la disponibilité des données CDS n'est pas homogène selon les pays : certains États, notamment émergents ou moins suivis par les marchés internationaux, ne disposent pas de spreads CDS publiés ou suffisamment fiables. Cette disparité peut introduire un biais de sélection, en restreignant la couverture géographique du modèle et en limitant sa capacité à généraliser les résultats à l'ensemble des pays souverains. À cet effet, nous notons que notre échantillon d'observations est significativement réduit à la suite de l'intégration des données CDS. Effectivement, nous passons de 2013 observations à environ 982 suite à l'intégration de ces données. En annexe E, vous pouvez retrouver des statistiques descriptives sur les deux échantillons. On remarque des différences significatives, notamment pour l'efficacité gouvernementale. Toutefois, cet échantillon est plus représentatif du portefeuille de l'institution financière et c'était attendu, considérant le profil des pays qui ont des CDS liquides.

Par ailleurs, la liquidité des CDS varie fortement selon les juridictions et les périodes. Les spreads CDS sur les pays émergents ou faiblement cotés peuvent être peu liquides, ce qui rend les prix moins

représentatifs du risque réel et plus sensibles à des mouvements spéculatifs ou à des épisodes de volatilité ponctuelle. Une faible liquidité peut également entraîner des écarts de cotation importants et limiter la fiabilité des indicateurs de marché utilisés dans le modèle.

Un autre point à considérer concerne les taux de recouvrement implicites dans les CDS. Les spreads CDS intègrent non seulement la probabilité de défaut, mais aussi les anticipations du marché sur le taux de recouvrement en cas d'événement de crédit. Or, ces taux de recouvrement peuvent varier significativement selon les pays et les contextes économiques, et ne sont pas toujours observables ou homogènes dans les données. Cette incertitude peut affecter l'interprétation du spread CDS comme mesure unique du risque souverain.

Enfin, les spreads CDS sont sensibles à la volatilité des marchés financiers et peuvent réagir de manière marquée à des événements transitoires, tels que des annonces politiques ou des chocs macroéconomiques. Cette sensibilité accrue peut entraîner une surévaluation temporaire du risque souverain, qui ne reflète pas nécessairement la situation fondamentale du pays concerné. De plus, l'utilisation de variables de marché telles que les CDS suppose que les investisseurs et les marchés financiers disposent d'une information complète et rationnelle sur le risque souverain. Or, dans certains contextes, les spreads CDS peuvent être influencés par des facteurs exogènes, des comportements spéculatifs ou des phénomènes de contagion, ce qui peut limiter leur pertinence comme indicateur unique du risque de défaut.

Ces limites doivent être prises en compte dans l'interprétation des résultats et dans l'évaluation de la robustesse du modèle. Elles sont discutées plus en détail dans la section « Discussion des résultats ».

4.6 Création du modèle prédictif

La création du modèle prédictif vise à anticiper les changements annuels de notation souveraine attribués par S&P, en s'appuyant sur une approche de régression logistique multinomiale. Ce modèle permet d'estimer, pour chaque pays et chaque année, la probabilité d'une amélioration, d'une stabilité ou d'une dégradation de la notation.

La méthodologie repose sur la transformation de la variable cible en une variable catégorielle à trois modalités (amélioration, stable, dégradation), ainsi que sur la sélection rigoureuse des variables

explicatives, incluant à la fois les niveaux et les variations annuelles des indicateurs macroéconomiques, financiers, de gouvernance et de marché.

L'ensemble du processus, de la préparation des données à la calibration du modèle, est détaillé dans les sous-sections suivantes.

4.6.1 **Modifications à la base de données et sélection de variable**

La construction du modèle prédictif vise à anticiper les changements annuels de notation souveraine attribués par S&P, en s'appuyant sur une régression logistique multinomiale. Ce modèle permet d'estimer, pour chaque pays et chaque année, la probabilité d'une amélioration, d'une stabilité ou d'une dégradation de la notation.

La variable cible du modèle, représentant le changement de rating d'une année sur l'autre, a été construite en calculant la différence entre le rating S&P d'une année et celui de l'année suivante pour chaque pays. Cette différence est ensuite transformée en trois classes : +1 pour une dégradation, -1 pour une amélioration, et 0 pour une stabilité. Les observations pour lesquelles le rating suivant n'est pas disponible (dernière année de chaque série) sont exclues afin d'assurer la validité des prédictions.

$$\Delta Notation_{i,t} = Notation_{i,t} - Notation_{i,t-1} \quad (4.5)$$

où :

- $\Delta Notation = -1$: amélioration de la notation,
- $\Delta Notation = 0$: notation inchangée,
- $\Delta Notation = +1$: détérioration de la notation.

Cette transformation permet de modéliser directement la dynamique de la notation, en ciblant la transition des notations (Relèvement, Abaissement, Stable).

Les variables explicatives incluent à la fois les niveaux et les variations annuelles des indicateurs macroéconomiques, financiers, de gouvernance et de marché, conformément à la méthodologie décrite

précédemment. Nous avons également retenu l'« outlook » de S&P comme variable explicative, afin de comparer la performance du modèle à l'indication prospective fournie par l'agence.

Pour faciliter l'analyse quantitative, les ratings S&P et les perspectives ("outlook") ont été convertis en variables numériques. Un mapping simple a été appliqué : "Positive" est codé +1, "Stable" 0, "Negative" et "Watch Neg" -1, ce qui permet d'intégrer directement ces informations dans les modèles statistiques. Cette transformation garantit une interprétation cohérente des changements de perspective et simplifie le traitement des valeurs manquantes ou ambiguës. Afin d'intégrer l'« outlook » dans le modèle, cette variable qualitative a été convertie en une variable numérique selon la logique suivante :

« Positive » → +1

« Stable » → 0

« Negative » et « Watch Neg » → -1

La sélection des variables explicatives s'effectue en deux étapes :

- D'abord, les variables présentant un faible pouvoir explicatif sont exclues à l'aide d'analyses univariées et de tests de significativité.
- Un processus de sélection ascendante est appliqué afin de déterminer la combinaison optimale de variables pour le modèle.

Conformément au cadre méthodologique, nous avons maintenu le cap de 8 variables pour ce modèle également.

4.6.2 **Modèle prédictif : régression logistique multinomiale**

Le choix du modèle économétrique pour la prévision des changements de notation souveraine découle directement de la nature de la variable cible et de l'objectif poursuivi. Alors que les sections précédentes visent à évaluer le niveau de risque souverain à l'aide d'un modèle probit ordonné, fondé sur une variable latente continue et adapté à la structure hiérarchique des notations, la présente section s'intéresse à la dynamique des notations, c'est-à-dire aux transitions annuelles correspondant à une amélioration, une stabilité ou une dégradation. Dans ce contexte, la variable dépendante devient discrète et catégorielle, et l'hypothèse d'une structure strictement ordonnée entre les classes est moins centrale que la capacité à discriminer entre les différents types de changements. La régression logistique multinomiale apparaît

ainsi plus appropriée, puisqu'elle permet de modéliser directement les probabilités conditionnelles associées à chaque transition, tout en intégrant des signaux prospectifs tels que les variations des spreads CDS ou les perspectives ("outlook") publiées par S&P. L'utilisation conjointe d'un modèle probit ordonné pour l'évaluation du risque et d'un modèle logit multinomial pour la prévision des changements assure ainsi une cohérence méthodologique, chaque approche étant spécifiquement adaptée au phénomène étudié. La variable cible, $\Delta\text{Notation}$, prend trois modalités distinctes : amélioration (-1), stabilité (0), ou dégradation (+1) de la notation.

La spécification générale du modèle est la suivante :

$$P(\Delta\text{Notation}_{i,t} = k \mid X_{i,t-1}) = \frac{\exp(\beta'_k X_{i,t-1})}{\sum_{j=1}^K \exp(\beta'_j X_{i,t-1})} \quad (4.6)$$

où :

- k prends les valeurs -1 (amélioration), 0 (stable), ou +1 (dégradation).
- $X_{i,t-1}$ désigne le vecteur des variables explicatives sélectionnées (niveaux, variations annuelles, notation S&P précédente, indicateurs de marché, etc.) ;
- β_k représente le vecteur des coefficients associés à la classe k ;

L'estimation du modèle est réalisée par maximum de vraisemblance (solveur lbfgs), avec standardisation préalable des covariables et pondération des classes, à l'aide de la classe LogisticRegression du module scikit-learn en Python. Les variables explicatives sont standardisées afin d'assurer la comparabilité des coefficients et d'optimiser la convergence de l'algorithme.

Une pondération des classes est appliquée pour corriger l'éventuel déséquilibre entre les classes, la majorité des transitions observées étant stables. La robustesse du modèle est renforcée par la limitation du nombre de variables explicatives à huit, conformément aux critères de parcimonie et aux résultats des analyses de performance (AIC).

Afin d'identifier les variables les plus informatives pour la prédiction des changements de rating, chaque variable explicative a été testée individuellement à l'aide d'une régression logistique. Cette approche permet d'évaluer la capacité de chaque variable à discriminer entre amélioration, stabilité et dégradation du rating, en calculant un score de classification pour chacune. Les résultats de ces tests univariés servent de base pour le classement des variables selon leur pouvoir prédictif.

Tableau 11 – Résultats des régressions logistiques univariées pour la sélection des variables du modèle prévisionniste de changements de notation souveraine

Ce tableau présente la performance individuelle des variables candidates pour la prédiction des changements annuels de notation, mesurée par l'AIC et la log-vraisemblance.

Variable	AIC	Log-vraisemblance
OutlookScore	1105	-546
log_CDS_mean_diff	1324	-656
log_CDS_median_diff	1329	-658
log_CDS_mean_rolling_avg_diff	1343	-666
log_CDS_max_diff	1357	-672
log_CDS_min_diff	1365	-676
log_CDS_mean_rolling_avg	1369	-678
log_CDS_max	1376	-682
log_CDS_mean	1379	-684
log_CDS_median	1377	-682
log_CDS_min	1391	-689
lag_PSBR	1393	-690
log_CDS_std_diff	1398	-693
lag_PSAV	1400	-694
lag_LOG_GDPD_POPN	1401	-694
lag_UNEM	1401	-695
lag_PBAX	1401	-695
lag_CIPi	1402	-695
lag_dif_BEXP	1404	-696
lag_CMGR	1404	-696

Les résultats de l'analyse univariée montrent que la variable « OutlookScore » se distingue nettement, affichant le plus faible AIC (1104.9), ce qui en fait le meilleur prédicteur univarié des changements de notation souveraine. Ce n'est pas surprenant, considérant que c'est le signal offert par S&P quant aux changements de notation. Les variables dérivées des spreads CDS, notamment les différences annuelles

(log_CDS_mean_diff, log_CDS_median_diff, log_CDS_mean_rolling_avg_diff), occupent également les premières places, soulignant l'importance des signaux de marché pour anticiper les relèvements ou abaissements de rating.

4.6.3 **Modèle prédictif : régression logistique multinomiale**

Pour garantir une évaluation fiable du modèle, le jeu de données a encore une fois été divisé en deux ensembles distincts : un ensemble d'entraînement (80 %) et un ensemble de test (20 %). Cette séparation a été réalisée de manière stratifiée, afin de préserver la proportion des différentes classes de la variable cible dans chaque sous-ensemble. Cette approche permet d'éviter les déséquilibres et assure que le modèle est confronté à une diversité de cas lors de la validation.

Après le découpage, la répartition des classes dans les ensembles d'entraînement et de test a été vérifiée pour s'assurer que chacune est suffisamment représentée. Cette étape est essentielle pour garantir la robustesse du modèle et éviter les biais liés à une surreprésentation ou une sous-représentation de certaines catégories.

4.6.4 **Méthodologie de sélection de modèles**

Pour identifier la combinaison optimale de variables explicatives, deux approches de sélection progressive ont été utilisées : la méthode "PATH", qui construit des modèles imbriqués en ajoutant successivement les variables les plus informatives, et la méthode "DIVERSE", qui génère des modèles indépendants en excluant à chaque étape les variables déjà sélectionnées. Comparer ces deux stratégies permet d'évaluer la robustesse des résultats et de mieux comprendre l'apport individuel de chaque variable dans des contextes variés.

Le processus de sélection s'arrête après la construction de cinq modèles, ce qui offre un équilibre entre complexité et interprétabilité. Ce choix est motivé par la volonté de disposer d'un panel de modèles suffisamment diversifiés pour comparer leurs performances, tout en évitant d'avoir un trop grand nombre de variables qui pourrait nuire à la généralisation. L'analyse des résultats obtenus à chaque étape guide la sélection du modèle final le plus pertinent pour la prédiction des changements de rating.

4.6.5 Entraînement des modèles

Avant d'entraîner les modèles, toutes les variables explicatives ont été standardisées à l'aide d'un StandardScaler. Cette opération consiste à normaliser, c'est-à-dire à leur donner une moyenne nulle et un écart-type égal à un. La standardisation est particulièrement importante dans le cadre de la régression logistique, car elle permet d'éviter que les variables ayant des échelles ou des unités différentes n'influencent disproportionnellement les coefficients du modèle. De plus, elle facilite l'interprétation des coefficients et améliore la stabilité numérique des algorithmes d'optimisation.

Dans le cadre de la modélisation des changements de rating souverain, la distribution des classes cibles (amélioration, stabilité, dégradation) est généralement très déséquilibrée, la majorité des observations correspondant à une stabilité du rating. Ce déséquilibre peut entraîner un biais du modèle, qui tend à privilégier la classe majoritaire au détriment des événements rares, pourtant cruciaux dans l'analyse du risque souverain (Ferri, Liu et Stiglitz, 1999).

Afin de pallier ce problème, nous avons appliqué une pondération des classes lors de l'ajustement des modèles de régression logistique multinomiale. Les poids sont calculés selon la méthode dite "balanced" proposée par scikit-learn, qui attribue à chaque classe un poids inversement proportionnel à sa fréquence dans l'échantillon d'entraînement. Ainsi, les erreurs commises sur les classes minoritaires (amélioration ou dégradation) sont pénalisées plus fortement que celles sur la classe majoritaire (stabilité), ce qui encourage le modèle à mieux détecter les changements significatifs de rating.

Concrètement, pour chaque classe c , le poids w_c est défini par la formule suivante :

$$w_c = \frac{N}{K * N_c}$$

où N est le nombre total d'observations, K le nombre de classes et N_c le nombre d'observations de la classe c . Cette pondération est intégrée directement dans l'algorithme d'optimisation du modèle, via le paramètre `class_weight` de la régression logistique. Le processus de sélection de variables et d'entraînement des modèles (méthodes PATH et DIVERSE) est réalisé en présence de ces poids, garantissant une prise en compte systématique du déséquilibre des classes à chaque étape.

L'utilisation de la pondération des classes permet d'améliorer le rappel des événements rares, tout en maintenant une bonne capacité de généralisation du modèle. Toutefois, il convient de noter que

la pondération ne suffit pas à elle seule à corriger tous les biais potentiels : elle doit être complétée par des stratégies de décision coût-sensible et d’ajustement des seuils, afin de maîtriser le compromis entre rappel et précision sur les classes extrêmes.

Dans cette optique, une matrice de coût a été introduite pour guider la prise de décision du modèle lors de la prédiction des changements de rating. Cette matrice attribue un coût différencié à chaque type d’erreur, en fonction de sa gravité dans le contexte du risque souverain. Plus précisément, les erreurs qui consistent à confondre une amélioration avec une dégradation (et inversement) sont considérées comme les plus graves et reçoivent le coût maximal (1.0). Les erreurs qui consistent à confondre une amélioration ou une dégradation avec la stabilité sont pénalisées de façon intermédiaire (0.7), tandis que la bonne prédiction n’entraîne aucun coût (0.0).

La matrice utilisée est la suivante :

Tableau 12 – Matrice de coût utilisée pour la classification coût-sensible des changements de notation souveraine

Ce tableau présente la matrice de coût utilisée pour la classification coût-sensible des changements de notation souveraine.

Classe réelle	Prédire -1	Prédire 0	Prédire +1
-1	0.0	0.7	1.0
0	0.7	0.0	0.7
+1	1.0	0.7	0.0

Ce choix méthodologique reflète la hiérarchie des risques : dans le domaine de la notation souveraine, une mauvaise classification entre les classes extrêmes (amélioration ↔ dégradation) peut avoir des conséquences importantes, notamment en matière de gestion du risque et d’allocation des ressources. Les erreurs vers la classe stable sont moins critiques, mais restent pénalisées pour encourager la précision du modèle. En résumé, la combinaison de la pondération des classes et de la décision coût-sensible permet d’obtenir un modèle plus robuste et mieux adapté aux spécificités du risque souverain, en maîtrisant le compromis entre rappel et précision sur les événements les plus critiques.

Lors de la prédiction, le modèle combine les probabilités estimées pour chaque classe avec la matrice de coût afin de minimiser le coût attendu de chaque décision. Cette approche, dite coût-sensible,

permet d'aligner le comportement du modèle sur les enjeux réels du domaine, en le rendant particulièrement vigilant sur les cas de changements significatifs de rating.

La pondération des classes est appliquée lors de l'ajustement du modèle afin de corriger le déséquilibre entre les catégories de la variable cible. En complément, la matrice de coût intervient lors de la phase de prédiction pour minimiser le coût attendu des erreurs, en tenant compte de la gravité relative de chaque type de mauvaise classification (Elkan, 2001).

L'entraînement des modèles inclut une étape d'optimisation du paramètre de régularisation C , qui contrôle le compromis entre complexité et généralisation du modèle. Une grille de valeurs pour C est testée systématiquement, et le modèle optimal est sélectionné sur la base du critère d'information d'Akaike (AIC), qui prend en compte à la fois la qualité d'ajustement et la parcimonie du modèle. Cette démarche permet de limiter le risque de sur-apprentissage (overfitting) et d'assurer que le modèle conserve une bonne capacité de prédiction sur des données nouvelles. Enfin, des mécanismes de gestion des exceptions sont mis en place pour garantir la robustesse du processus, en excluant les configurations qui ne convergent pas ou qui ne respectent pas les contraintes de taille d'échantillon et de diversité des classes.

5. Analyse des résultats

Dans le cadre de ce mémoire, l'évaluation du risque souverain s'appuie sur un modèle probit ordonné enrichi, intégrant à la fois des variables économiques, de gouvernance et des indicateurs de marché. L'objectif poursuivi est double : mesurer la capacité du modèle à reproduire fidèlement les notations attribuées par S&P, et apprécier l'apport des variables de marché, telles que les spreads de Credit Default Swaps (CDS), dans l'amélioration de la précision et de la robustesse des prédictions.

La présente section expose de manière structurée les principaux résultats obtenus. Les performances du modèle sont analysées à travers des indicateurs statistiques reconnus, tels que la corrélation de Spearman, la différence moyenne de cran, le taux de concordance exacte et le critère d'information d'Akaike (AIC). Une attention particulière est portée à la comparaison entre le modèle initial, fondé sur des données macroéconomiques et de gouvernance, et le modèle enrichi par l'intégration des variables de marché.

Enfin, l'analyse s'étend à la capacité prédictive des variables, évaluée au moyen d'une régression logistique multinomiale visant à anticiper les changements annuels de notation souveraine. Les résultats sont discutés à la lumière des exigences réglementaires et des enseignements de la littérature, afin de dégager des recommandations pour la gestion du risque et d'ouvrir des perspectives de recherche.

5.1 Présentation des résultats du modèle probit ordonné initial

Le modèle probit ordonné initial, élaboré à partir de variables macroéconomiques et de gouvernance, vise à reproduire les notations souveraines attribuées par S&P sur la période étudiée. L'estimation des coefficients a été réalisée par maximum de vraisemblance, en utilisant un échantillon couvrant 1690 observations et 123 pays. La distribution de l'échantillon test est disponible en annexe F.

Le tableau ci-dessous retrace les différentes étapes de la sélection ascendante. On observe une diminution progressive de l'AIC à mesure que de nouvelles variables sont intégrées, illustrant l'apport marginal de chaque facteur à la performance du modèle. La première variable retenue, « lag_GE_EST » (efficacité gouvernementale retardée), contribue fortement à la réduction de l'AIC, suivie par des variables notamment liées à l'endettement, à l'épargne et aux taux d'intérêt, mettant en évidence la diversité des dimensions explicatives du risque souverain.

5.1.1 Sélection ascendante des variables

Le tableau ci-dessous présente les étapes successives de la sélection ascendante, avec l'ajout de chaque variable et l'évolution de l'AIC :

Tableau 13 – Étapes de la sélection ascendante et évolution de l'AIC

Ce tableau retrace les étapes du processus de sélection ascendante pour le modèle probit ordonné initial et l'évolution du critère d'information d'Akaike (AIC).

Étape	Variable	Définition	AIC	Nb de variables
1	lag_GE_EST	Indice de qualité et d'efficacité de l'action gouvernementale selon la Banque mondiale	7007	1
2	lag_LOG_PUDP	Le logarithme de la dette gouvernementale totale en % du PIB	6664	2
3	lag_PSAV	Épargne nationale agrégée des secteurs public et privé en pourcentage du PIB nominal	6495	3
4	lag_BREP	Recettes publiques totales en pourcentage du PIB	6390	4
5	lag_XPP3	Part des biens de consommation dans les exportations totales	6352	5
6	lag_LOG_GDPD_POPN	Le logarithme du PIB nominal par habitant	6305	6
7	lag_LRAT	Taux moyen appliqué par les banques sur les prêts à taux fixe	6267	7
8	lag_UNEM	Taux de chômage, moyenne 3-mois	6254	8

L'analyse du tableau nous permet de voir la pertinence de chaque variable ajoutée, ainsi que la stabilité du processus de sélection. La réduction continue de l'AIC témoigne de l'amélioration du modèle à chaque étape, jusqu'à l'obtention du modèle final à huit variables, maximisant ainsi la performance prédictive tout en évitant le surajustement.

Le modèle final, estimé par maximum de vraisemblance (LBFGS), présente des coefficients tous statistiquement significatifs, avec des p-values inférieures à 0,0001. Les variables sélectionnées couvrent des dimensions essentielles du risque souverain : efficacité gouvernementale, niveau d'endettement, épargne, taux d'intérêt, croissance, inflation, arriérés et flux d'investissement. L'interprétation des coefficients permet de dégager le sens économique de chaque facteur : un coefficient négatif indique

qu'une amélioration de la variable réduit le risque perçu et améliore la notation souveraine, tandis qu'un coefficient positif traduit une augmentation du risque ou une détérioration de la notation.

Tableau 14 – Coefficients estimés du modèle probit sans variables de marché et p-values

Ce tableau présente les coefficients estimés du modèle probit ordonné initial, ainsi que leurs erreurs standards, valeurs-z et intervalles de confiance.

Variables	Coefficients	Erreurs Standard	Valeur-Z	Valeur-P Approx.	Intervalles de Confiance
lag_GE_EST	-1,908	0,068	-27,956	< 0,001	[-2,041; -1,774]
lag_LOG_PUDP	0,749	0,045	16,794	< 0,001	[0,662; 0,837]
lag_PSAV	-0,033	0,004	-8,355	< 0,001	[-0,041; -0,025]
lag_BREP	-0,025	0,003	-8,497	< 0,001	[-0,031; -0,019]
lag_XPP3	0,025	0,005	5,231	< 0,001	[0,015; 0,034]
lag_LOG_GDPD_POPN	-0,142	0,063	-2,230	0,026	[-0,266; -0,017]
lag_LRAT	0,034	0,005	7,437	< 0,001	[0,025; 0,043]
lag_UNEM	0,033	0,007	5,003	< 0,001	[0,020; 0,047]
AIC	6253				

L'analyse des coefficients estimés met en évidence la force et la direction des relations entre chaque variable explicative et la notation souveraine. Les coefficients négatifs, tels que ceux associés à l'efficacité du gouvernement (lag_GE_EST, coef = -1,91), à l'épargne nationale (lag_PSAV, coef = -0,0328) et au PIB nominal par habitant (lag_LOG_GDPD_POPN, coef = -0,1415), traduisent un effet protecteur: une amélioration de ces indicateurs réduit significativement le risque souverain et favorise une meilleure notation. À l'inverse, les coefficients positifs, observés pour la dette publique (lag_LOG_PUDP, coef = 0,7492), le taux d'intérêt moyen (lag_LRAT, coef = 0,0339), le chômage (lag_UNEM, coef = 0,0334) et certaines variables comme les exports de biens de consommation (lag_XPP3, coef = 0,0247), indiquent qu'une augmentation de ces facteurs est associée à une détérioration du profil de risque du pays. Ce résultat est particulièrement notable pour lag_LOG_PUDP : la dette publique présente un impact très fort et significatif ($z = 16,79$, $p < 0,001$), ce qui confirme qu'un endettement élevé accroît la vulnérabilité souveraine. De même, bien que le chômage et les taux d'intérêt soient des indicateurs macroéconomiques classiques, leur influence positive sur le risque souligne l'importance de la stabilité économique pour maintenir une notation favorable.

La significativité statistique des coefficients est confirmée par des valeurs Z très élevées et des p-values presque toutes inférieures à 0,0001. Ces résultats témoignent de la robustesse du modèle et de la

fiabilité des relations mises en évidence. Cette forte significativité statistique est également le reflet de la qualité du jeu de données et de la pertinence du processus de sélection ascendante.

Enfin, les erreurs standards associées aux coefficients sont toutes très faibles, ce qui atteste de la précision des estimations. Une faible erreur standard signifie que la valeur du coefficient est stable et peu sensible aux variations de l'échantillon, ce qui se traduit par des intervalles de confiance (IC) étroits. Cette précision statistique est essentielle pour l'interprétation économique : elle permet d'affirmer avec certitude que les facteurs retenus exercent un effet réel et mesurable sur la notation souveraine.

Le modèle probit ordonné, construit à partir de variables macroéconomiques et de gouvernance, présente des performances acceptables et stables, tant sur l'échantillon d'apprentissage que sur l'échantillon de validation. Ci-dessous, vous retrouverez un tableau illustrant la performance du premier modèle estimé dans ce mémoire, mesurée à l'aide des corrélations (Pearson, Spearman, Kendall, Somers D), la différence moyenne de cran, la différence absolue de cran, le pourcentage d'estimations qui sont exactes, le pourcentage d'estimations qui sont à une différence d'un cran et finalement le pourcentage d'estimations qui sont à une différence de deux crans.

Tableau 15 – Performance du modèle probit ordonné initial en échantillon d'entraînement et de test

Ce tableau présente les indicateurs de performance du modèle probit ordonné initial sur les échantillons d'entraînement et de validation.

Métrique	Entraînement	Test
Correspondance exacte	0,3081	0,3027
± 1 cran	0,6068	0,5633
± 2 crans	0,7764	0,7643
Corrélation de Pearson	0,9125	0,9045
Corrélation de Spearman	0,8928	0,8921
Tau de Kendall	0,7657	0,7614
Somers D	0,7275	0,7247
Écart moyen	0,0596	-0,0868
Écart absolu moyen	1,5068	1,5856

Pour le premier modèle, Les coefficients de corrélation (Pearson, Spearman, Kendall, Somers D) sont tous supérieurs à 0.72, avec des valeurs proches de 0.90 pour Pearson et Spearman. Cela indique que le modèle reproduit fidèlement l'ordre des notations souveraines attribuées par S&P, et que la structure des prédictions reste cohérente entre les deux échantillons. La stabilité des corrélations entre l'échantillon d'apprentissage et l'échantillon de validation témoigne de la robustesse du modèle et de sa capacité à généraliser sur des données nouvelles.

Le taux de correspondance exacte est d'environ 31 %, ce qui signifie que le modèle attribue la même notation que S&P dans près d'un tiers des cas. Les taux de prédiction à ± 1 cran et ± 2 crans sont respectivement de 61 % et 77 % en apprentissage, et de 56 % et 76 % en validation. Cela montre que le modèle parvient à prédire une notation très proche de la réalité dans une large majorité des cas, même sur des données non vues lors de l'entraînement. L'écart moyen est très faible (proche de zéro), ce qui indique une absence de biais systématique dans les prédictions. L'écart absolu moyen reste contenu (environ 1.5 cran), ce qui confirme la précision globale du modèle.

5.2 Présentation des résultats du second modèle probit ordonné

Dans cette seconde partie, l'analyse porte sur le modèle probit enrichi par l'intégration de variables de marché, en particulier les spreads de Credit Default Swaps (CDS). L'objectif est d'évaluer dans quelle mesure l'ajout de ces indicateurs prospectifs améliore la capacité du modèle à prédire le risque souverain, en complément des variables économiques et institutionnelles utilisées dans le modèle initial. La distribution de l'échantillon test est disponible en annexe F.

Les résultats présentés ci-après permettent d'apprécier la pertinence statistique des variables retenues, la robustesse des coefficients estimés, ainsi que la performance globale du modèle sur les échantillons d'apprentissage et de validation. Cette analyse vise à mettre en lumière les apports méthodologiques et opérationnels de l'intégration des données de marché dans la modélisation du risque souverain, tout en soulignant les points forts et les limites observés au travers des différentes métriques de performance.

5.2.1 Sélection ascendante des variables

Le processus de sélection ascendante des variables, présenté dans le premier tableau, met en évidence la construction progressive du modèle à partir des variables les plus informatives. L'ajout du spread CDS moyen (« log_CDS_mean_rolling_avg ») dès la première étape témoigne de l'importance des indicateurs de marché dans la prédiction du risque souverain. À chaque étape, l'intégration de nouvelles variables économiques ou institutionnelles (efficacité gouvernementale, épargne, taux d'intérêt, etc.) permet une réduction significative du critère d'information d'Akaike (AIC), passant de 3302 à 2558 au terme de la sélection. Cette diminution continue de l'AIC indique une amélioration de la qualité du modèle, tout en maintenant une structure parcimonieuse et interprétable.

Tableau 16 – Résultats du processus de sélection ascendante pour le second modèle probit ordonné enrichi de variables CDS.

Ce tableau présente les étapes de sélection ascendante du modèle probit enrichi de variables de marché et l'évolution de l'AIC.

Étape	Variable	Définition	AIC	Nb de variables
1	log_CDS_mean_rolling_avg	Moyenne mobile 3 ans d'écarts CDS	3303	1
2	lag_GE_EST	Indice de qualité et d'efficacité de l'action gouvernementale selon la Banque mondiale	2920	2
3	lag_PSAV	Épargne nationale agrégée des secteurs public et privé en pourcentage du PIB nominal	2806	3
4	lag_BINT	Paielements d'intérêts sur la dette publique, en pourcentage du PIB.	2741	4
5	lag_PSTK	Constitution de stocks aux prix du marché courant, en pourcentage du PIB.	2675	5
6	lag_LOG_GDPD_POPN	Le logarithme du PIB nominal par habitant	2611	6
7	lag_INPY	Paielements d'intérêts totaux effectués sur la dette extérieure, en pourcentage du PIB nominal.	2583	7
8	lag_DMN2	Variation en pourcentage de M2 en fin de période, par rapport à l'année précédente.	2558	8

5.2.2 Coefficients estimés et significativité

Le second tableau présente les coefficients estimés pour chacune des huit variables retenues, ainsi que leurs erreurs standards, valeurs z et intervalles de confiance. Tous les coefficients sont hautement significatifs ($p < 0.001$), ce qui atteste de la robustesse statistique du modèle.

Tableau 17 – Coefficients estimés et valeurs-p pour le second modèle probit, enrichi de variables CDS.

Ce tableau présente les coefficients estimés du modèle probit ordonné enrichi incluant les variables CDS.

Variable	Coef.	Erreur std	Valeur-Z	Valeur-p	Intervalle de confiance
log_CDS_mean_rolling_avg	1,169	0,055	21,325	< 0,001	[1,062; 1,276]
lag_GE_EST	-1,1349	0,107	-10,57	< 0,001	[-1,345; -0,924]
lag_PSAV	-0,0592	0,007	-9,088	< 0,001	[-0,072; -0,046]
lag_BINT	0,298	0,031	9,688	< 0,001	[0,238; 358]
lag_PSTK	0,1652	0,025	6,484	< 0,001	[0,115; 0,215]
lag_LOG_GDPD_POPN	-0,5004	0,073	-6,894	< 0,001	[-0,643; -0,358]
lag_INPY	0,1853	0,032	5,728	< 0,001	[0,122; 0,249]
lag_DMN2	0,0248	0,005	5,337	< 0,001	[0,016; 0,034]

L'examen des coefficients estimés met en évidence la force et la direction des relations entre chaque variable explicative et la notation souveraine. Les coefficients négatifs, tels que ceux associés à lag_GE_EST (coef = -1,1349), à lag_PSAV (coef = -0,0592) et à lag_LOG_GDPD_POPN (coef = -0,5004), traduisent un effet protecteur : une amélioration de ces indicateurs réduit significativement le risque souverain et favorise une meilleure notation. Ce constat est particulièrement marqué pour lag_GE_EST, dont l'impact est fort et statistiquement significatif ($z = -10,57$, $p < 0,001$), soulignant l'importance de l'efficacité gouvernementale dans la stabilité financière.

À l'inverse, les coefficients positifs, observés pour log_CDS_mean_rolling_avg (coef = 1,1690), lag_PSTK (coef = 0,1652), lag_INPY (coef = 0,1853), lag_BINT (coef = 0,2980) et lag_DMN2 (coef = 0,0248), indiquent qu'une augmentation de ces facteurs est associée à une détérioration du profil de risque du pays. Ce résultat est particulièrement notable pour log_CDS_mean_rolling_avg, dont la valeur élevée (coef > 1) traduit une sensibilité forte du risque souverain aux variations des spreads CDS, révélant que l'augmentation des coûts de couverture contre le défaut accentue la perception de vulnérabilité.

Enfin, la constante négative (coef = -3,9057) confirme que, toutes choses égales par ailleurs, le modèle tend à attribuer une base protectrice, mais celle-ci est rapidement compensée par la hausse des variables aggravantes.

5.2.3 Performance du modèle enrichi de données CDS

Le troisième tableau synthétise les principales métriques de performance du modèle, calculées sur les échantillons d'apprentissage et de validation.

Tableau 18 – Performance du modèle enrichi de données CDS en échantillon d'entraînement et de test

Ce tableau présente les indicateurs de performance du modèle probit enrichi sur les échantillons d'entraînement et de validation.

Métrique	Entraînement	Test
Correspondance exacte	0,3648	0,3655
+/-1 niveau	0,7372	0,7259
+/-2 niveaux	0,8992	0,8934
Corrélation de Pearson	0,9423	0,9464
Corrélation de Spearman	0,9469	0,9483
Tau de Kendall	0,8519	0,8512
Somers' D	0,8025	0,7991
Écart moyen	-0,0485	-0,264
Écart absolu moyenne	1,0459	1,0457

Les coefficients de corrélation (Spearman, Pearson, Kendall, Somers) sont tous élevés, dépassant 0.90 pour certains, ce qui indique une excellente capacité du modèle à reproduire l'ordre des notations souveraines attribuées par S&P. Le taux de correspondance exacte (« exact match ») est d'environ 36 %, et la précision à ± 1 ou ± 2 crans est bonne (± 1 : ~89 %, ± 2 : ~73 %), montrant que le modèle parvient à prédire une notation très proche de la réalité dans une majorité des cas.

L'écart moyen est faible et négatif, ce qui indique une absence de biais systématique dans les prédictions. La stabilité des résultats entre apprentissage et validation témoigne de la robustesse du modèle et de sa capacité à généraliser sur des données nouvelles, sans surajustement.

5.3 Présentation du nouveau modèle prévisionniste

Dans cette troisième section, l'attention se porte sur le modèle prévisionniste développé afin d'anticiper les changements annuels de notation souveraine attribués par S&P. Contrairement aux modèles précédents, qui visent principalement à reproduire les notations existantes, ce modèle a pour objectif de prédire la dynamique des notations.

L'approche méthodologique repose sur la transformation de la variable cible en une variable catégorielle à trois modalités (amélioration, stabilité, dégradation), ainsi que sur la sélection rigoureuse des variables explicatives. L'analyse qui suit permettra d'évaluer la capacité du modèle à anticiper correctement les évolutions du risque souverain, en mettant en avant ses performances, ses points forts et ses limites.

5.3.1 Sélection ascendante des variables du modèle prévisionniste

Le modèle prévisionniste retenu, construit selon la méthode PATH avec cinq variables explicatives, affiche la meilleure performance globale selon les critères d'ajustement (AIC le plus faible : 1134.15) et de détection des événements critiques (macro-rappel des classes extrêmes : 0.75). Ce modèle combine des indicateurs prospectifs de marché (différence annuelle et maximum du spread CDS), l'indicateur d'Outlook fourni par S&P, ainsi que des variables macroéconomiques et institutionnelles (inflation retardée et efficacité gouvernementale).

Tableau 19 – Résultats de la sélection ascendante des variables du modèle prévisionniste

Ce tableau présente les variables sélectionnées dans le modèle logistique multinomial retenu, ainsi que les métriques de performance et les coefficients estimés.

Élément / Métrique	Valeur
Variables sélectionnées	OutlookScore, log_CDS_mean_diff, log_CDS_max, lag_LOG_CCPI, lag_GE_EST
AIC (train)	1134.15
Précision	0.709
Macro rappel extrêmes	0.75
Précision (amélioration)	0.469
Rappel (amélioration)	0.625
Précision (dégradation)	0.385
Rappel (dégradation)	0.625
Précision (stable)	0.892
Rappel (stable)	0.739
Matrice de confusion	[[15, 5, 4], [15, 99, 20], [2, 7, 15]]
Seuils utilisés	(0.15, 0.55, 0.20)
Coefficients	OutlookScore : [1.4339, -0.1168, -1.3171]
	log_CDS_mean_diff : [-0.6971, 0.1449, 0.5522]
	log_CDS_max : [0.6660, -0.3285, -0.3375]
	lag_LOG_CCPI : [-0.3022, 0.2383, 0.0639]
	lag_GE_EST : [0.2216, 0.1326, -0.3542]

Le modèle prévisionniste retenu, construit selon la méthode PATH avec cinq variables explicatives, affiche la meilleure performance globale selon les critères d'ajustement (AIC le plus faible : 1134.15) et de détection des événements critiques (macro-rappel des classes extrêmes : 0.75). Ce modèle combine des indicateurs prospectifs de marché (différence annuelle et maximum du spread CDS), l'indicateur de perspective fourni par S&P, ainsi que des variables macroéconomiques et institutionnelles (inflation retardée et efficacité gouvernementale). Le modèle produit trois coefficient pour chaque variable, indiquant les trois classes possibles, soit [amélioration (-1), stable (0) ou détérioration (+1)]. Pour l'exemple de la variable log_CDS_mean_diff, on peut constater qu'une augmentation augmente la probabilité d'une détérioration, tandis qu'une diminution du log_CDS_mean_diff augmenterait les chances d'une amélioration.

La matrice de confusion montre que le modèle parvient à détecter correctement les cas de changement de la notation dans 62,5 % des cas, tout en maintenant une précision élevée pour la classe stable (précision : 0.892, rappel : 0.739). La précision globale atteint 0.709, ce qui témoigne d'une bonne capacité de généralisation et d'une robustesse satisfaisante sur l'échantillon de test.

5.3.1 Sélection ascendante des variables du modèle prévisionniste

Cette section vise à discuter les performances des différents modèles prévisionnistes développés pour anticiper les changements de notation souveraine. Après avoir testé plusieurs configurations, nous comparons ici le modèle utilisant uniquement la variable OutlookScore à deux modèles enrichis intégrant des variables de marché (spreads CDS) et des indicateurs macroéconomiques. Le tableau ci-dessous synthétise les principaux résultats obtenus sur l'échantillon de test, en mode coût-sensible.

Tableau 20 – Comparaison des performances de différents modèles prévisionnistes de changements de notation souveraine

Ce tableau compare les performances de différents modèles prévisionnistes (Outlook seul vs modèles enrichis), en mettant l'accent sur la détection des événements critiques.

Métrique	PATH #1 (Outlook)	PATH (4 variables)	PATH (5 variables)
Variables sélectionnées	OutlookScore	OutlookScore, log_CDS_mean_diff, log_CDS_max, lag_LOG_CCPI	OutlookScore, log_CDS_mean_diff, log_CDS_max, lag_LOG_CCPI, lag_GE_EST
AIC	1275.27	1140.57	1134.15
Précision	0.751	0.720	0.709
Macro rappel extrêmes	0.512	0.708	0.750
Précision (amélioration)	0.556	0.455	0.469
Rappel (amélioration)	0.400	0.625	0.625
Précision (dégradation)	0.455	0.395	0.385
Rappel (dégradation)	0.625	0.625	0.625
Précision (stable)	0.848	0.910	0.892
Rappel (stable)	0.836	0.754	0.739
Matrice de confusion	[[10, 12, 3], [8, 117, 15], [0, 9, 15]]	[[15, 5, 4], [14, 101, 19], [4, 5, 15]]	[[15, 5, 4], [15, 99, 20], [2, 7, 15]]
Seuils utilisés	(0.15, 0.45, 0.25)	(0.15, 0.45, 0.20)	(0.15, 0.55, 0.20)

Le modèle le plus simple (PATH #1) repose uniquement sur la variable OutlookScore, qui reflète l'indication prospective fournie par S&P. Ce modèle présente une précision globale élevée (précision: 0.751), mais il montre des limites importantes dans la détection des changements de notation : son macro-rappel des classes extrêmes (amélioration et dégradation) est faible (0.512), ce qui signifie qu'il manque une part significative des événements critiques.

Les modèles enrichis (PATH #4 et PATH #5) intègrent des variables de marché (différences et maximum du spread CDS), l'inflation et l'efficacité gouvernementale. Ces modèles affichent une précision similaire (0.709–0.720), mais surtout un macro rappel des extrêmes nettement supérieur (0.708 pour PATH #4 et 0.750 pour PATH #5). Cela traduit une meilleure capacité à anticiper les relèvements et abaissements de rating, ce qui est essentiel pour la gestion proactive du risque souverain.

Le modèle PATH #5, qui combine cinq variables explicatives, est retenu comme le meilleur compromis : il présente l'AIC le plus faible (meilleure qualité d'ajustement), maximise la détection des événements critiques, et reste interprétable. Ce choix est motivé par la nécessité de ne pas manquer les changements de notation, tout en maintenant une robustesse et une cohérence économique dans les prédictions. Sa capacité à prédire les dégradations demeure toutefois plus faible que celui du modèle #1.

En somme, l'analyse des résultats met en évidence la pertinence d'inclure les données de marché aux modèles de notation souverain. Comme démontré plus tôt, l'intégration des spreads CDS améliore significativement la précision et la robustesse des prédictions. Nos résultats démontrent également leur capacité prédictive, ayant réussi à faire un modèle excédant la puissance prévisionniste d'un modèle basé sur la perspective donnée par S&P. Ces résultats soulignent l'importance d'une approche multidimensionnelle pour l'évaluation du risque souverain et ouvrent la porte à la génération interne de signaux de perspective de crédit.

6. Discussion des résultats

6.1 Introduction à la discussion des résultats

La présente section vise à approfondir l'analyse des résultats obtenus dans le cadre de l'évaluation du risque souverain à l'aide de modèles probit ordonnés, enrichis par l'intégration de variables de marché. L'objectif principal de cette discussion est de mettre en perspective les performances des différents modèles développés, d'interpréter la signification économique et statistique des coefficients estimés, et d'évaluer la pertinence de l'ajout des indicateurs de marché, notamment les spreads de swap sur défaillance de crédit (CDS), dans la modélisation du risque souverain.

Dans une démarche scientifique rigoureuse, il s'agit non seulement de commenter les résultats statistiques, mais également de les confronter aux enseignements de la littérature et aux attentes méthodologiques propres au secteur bancaire. La discussion s'appuiera sur les indicateurs de performance classiques (corrélations, taux de concordance, écarts moyens), tout en portant une attention particulière à la robustesse des modèles, à leur capacité de généralisation et à leur utilité opérationnelle pour la gestion du risque de crédit souverain.

Par ailleurs, cette section mettra en lumière les limites inhérentes à la méthodologie employée, les biais potentiels liés à la disponibilité et à la qualité des données de marché, ainsi que les perspectives d'amélioration et d'approfondissement pour de futurs travaux. L'analyse proposée s'inscrit ainsi dans une volonté de contribuer à l'enrichissement des pratiques de modélisation du risque souverain, en intégrant des signaux prospectifs et dynamiques issus des marchés financiers.

6.2 Interprétation des résultats du modèle probit ordonné initial

Le modèle probit ordonné initial, élaboré à partir de variables macroéconomiques et de gouvernance, constitue la base de l'évaluation du risque souverain dans ce mémoire. Son objectif principal est de reproduire les notations attribuées par l'agence Standard & Poor's (S&P) en s'appuyant sur des facteurs explicatifs fondamentaux, conformément aux pratiques reconnues dans la littérature.

6.2.1. Analyse des coefficients estimés

Les coefficients obtenus lors de l'estimation du modèle révèlent la direction et l'intensité de l'impact de chaque variable sur la notation souveraine. Les variables telles que l'efficacité gouvernementale (lag_GE_EST), l'épargne nationale brute (lag_PSAV), les revenus du gouvernement en % du PIB (lag_BREP) et le PIB nominal par habitant (lag_LOG_GDPD_POPN) présentent des coefficients négatifs et statistiquement significatifs. Cela indique qu'une amélioration de ces indicateurs est associée à une réduction du risque souverain et à une meilleure notation de crédit. À l'inverse, la dette publique totale (lag_LOG_PUDP), le taux d'intérêt moyen octroyés par les banques sur prêts aux particuliers et entreprises (lag_LRAT) et le taux de chômage (lag_UNEM) affichent des coefficients positifs, traduisant une augmentation du risque en cas de détérioration de ces variables.

Les signes des coefficients estimés pour chaque variable du modèle probit ordonné sont cohérents d'un point de vue économique et s'inscrivent dans la logique des travaux empiriques sur la notation souveraine. La variable d'efficacité gouvernementale, telle que mesurée par la Banque mondiale, revêt une importance particulière : elle synthétise les perceptions de la qualité des services publics, la compétence et l'indépendance de la fonction publique, la qualité de la formulation et de la mise en œuvre des politiques, ainsi que la crédibilité du gouvernement à appliquer ces politiques. Lors de l'analyse univariée, cette variable s'est distinguée comme la plus informative, ce qui témoigne de son rôle central dans la dynamique du risque souverain. Un gouvernement « efficace » est généralement caractéristique des pays développés, qui disposent de plans crédibles et des ressources nécessaires pour les mettre en œuvre, ce qui se traduit par une meilleure notation souveraine.

Les coefficients associés aux autres variables de soutien, tels que le taux d'épargne en pourcentage du PIB, les revenus gouvernementaux et le PIB nominal par habitant, sont également économiquement justifiés. Le PIB nominal par habitant, qui constitue une mesure proche du revenu par habitant, a été identifié par Cantor & Packer (1996) comme l'un des principaux déterminants d'une notation souveraine élevée. Un niveau d'épargne élevé est également associé à une meilleure notation, car il reflète la capacité des ménages et des entreprises à constituer des réserves financières, renforçant ainsi la résilience économique du pays. Enfin, des revenus gouvernementaux élevés en proportion du PIB traduisent la capacité de l'État à mobiliser des ressources fiscales, ce qui est typique des économies avancées et constitue un facteur favorable à la stabilité financière et à la qualité de la signature souveraine.

Les variables dont les coefficients sont positifs, telles que la dette totale gouvernementale, les exportations de biens de consommation en pourcentage des exportations totales, les taux d'intérêt sur prêts et le taux de chômage, présentent également des signes cohérents d'un point de vue économique. Une dette publique plus élevée est intuitivement associée à un risque de crédit accru, car elle augmente la vulnérabilité financière du pays et sa propension au défaut, ce qui rejoint directement les conclusions de Cantor & Packer (1996) sur le rôle central de l'endettement dans la notation souveraine. Il est à noter que les économies avancées tendent à exporter une proportion plus importante de services, de technologies et de produits à forte valeur ajoutée, tandis que les économies émergentes ou en développement sont souvent caractérisées par une part plus élevée d'exportations de biens de consommation en pourcentage du PIB. Cette structure d'exportation peut refléter une moindre diversification économique et une vulnérabilité accrue aux chocs externes, ce qui est généralement associé à une notation souveraine moins favorable (Reinhart, Rogoff et Savastano, 2003).

De même, un taux d'intérêt sur prêt élevé reflète généralement un environnement macroéconomique marqué par une inflation élevée ou une prime de risque importante exigée par les prêteurs. Cantor & Packer identifient l'inflation comme un facteur négatif pour la notation souveraine, et un taux d'intérêt élevé en constitue souvent un indicateur indirect, traduisant une perception accrue du risque par les marchés.

Enfin, un taux de chômage élevé est le reflet d'une économie en difficulté, caractérisée par une sous-utilisation des ressources productives et une fragilité sociale et budgétaire. Cette situation tend à affaiblir la capacité de l'État à générer des revenus et à honorer ses engagements financiers, ce qui se traduit logiquement par une notation souveraine moins favorable.

Ainsi, la cohérence des signes des coefficients estimés pour ces variables confirme la validité économique du modèle et son alignement avec les principaux enseignements de la littérature sur le risque souverain. La significativité statistique des coefficients, attestée par des valeurs p inférieures à 0,0001 et des erreurs standards faibles, confirme la robustesse du modèle. Les intervalles de confiance étroits renforcent la fiabilité des estimations et permettent une interprétation économique précise.

6.2.2. Performance prédictive et robustesse

Les performances du modèle sont évaluées à l'aide de plusieurs métriques : corrélations de Pearson et Spearman (proches de 0,90), taux de concordance exacte (environ 31 %), taux de prédiction à ± 1 et ± 2

cans (61 % et 77 % respectivement en échantillon d'apprentissage). Ces résultats témoignent de la capacité du modèle à reproduire fidèlement l'ordre des notations souveraines attribuées par S&P, tout en maintenant une stabilité entre les échantillons d'apprentissage et de validation. Ce modèle respecte plus ou moins les objectifs fixés, mais la performance demeure largement suffisante pour tester l'impact des variables de CDS.

L'écart moyen des prédictions est très faible, ce qui indique une absence de biais systématique. L'écart absolu moyen reste contenu, confirmant la précision globale du modèle. La stabilité des corrélations et des taux de concordance entre les différents échantillons atteste de la robustesse et de la capacité de généralisation du modèle sur des données nouvelles.

6.2.3. Synthèse

Les résultats obtenus s'inscrivent en cohérence avec les travaux antérieurs, notamment ceux de Cantor et Packer (1996), Afonso et al. (2006) et Reusens et Croux (2017), qui soulignent l'importance des variables macroéconomiques et institutionnelles dans la détermination du risque souverain. L'utilisation du modèle probit ordonné permet de respecter la structure hiérarchique des notations et d'obtenir des estimations économiquement interprétables, conformément aux standards méthodologiques du domaine.

En somme, le modèle probit ordonné initial met en évidence le rôle prépondérant de l'efficacité gouvernementale et de la dette publique dans la détermination du risque souverain, tout en soulignant la pertinence des autres facteurs macroéconomiques. Ces constats justifient l'exploration de modèles enrichis par des variables de marché, présentée dans la section suivante.

6.3 Apport des variables de marché (CDS) dans le modèle enrichi

L'intégration des variables de marché, en particulier les écarts de Credit Default Swaps (CDS), constitue une avancée méthodologique majeure dans la modélisation du risque souverain. Cette démarche vise à compléter les indicateurs macroéconomiques et institutionnels traditionnels par des signaux prospectifs, reflétant en temps réel la perception du risque par les investisseurs.

6.3.1. Justification de l'intégration des CDS

La littérature récente (Ismailescu et Kazemi, 2010 ; Van de Ven et al., 2018 ; Rodríguez et al., 2019) met en évidence la capacité des spreads de CDS à anticiper les tensions financières et à prédire les événements de crédit négatifs, souvent avec une réactivité supérieure à celle des indicateurs macroéconomiques classiques. Les CDS, en tant qu'instruments de couverture du risque de défaut, traduisent directement le sentiment du marché et intègrent les anticipations des investisseurs quant à la solvabilité des États.

6.3.2. Analyse de la pertinence statistique des variables CDS

Dans le modèle enrichi, les variables dérivées des spreads CDS (moyenne annuelle, maximum, écart-type, moyenne mobile sur trois ans, etc.) se sont révélées hautement significatives lors des analyses univariées et multivariées. La moyenne mobile 3 ans du CDS 5 ans transformé en logarithme, s'est imposé comme notre meilleur prédicteur du risque souverain, avec un coefficient positif élevé. Cela indique qu'une augmentation du spread CDS est fortement associée à une détérioration de la notation souveraine, ce qui est cohérent avec les observations empiriques de la littérature.

6.3.3. Impact sur la performance du modèle

L'ajout des variables de marché a permis d'améliorer sensiblement la performance du modèle, tant en échantillon d'apprentissage qu'en validation hors échantillon. Les coefficients de corrélation (Spearman, Pearson) dépassent 0,90, le taux de correspondance exacte progresse, et la précision à ± 1 ou ± 2 crans atteint des niveaux élevés. Cette amélioration témoigne de la capacité du modèle enrichi à estimer la probabilité de défaut avec plus de précision et confirme la validité de l'ajout de ces variables au modèle.

6.3.4. Analyse des coefficients estimés

L'analyse des coefficients du modèle probit ordonné enrichi met en évidence la complémentarité entre les variables de marché et les fondamentaux économiques dans l'explication du risque souverain. Le spread CDS moyen 3 ans, annualisé et lissé par logarithme ressort comme le facteur aggravant le plus puissant, avec un coefficient positif élevé (1,169), traduisant la forte sensibilité de la notation souveraine

aux anticipations du marché. L'efficacité gouvernementale (lag_GE_EST) conserve un rôle central, son coefficient négatif (-1,135) indiquant qu'une amélioration de la gouvernance demeure le levier le plus efficace pour réduire le risque perçu. Les variables de soutien, telles que le taux d'épargne nationale brute (lag_PSAV , -0,059) et le PIB nominal par habitant (lag_LOG_GDPD_POPN , -0,500), confirment leur effet protecteur. À l'inverse, des indicateurs comme les intérêts en % du PIB (lag_BINT , 0,298), la constitution de stocks en % du PIB (lag_PSTK , 0,165), les paiements d'intérêts sur la dette externe (lag_INPY , 0,185), et la croissance du M2 (lag_DMN2 , 0,025) contribuent à la détérioration du rating. Tous ces coefficients sont hautement significatifs, ce qui atteste de la robustesse du modèle. En somme, l'intégration des variables de marché permet d'affiner la prédiction du risque souverain, tout en confirmant le rôle fondamental des indicateurs institutionnels et macroéconomiques dans la stabilité financière des États.

On constate que plusieurs variables importantes du premier modèle sont toujours présentes dans celui-ci, notamment lag_GE_EST , lag_PSAV , lag_LOG_GDPD_POPN . On remarque aussi toutefois l'apparition de nouvelles variables, notamment lag_BINT et lag_INPY , deux variables illustrant les paiements d'intérêts sur dette en % du PIB. Ce constat est cohérent avec la littérature, qui souligne que des paiements d'intérêts élevés réduisent la marge de manœuvre budgétaire et accroissent la probabilité de tensions financières, voire de défaut (Reinhart et Rogoff, 2010 ; IMF, 2013).

La variable liée à la croissance de la masse monétaire M2 est souvent considérée comme un indicateur de pressions inflationnistes et de déséquilibres macroéconomiques. La littérature (Friedman, 1970 ; IMF, 2016) souligne qu'une expansion rapide de M2 peut signaler une politique monétaire accommodante susceptible d'éroder la crédibilité et d'accroître le risque souverain, notamment dans les économies émergentes où la transmission inflationniste est forte. Concernant la constitution de stocks aux prix du marché courant, exprimée en pourcentage du PIB, plusieurs travaux (World Bank, 2020 ; Reinhart et Rogoff, 2010) indiquent que des niveaux élevés peuvent refléter des tensions sur la balance des paiements ou une accumulation non productive, ce qui pèse sur la soutenabilité budgétaire et la perception de risque. Ces résultats suggèrent que la dynamique monétaire et la structure des stocks jouent un rôle complémentaire dans l'évaluation du profil souverain.

6.3.5. Limites méthodologiques et opérationnelles

L'intégration des spreads de CDS dans la modélisation du risque souverain, bien qu'innovante, soulève plusieurs défis méthodologiques et opérationnels. Tout d'abord, la disponibilité et la qualité des

données CDS varient fortement selon les juridictions et les périodes. Comme le soulignent Van de Ven, Dabadghao et Chockalingam (2018), les marchés de CDS sont particulièrement liquides et fiables dans les économies avancées, alors que de nombreux pays émergents souffrent d'une absence ou d'une faible fiabilité des données pouvant introduire un biais et limiter la représentativité du modèle.

La liquidité des CDS peut être affectée par des épisodes de volatilité ou des mouvements spéculatifs, rendant les prix moins représentatifs du risque fondamental (Rodríguez, Dandapani et Lawrence, 2019). Cette sensibilité accrue aux chocs de marché peut entraîner une surévaluation temporaire du risque souverain, qui ne reflète pas nécessairement la situation économique réelle du pays concerné. Ciarlone et Trebeschi (2005) rappellent également que les spreads CDS réagissent rapidement aux nouvelles informations, mais peuvent être influencés par des phénomènes de contagion ou de « flight to quality », indépendamment des fondamentaux économiques.

Il convient aussi de noter que les spreads CDS intègrent non seulement la probabilité de défaut, mais aussi les anticipations du marché sur le taux de recouvrement en cas de défaut. Or, ces taux de recouvrement sont rarement observables et peuvent varier significativement, ce qui complexifie l'interprétation du spread CDS comme mesure unique du risque souverain (Longstaff et al., 2011).

Enfin, l'utilisation de variables de marché suppose que les investisseurs disposent d'une information complète et rationnelle sur le risque souverain. Dans certains contextes, les spreads CDS peuvent être influencés par des facteurs exogènes, des comportements de contagion ou des phénomènes de marché qui ne sont pas liés aux fondamentaux économiques du pays (Ismailescu et Kazemi, 2010).

6.3.5. Synthèse

En somme, si l'intégration des spreads de CDS dans la modélisation du risque souverain présente des défis méthodologiques et opérationnels importants, elle constitue également une avancée majeure. Au-delà des limites liées à la disponibilité, à la liquidité et à la représentativité des données, les CDS apportent une dimension prospective essentielle : ils reflètent en temps réel les anticipations des investisseurs et permettent de capter les signaux précoces de détérioration ou d'amélioration du risque souverain (Ciarlone et Trebeschi, 2005 ; Ismailescu et Kazemi, 2010). Cette capacité à offrir une vue sur l'avenir, complémentaire aux indicateurs macroéconomiques et institutionnels plus statiques, renforce la pertinence des modèles enrichis et ouvre la voie à une gestion plus dynamique et proactive du risque de crédit souverain.

6.4 Discussion du modèle prévisionniste

Le modèle prévisionniste développé vise à anticiper les changements annuels de notation souveraine attribués par S&P, en s'appuyant sur une régression logistique multinomiale. Contrairement aux modèles précédents, qui cherchent principalement à reproduire les notations existantes, ce modèle a pour objectif de prédire la dynamique des notations, c'est-à-dire la probabilité d'une amélioration, d'une stabilité ou d'une dégradation de la notation d'un pays d'une année sur l'autre. Cette approche méthodologique est largement reconnue dans la littérature pour la modélisation des transitions de notation souveraine (Afonso, Gomes & Rother, 2006 ; Bissoondoyal-Bheenick, Brooks & Yip, 2006).

La méthodologie repose sur la transformation de la variable cible en une variable catégorielle à trois modalités, ainsi que sur une sélection rigoureuse des variables explicatives. Les résultats obtenus montrent que l'intégration de variables prospectives, telles que les différences annuelles et le maximum du spread CDS, ainsi que l'indicateur d'Outlook fourni par S&P, améliore la capacité du modèle à détecter les événements critiques. Plusieurs études confirment que les spreads CDS constituent des indicateurs avancés du risque souverain et améliorent la détection des événements critiques (Ismailescu & Kazemi, 2010 ; Rodríguez, Dandapani & Lawrence, 2019 ; Van de Ven, Dabadghao & Chockalingam, 2018).

6.4.1. Analyse des variables retenues et des coefficients

Le modèle optimal sélectionné combine cinq variables explicatives :

- OutlookScore (signal de perspective de S&P)
- log_CDS_mean_diff (variation annuelle du spread CDS moyen)
- log_CDS_max (maximum annuel du spread CDS)
- lag_LOG_CCPI (Indice des prix à la consommation, rebasé à 2010 = 100)
- lag_GE_EST (efficacité gouvernementale retardée)

Le modèle prévisionniste optimal combine cinq variables explicatives : OutlookScore, log_CDS_mean_diff, log_CDS_max, lag_LOG_CCPI et lag_GE_EST. L'interprétation des coefficients standardisés permet de comprendre le rôle et l'impact de chaque variable sur la probabilité d'amélioration, de stabilité ou de dégradation de la notation souveraine.

OutlookScore est interprété ici comme un signal prospectif public communiqué par S&P. Étant donné que l'agence est l'émettrice de l'outlook, cette variable n'est pas lue comme un "déterminant" interne de la décision, mais comme un résumé observable de son évaluation courante du crédit au moment où l'information est publiée. Économiquement, il est logique qu'un outlook positif soit associé à une probabilité relative plus élevée d'amélioration (coefficient positif et important pour la classe « amélioration » : 1,4339) : l'outlook agit comme une pré-annonce ("forward guidance" de notation) qui rend plus probable un relèvement ultérieur, toutes choses égales par ailleurs. Symétriquement, le coefficient négatif pour la classe « dégradation » (-1,3171) est cohérent avec le fait qu'un outlook défavorable ou une mise sous surveillance signale un risque de détérioration : il devient plus plausible que la décision future bascule vers un downgrade plutôt que de rester stable. Dans une perspective de forecasting, ce résultat est économiquement fort : il indique que les outlooks contiennent une information prédictive substantielle, ce qui est exactement ce qu'on attend d'un signal prospectif officiel publié par l'agence.

Les variables `log_CDS_mean_diff` et `log_CDS_max` permettent de capter l'évaluation du risque souverain par les marchés financiers à travers les spreads CDS. La variable `log_CDS_mean_diff` mesure la différence de la moyenne annuelle du spread CDS, exprimée en logarithme, et reflète ainsi l'évolution du niveau moyen du risque souverain perçu par les investisseurs d'une année sur l'autre. Le coefficient négatif estimé pour la classe « amélioration » (-0,6971) indique qu'une augmentation de la moyenne annuelle des CDS réduit la probabilité relative d'une amélioration par rapport à la stabilité. Ce résultat est économiquement logique : une détérioration globale de la perception du risque sur l'ensemble de l'année est difficilement compatible avec un renforcement de la qualité de crédit. Symétriquement, le coefficient positif pour la classe « dégradation » (0,5522) suggère qu'une hausse de la moyenne annuelle des CDS accroît la probabilité relative d'une dégradation. Cela confirme que les agences réagissent principalement à des signaux de marché reflétant une réévaluation globale et durable du risque, plutôt qu'à des fluctuations de court terme.

La variable `lag_LOG_CCPI`, représentant l'inflation retardée, présente un coefficient négatif pour la classe « amélioration » (-0,3022) et positif pour la classe « dégradation » (0,2383). Cette configuration est économiquement cohérente : des pressions inflationnistes persistantes peuvent signaler une perte de crédibilité des politiques macroéconomiques, des tensions sociales ou des déséquilibres macrofinanciers, autant de facteurs susceptibles de peser défavorablement sur la notation souveraine. L'inflation apparaît

ainsi comme un canal indirect du risque souverain, réduisant la probabilité d'un scénario favorable et augmentant celle d'une détérioration.

Enfin, la variable `lag_GE_EST`, mesurant l'efficacité gouvernementale retardée, affiche un coefficient positif pour la classe « amélioration » (0,2216) et négatif pour la classe « dégradation » (-0,3542). Ce résultat est pleinement cohérent avec l'intuition économique : une gouvernance plus efficace renforce la capacité de l'État à mettre en œuvre des politiques crédibles, à ajuster ses finances publiques et à absorber les chocs macroéconomiques, ce qui accroît la probabilité relative d'un relèvement de la notation et réduit le risque de décote. À l'inverse, une faiblesse institutionnelle limite la marge de manœuvre des autorités et augmente la vulnérabilité souveraine.

Dans l'ensemble, l'interprétation des coefficients issus de la régression logistique multinomiale doit être effectuée en tenant compte du cadre de prévision retenu et de la nature relative des probabilités estimées. Un coefficient positif pour une classe donnée indique qu'une augmentation de la variable considérée accroît la probabilité relative d'appartenir à cette classe plutôt qu'à la situation de stabilité, tandis qu'un coefficient négatif la réduit, toutes choses égales par ailleurs. La magnitude des coefficients renseigne sur l'importance relative des différents signaux dans l'anticipation des changements de notation. Surtout, la cohérence des signes estimés avec les mécanismes économiques attendus, qu'il s'agisse du rôle des signaux prospectifs émis par les agences, de l'information contenue dans les spreads CDS ou de l'influence des fondamentaux macroéconomiques et institutionnels, renforce la crédibilité du modèle. Ces résultats s'inscrivent dans la continuité de la littérature existante, qui souligne l'importance conjointe des indicateurs de marché, des variables macroéconomiques et de la qualité institutionnelle dans l'évaluation et l'anticipation du risque souverain (Cantor et Packer, 1996 ; Butler et Fauver, 2006 ; Ismailescu et Kazemi, 2010), et confirment la pertinence de l'approche adoptée pour prévoir les décisions futures des agences de notation.

6.4.2. Analyse de la performance

Sur l'échantillon de test, le modèle enrichi (PATH 5 variables) affiche une précision globale de 0,709, légèrement inférieure au modèle Outlook seul (0,751). Cependant, le macro-rappel des classes extrêmes (amélioration et dégradation) atteint 0,750 pour le modèle enrichi, contre seulement 0,512 pour le modèle Outlook. Cela montre que l'ajout des variables de marché améliore significativement la capacité

à détecter les événements critiques, même si la précision globale reste comparable. On note également que

On constate que le modèle enrichi détecte mieux les relèvements de notation, ce qui peut être pertinent pour les investisseurs en produits de revenus fixes. Toutefois, la précision sur les dégradations demeure plus faible que le modèle utilisant uniquement la perspective, limitant son utilité en contexte de risque de crédit. Les deux modèles présentent toutefois un rappel identique pour les événements de dégradation, indiquant qu'il détecte autant de cas que le modèle de perspective seule, mais fait plus d'erreurs de classification. Bien que sa précision sur les événements de dégradation soit plus faible, cela est dû à une tendance à sur-identifier des événements de dégradation, tel qu'illustré par le rappel identique au modèle #1. En contexte de gestion de risque, ceci est préférable à une sous-identification des événements de dégradation étant donné notre rôle qui demande du conservatisme.

Pour renforcer la pertinence opérationnelle du modèle, une matrice de coût sensible a été intégrée dans le processus de décision. Cette matrice attribue un coût plus élevé aux erreurs de classification entre les classes extrêmes (amélioration $\leftrightarrow$ dégradation), et un coût intermédiaire aux erreurs vers la classe stable. Ce choix méthodologique permet d'aligner le modèle sur les enjeux réels du risque souverain : il devient particulièrement vigilant sur les cas de changements critiques, tout en limitant les erreurs les plus graves. Par ailleurs, le modèle a été ajusté pour tenir compte du déséquilibre des classes, c'est-à-dire du faible nombre d'observations de changements de notation par rapport à la stabilité. Une pondération des classes a été appliquée lors de l'entraînement, afin de pénaliser davantage les erreurs sur les classes minoritaires et d'améliorer la détection des événements rares. Ces deux ajustements ont su améliorer grandement la capacité du modèle à anticiper les changements par rapport aux premières versions de celui-ci. L'utilisation de pondérations de classes et de matrices de coût sensible est recommandée pour améliorer la détection des événements rares dans les modèles de classification, notamment en contexte de risque souverain (Elkan, 2001 ; Ferri, Liu & Stiglitz, 1999).

Enfin, la robustesse du modèle a été testée hors échantillon, sur des données non utilisées lors de l'entraînement. Les résultats obtenus confirment la capacité du modèle enrichi à généraliser ses prédictions et à maintenir une performance satisfaisante, même sur des cas nouveaux. Cette stabilité hors échantillon renforce la fiabilité du modèle pour une utilisation opérationnelle.

En résumé, le modèle enrichi ne surperforme pas « nettement » le modèle « Outlook » sur tous les critères : la précision globale reste proche, mais la capacité à anticiper les événements critiques est

meilleure grâce à l'intégration des variables de marché. Ce compromis est particulièrement pertinent dans un contexte opérationnel où la détection des changements de notation est prioritaire.

6.4.3. Synthèse et limites du modèle

Malgré ses avancées, le modèle présente des limites importantes :

- Déséquilibre des classes : La majorité des observations correspondent à une stabilité de la notation, tandis que les cas d'amélioration ou de dégradation sont rares. Ce déséquilibre complique l'apprentissage et peut réduire la sensibilité du modèle aux événements critiques, même si des pondérations et matrices de coût sensible ont été utilisées pour corriger ce biais. Ce déséquilibre complique l'apprentissage et peut réduire la sensibilité du modèle aux événements critiques, même si des pondérations et matrices de coût sensible ont été utilisées pour corriger ce biais.
- Interprétation des coefficients : Certains coefficients peuvent sembler contre-intuitifs ou difficiles à interpréter, notamment lorsque les variables de marché captent des signaux transitoires ou des effets de contagion non liés aux fondamentaux économiques.
- Précision faible sur les événements de dégradation : Bien que la précision globale du modèle excède celle du modèle de perspective seule, sa capacité à identifier correctement les dégradations demeure légèrement plus faible.

En résumé, le modèle enrichi améliore la détection des changements de notation, mais il reste sensible à la structure des données et à la volatilité des marchés. Ces limites doivent être prises en compte dans l'interprétation des résultats et l'utilisation opérationnelle du modèle.

6.5 Implications pratiques et recommandations

Le modèle prévisionniste enrichi et le modèle de notation enrichi développés dans ce mémoire offre plusieurs implications concrètes pour la gestion du risque souverain en banque. Pour le premier, sa capacité à anticiper les changements de notation, notamment grâce à l'intégration de variables de marché comme les spreads CDS, permet d'améliorer la réactivité et la qualité des décisions en matière de gestion

de portefeuille souverain. Pour le second, il illustre l'utilité de l'intégration des variables de marché à l'évaluation du risque souverain.

Implications pratiques :

- **Alerte précoce et gestion proactive :** Le modèle prévisionniste permet d'identifier plus rapidement les pays à risque de dégradation ou susceptibles d'amélioration, offrant ainsi un outil d'alerte précoce pour ajuster les limites de crédit, les stratégies d'investissement ou les politiques de provisionnement.
- **Appui à la prise de décision :** Les résultats du modèle peuvent être intégrés dans les comités de gestion du risque, afin de soutenir les décisions d'allocation de capital et d'optimisation du portefeuille en fonction des signaux de marché et des perspectives de notation.
- **Renforcement de la transparence :** L'utilisation d'un modèle explicite et documenté, combinant variables économiques, institutionnelles et de marché, contribue à renforcer la traçabilité et la justification des décisions prises par l'équipe de gestion du risque.
- **Les variables CDS permettent d'intégrer de l'information complémentaires aux variables économiques et de gouvernance,** telles que les anticipations du marché ainsi que de l'information plus récente que les autres variables, généralement disponibles sur une base annuelle et retardée.

Recommandations :

- **Intégration opérationnelle :** Il est recommandé d'intégrer le modèle prévisionniste dans les processus internes de suivi du risque souverain, en complément des modèles existants et des analyses qualitatives. Nous pourrions également développer une estimation de la perspective, en complément de la notation BRR, afin de réduire la dépendance aux agences externes et renforcer la capacité à orienter les décisions de risque.
- **Surveillance continue des variables de marché :** Compte tenu de la sensibilité du modèle aux signaux de marché, il est essentiel de maintenir une veille régulière sur les spreads CDS et autres indicateurs financiers, afin d'actualiser les prédictions et d'ajuster les stratégies en temps réel.

- Approche multidimensionnelle : Pour maximiser la robustesse des analyses, il est conseillé de combiner les résultats du modèle avec des évaluations qualitatives, des scénarios de stress et des indicateurs alternatifs (macroéconomie, gouvernance, événements géopolitiques).
- Intégration de variables CDS aux modèles de risque souverain : Ce mémoire aura démontré la pertinence de l'intégration de ces variables à l'évaluation de la probabilité de défaut, il serait donc pertinent de les ajouter aux prochaines revues du modèle BRR souverain.
- Formation et communication : Enfin, il est important de former les équipes à l'interprétation des résultats du modèle et de communiquer clairement ses limites et ses apports, afin d'assurer une utilisation optimale et responsable dans la gestion du risque.

En somme, le modèle prévisionniste enrichi constitue un outil innovant et pertinent pour la gestion du risque souverain, à condition de l'intégrer dans une démarche globale, dynamique et multidimensionnelle.

6.6 Perspectives de recherche et pistes d'amélioration

L'intégration des variables de marché, notamment les spreads CDS, a été testée dans deux cadres : d'abord pour améliorer le modèle d'évaluation du risque souverain (reproduction des notations S&P), puis pour développer un modèle prévisionniste capable d'anticiper les changements annuels de notation. Ces deux démarches ont permis de démontrer l'apport des signaux de marché dans la modélisation du risque souverain, tout en révélant certaines limites et pistes d'amélioration.

Pistes d'amélioration et perspectives de recherche :

- Diversification des indicateurs de marché : L'ajout d'autres variables financières (spreads obligataires, indices de volatilité, performance des marchés boursiers) pourrait enrichir la capacité du modèle à détecter les tensions et anticiper les crises.
- Ajout de différentes agences de crédit : Ajouter des données relatives aux notations et perspectives de d'autres agences pourrait bonifier la performance de nos modèles. Premièrement, ajouter d'autres agences de notation pourraient potentiellement agrandir notre

échantillon, car certaines agences couvrent des souverains qui ne sont pas couverts par d'autres. Il aurait aussi été intéressant d'explorer l'utilisation de différents «OutlookScore» par agence.

- Méthodes d'apprentissage automatique avancées : L'exploration de modèles non linéaires (forêts aléatoires, réseaux de neurones, méthodes d'ensemble) pourrait améliorer la précision et la robustesse, notamment pour les événements rares ou complexes.
- Augmentation de la granularité temporelle : Utiliser des données à fréquence plus élevée (mensuelle, trimestrielle) ou des séries temporelles continues permettrait de rendre le modèle plus réactif aux évolutions rapides du risque souverain.
- Système d'alarme : Un modèle prévisionniste permettrait d'avoir des alertes lorsque les estimations du modèle prévisionnel se dégradent, gardant les analystes alertes.
- Validation sur des périodes de stress : Tester les modèles sur des épisodes de crise ou de forte volatilité renforcerait leur fiabilité et leur capacité à anticiper les changements majeurs.
- Approche multidimensionnelle : Combiner les signaux de marché avec des analyses qualitatives, des scénarios de stress et des indicateurs institutionnels permettrait d'obtenir une vision plus complète et robuste du risque souverain.

6.7 Conclusion

En conclusion, l'ajout des variables de marché, et en particulier des spreads CDS, dans les modèles d'évaluation et de prévision du risque souverain, constitue une avancée méthodologique significative. Ces modèles enrichis offrent une meilleure capacité à détecter les changements de notation et à anticiper les événements critiques, tout en apportant un outil d'alerte précoce pour la gestion du risque en banque. Malgré certaines limites, notamment liées au déséquilibre des classes et à la sensibilité aux chocs de marché, les résultats obtenus confirment la pertinence d'une approche multidimensionnelle et dynamique.

Les perspectives de recherche identifiées ouvrent la voie à une modélisation plus fine et plus réactive, adaptée aux exigences opérationnelles des institutions financières. L'intégration de ces outils dans les processus internes contribuera à renforcer la résilience des portefeuilles souverains et à soutenir une gestion proactive du risque dans un environnement international en constante évolution.

7. Conclusion

La présente recherche s'est attachée à explorer l'apport des variables de marché, en particulier les CDS, dans l'amélioration des modèles probits de risque souverain utilisés au sein des institutions financières. L'objectif était d'améliorer une première approche actuelle, fondée principalement sur des indicateurs macroéconomiques et institutionnels, afin de proposer une méthodologie plus dynamique et réactive pour l'évaluation et la prévision du risque de crédit des souverains.

Les résultats obtenus au fil des analyses confirment la pertinence de cette démarche. L'intégration des spreads CDS dans le modèle probit ordonné a permis d'accroître significativement la capacité du modèle à reproduire les notations attribuées par S&P, tout en améliorant la robustesse des prédictions. Les coefficients de corrélation, tels que Spearman et Pearson, dépassent 0,90 dans le modèle enrichi, ce qui témoigne d'une excellente fidélité dans la reproduction de l'ordre des notations souveraines. Le taux de correspondance exacte s'est également amélioré, tout comme la précision à ± 1 ou ± 2 crans, ce qui est particulièrement précieux pour la gestion du risque en contexte bancaire.

Au-delà de la performance statistique, l'apport des variables de marché se manifeste dans la capacité du modèle à capter les signaux prospectifs et à anticiper les tensions financières. Les spreads CDS, disponibles à haute fréquence et sensibles aux anticipations des investisseurs, offrent une lecture en temps réel du risque perçu par le marché. Leur intégration dans le modèle probit ordonné permet de détecter plus rapidement les changements de notation et d'alerter les gestionnaires sur les évolutions critiques du risque souverain. Cette dimension prospective, absente des modèles fondés uniquement sur des données économiques publiées annuellement, constitue une avancée méthodologique majeure.

Le développement d'un modèle prévisionniste basé sur une régression logistique multinomiale a également permis d'aller plus loin dans l'anticipation des changements annuels de notation. Ce modèle, qui combine les signaux de marché, les indicateurs macroéconomiques et institutionnels, ainsi que la perspective donnée par S&P, a montré une capacité accrue à détecter les relèvements et les dégradations de notation. L'utilisation de pondérations de classes et de matrices de coût sensible a permis d'améliorer la détection des événements rares, tout en maintenant une bonne capacité de généralisation sur des données nouvelles. Les résultats obtenus

démontrent que l'ajout des variables de marché ne surperforme pas systématiquement le modèle basé sur la perspective seule en termes de précision globale, mais il améliore nettement la capacité à anticiper les événements critiques, ce qui est essentiel pour une gestion proactive du risque.

Toutefois, cette démarche n'est pas exempte de limites. La disponibilité inégale des données CDS selon les juridictions, la liquidité variable des marchés, et la sensibilité des spreads CDS à des facteurs exogènes ou à des épisodes de volatilité ponctuelle, peuvent introduire des biais et limiter la représentativité du modèle. De plus, le déséquilibre des classes, avec une majorité d'observations correspondant à une stabilité de la notation, complique l'apprentissage et la détection des événements rares. Il convient également de souligner que l'interprétation des coefficients, notamment pour les variables de marché, peut parfois s'avérer complexe, en raison de la multiplicité des facteurs influençant les spreads CDS.

Malgré ces limites, les implications pratiques de ce travail sont nombreuses. L'intégration des variables de marché dans les processus internes de gestion du risque souverain permet d'améliorer la réactivité des équipes, d'optimiser l'allocation du capital et de renforcer la transparence des décisions. Les modèles enrichis proposés constituent une base solide pour le développement d'outils d'alerte précoce, capables de signaler rapidement les détériorations ou améliorations du risque souverain. Ils offrent également la possibilité de réduire la dépendance aux agences externes, en développant des signaux internes de perspective de crédit.

Pour prolonger cette recherche, plusieurs pistes d'amélioration peuvent être envisagées. L'ajout d'autres indicateurs financiers, tels que les spreads obligataires ou les indices de volatilité, pourrait enrichir la capacité du modèle à détecter les tensions et anticiper les crises. L'intégration des notations de différentes agences de crédit, l'utilisation de méthodes d'apprentissage automatique avancées, ou encore l'augmentation de la granularité temporelle des données, sont autant de voies à explorer pour affiner la capacité prédictive des modèles. Enfin, le développement d'un système d'alerte interne, fondé sur les signaux de marché et les analyses quantitatives, ouvrirait la voie à une gestion encore plus dynamique et résiliente du risque souverain.

En somme, ce mémoire met en évidence la pertinence d'une approche multidimensionnelle et dynamique pour l'évaluation et la prévision du risque souverain. L'intégration des variables de marché, et en particulier des spreads CDS, constitue une avancée méthodologique significative, offrant aux institutions financières des outils plus performants et plus réactifs pour la gestion du

risque. Les perspectives de recherche identifiées ouvrent la voie à une modélisation plus fine et plus adaptée aux exigences opérationnelles, dans un environnement international en constante évolution.

Bibliographie

- Afonso, A., Gomes, P., & Rother, P. (2006). Short- and long-run determinants of sovereign debt credit ratings. *International Journal of Finance & Economics*, 16(1), 1-15.
- Al-Sakka, A., & ap Gwilym, O. (2010). Credit ratings and the procyclicality of leverage. *Journal of Banking & Finance*, 34(2), 456-467.
- Autorité des Marchés Financiers (AMF). (2012). La formation des prix sur le marché des CDS : les enseignements de la crise souveraine. *Risques et tendances*, n°11.
- Banque de France. (2024). À quoi servent les CDS ? [Publication institutionnelle].
- Bissoondoyal-Bheenick, E., Brooks, R., & Yip, A. Y. (2006). Determinants of sovereign ratings: A comparison of alternative approaches. *Global Finance Journal*, 17(1), 71-91.
- Bouchet, M. H., Clark, E., & Gros Lambert, B. (2003). *Country risk assessment: A guide to global investment strategy*. Wiley.
- Butler, A. W., & Fauver, L. (2006). Institutional environment and sovereign credit ratings. *Financial Management*, 35(3), 53-79.
- Cantero-Saiz, M., Sanfilippo-Azofra, S., Torre-Olmo, B., & López-Gutiérrez, C. (2014). Sovereign risk and the bank lending channel in Europe. *Journal of International Money and Finance*, 47, 1-20.
- Cantor, R., & Packer, F. (1996). Determinants and impact of sovereign credit ratings. *The Journal of Fixed Income*, 6(3), 76-91.
- Ciarlone, A., & Trebeschi, G. (2005). Designing an early warning system for debt crises. *Emerging Markets Review*, 6(4), 376-395.
- Della Corte, P., Sarno, L., Schmeling, M., & Wagner, C. (2022). Exchange rates and sovereign risk. *Management Science*, 68(8), 5591-5617.
- El Cheikh, N. (2019). Essais sur le risque de défaut souverain : analyse théorique et empirique (Thèse de doctorat, Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne). HAL Archives Ouvertes.
- Elkan, C. (2001). The Foundations of Cost-Sensitive Learning. *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 973-978.
- Ferri, G., Liu, L.-G., & Stiglitz, J. E. (1999). The procyclical role of rating agencies: Evidence from the East Asian crisis. *Economic Notes*, 28(3), 335-355.
- Friedman, M. (1970). *The Counter-Revolution in Monetary Theory*. London: Institute of Economic Affairs. ISBN : 9780255360834
- Gaillard, N. (2009). *Les agences de notation*. La Découverte.
- Hilscher, J., & Nosbusch, Y. (2010). Determinants of sovereign risk: Macroeconomic fundamentals and the pricing of sovereign debt. *Review of Finance*, 14(2), 235-262

- Ho, S. H. (2014). Essais sur le risque de défaut souverain dans les pays émergents (Thèse de doctorat, Université Paris XIII). HAL Archives Ouvertes.
- International Monetary Fund. (2013). *Fiscal risks: Sources, disclosure, and management*. IMF Policy Paper. Washington, DC: International Monetary Fund.
- International Monetary Fund. (2016). *Monetary Policy and Financial Stability*. IMF Policy Paper. Washington, DC: International Monetary Fund.
- Longstaff, F. A., Pan, J., Pedersen, L. H., & Singleton, K. J. (2011). How sovereign is sovereign credit risk? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 3(2), 75-103.
- Monfort, B., & Mulder, C. (2000). Using credit ratings for capital requirements on sovereign exposures. *IMF Working Paper, WP/00/69*. International Monetary Fund.
- Overes, B., & Van der Wel, M. (2022). Sovereign credit ratings and the euro area crisis: Evidence from a new dataset. *Journal of International Money and Finance*, 121, 102545.
- Pan, J., & Singleton, K. J. (2008). Default and recovery implicit in the term structure of sovereign CDS spreads. *The Journal of Finance*, 63(5), 2345-2384.
- Reinhart, C. M., Rogoff, K. S., & Savastano, M. A. (2003). Debt intolerance. *Brookings Papers on Economic Activity*, 34(1), 1-74.
- Reusens, P., & Croux, C. (2017). Sovereign credit rating determinants: A comparison before and after the European debt crisis. *Journal of Banking & Finance*, 77, 108-121.
- Rodríguez, J., Dandapani, K., & Lawrence, E. (2019). Sovereign credit ratings and financial market linkages: Evidence from emerging markets. *Emerging Markets Finance and Trade*, 55(6), 1243-1260.
- Souissi, S. (2014). Évaluation du risque souverain : Analyse théorique et évidence empirique (Thèse de doctorat, Université d'Évry-Val-d'Essonne). Télécom École de Management.
- Tennant, D., & Najef, A. (2020). Sovereign credit ratings and the cost of borrowing in developing countries. *Journal of International Development*, 32(6), 1003-1024.
- Van de Ven, J., Dabadghao, S., & Chockalingam, A. (2018). Sovereign credit ratings and fiscal policy. *Economic Modelling*, 73, 327-339.
- World Bank. (2020). *Global Economic Prospects, June 2020: Pandemic, Recession: The Global Economy in Crisis*. Washington, DC: World Bank.

Annexes

Annexe A : Correspondance entre notations numériques, celles utilisées par une IF et celles de S&P

Tableau 21 – Table de correspondance entre les notations d’une IF, externes et l’échelle numérique utilisée pour la régression

Ce tableau présente la correspondance entre l’échelle numérique utilisée dans la régression et les notations S&P ainsi que la grille utilisée.

Notation numérique	S&P	IF
1	AAA	1.0
2	AA+	1.0
3	AA	1.0
4	AA-	1.0
5	A+	1.5
6	A	2.0
7	A-	2,5
8	BBB+	3.0
9	BBB	3,5
10	BBB-	4.0
11	BB+	4,5
12	BB	5.0
13	BB-	5,5
14	B+	6.0
15	B	6,5
16	B-	7.0
17	CCC+	7,5
18	CCC	8.0
19	CCC-	8,5
20	CC	9.0
21	C	9,5
22	D	10.0

Annexe B : Distribution de pays à l’étude et dans le portefeuille de l’institution financière

Tableau 22 – Pays dans les données d’entraînement par région

Ce tableau présente la répartition géographique des pays inclus dans l’échantillon de développement.

Region	Country Name
Afrique	25
Asie-Pacifique Développé	4
Asie-Pacifique Émergent	20
Europe de l’Est	17
Amérique Latine	23
Moyen-Orient	9
Amérique du Nord	5
Europe de l’Ouest	20

Annexe C : Définition des 84 variables retenues

Tableau 23 – Présentation des 84 variables retenues suite à la sélection de variables

Ce tableau présente la distribution régionale des pays inclus dans le portefeuille souverain de l'institution financière.

Variable	Définition
lag_AGRP	Valeur ajoutée agricole réelle, exprimée en pourcentage du PIB réel au coût des facteurs
lag_BINT	Paievements d'intérêts sur la dette publique (libellée en monnaie nationale et en devises étrangères), exprimés en pourcentage du PIB.
lag_BREP	Recettes totales du gouvernement (y compris les subventions reçues et les remboursements de prêts), exprimées en pourcentage du PIB.
lag_CGPR	Variation de la consommation privée, exprimée en pourcentage du PIB réel de la période précédente ; variation en pourcentage.
lag_CIPi	Indice de production industrielle rebasé à 2010 = 100, selon l'Economist Intelligence Unit.
lag_CIPM	Indice des prix à l'importation rebasé à 2010 = 100, selon l'Economist Intelligence Unit.
lag_CIPX	Indice des prix à l'exportation rebasé à 2010 = 100, selon l'Economist Intelligence Unit.
lag_CMGR	Indice du volume des importations de biens rebasé à 2010 = 100, selon l'Economist Intelligence Unit.
lag_CPPI	Indice des prix à la production rebasé à 2010 = 100, selon l'EIU (Economist Intelligence Unit).
lag_DAGR	Variation en pourcentage de la valeur ajoutée agricole réelle, incluant l'élevage, la foresterie et la pêche, par rapport à l'année précédente.
lag_DCPI	Variation en pourcentage de l'indice des prix à la consommation en monnaie locale (moyenne de la période), par rapport à l'année précédente.
lag_DELTA_EXP_IMP	Différence entre les exports et imports dans une année donnée
lag_DEXD	Variation en pourcentage de l'indice des prix à la consommation en monnaie locale (moyenne de la période), par rapport à l'année précédente.
lag_DGCE	Variation en pourcentage de la consommation publique réelle, par rapport à l'année précédente.
lag_DGDP	Variation en pourcentage de la consommation publique réelle, par rapport à l'année précédente.
lag_DIMD	Variation en pourcentage de l'indice du déflateur des importations en monnaie locale, moyenne de la période (2010 = 100).
lag_DIND	Variation en pourcentage de la valeur ajoutée réelle des secteurs mines, carrières, industrie manufacturière, construction et services publics, par rapport à l'année précédente.
lag_DMN1	Variation en pourcentage de l'offre totale de billets et pièces, plus les dépôts à vue en fin de période, par rapport à l'année précédente ;

lag_DMN2	Variation en pourcentage de M1 plus la quasi-monnaie en fin de période, par rapport à l'année précédente.
lag_DPOP	Variation en pourcentage de l'estimation de la population au milieu de l'année, par rapport à l'année précédente.
lag_DPPI	Variation en pourcentage de l'indice des prix à la production, moyenne de la période.
lag_EXIM	Exports de marchandises en pourcentage des exports
lag_GDFD	Variation en pourcentage de l'indice du déflateur du PIB en monnaie locale, moyenne de la période (2010 = 100).
lag_GE_EST	Estimation de la qualité des services publics, de la compétence et de l'indépendance de la fonction publique, et de la capacité à mettre en œuvre des politiques crédibles (Banque mondiale).
lag_GOVD	Variation en pourcentage de l'indice du déflateur de la consommation publique en monnaie locale, moyenne de la période (2010 = 100).
lag_IARR	Variation du stock cumulatif des intérêts impayés dus sur la dette extérieure à long terme en fin de période.
lag_IDFD	Variation en pourcentage de l'indice du déflateur de l'investissement fixe en monnaie locale, moyenne sur la période (2010 = 100).
lag_IGIS	Importations de marchandises en pourcentage des importations.
lag_IMDC	Rachats et remboursement des prêts auprès du FMI, plus les frais sur les prêts.
lag_IMFC	Décaissements sur la dette extérieure : achats du FMI.
lag_INVR	Flux nets de capitaux d'investissement direct par des non-résidents vers le pays, en pourcentage du PIB.
lag_LBPG	Efficacité du travail mesurée en termes de production par travailleur (PIB réel par personne employée), variation en pourcentage.
lag_LOG_CCPI	Le logarithme de l'indice des prix à la production rebasé à 2010 = 100, selon l'EIU (Economist Intelligence Unit).
lag_LOG_GDPD_POPN	Le logarithme du PIB Nominal par habitant
lag_LOG_IMF_GDPD	Le logarithme de l'utilisation du crédit du FMI et allocation de DTS en pourcentage du PIB Nominal
lag_LOG_OPIN_GDPD	Le logarithme du stock de capitaux d'investissement direct détenus par des résidents nationaux à l'étranger, en pourcentage du PIB.
lag_LOG_OUDC	Le logarithme du stock de capitaux d'investissement direct détenus par des résidents nationaux à l'étranger, en pourcentage du PIB.
lag_LOG_PUDP	Balance des paiements : logarithme des actifs d'investissement de portefeuille.
lag_LRAT	Moyenne pondérée des taux appliqués par les banques sur les prêts à taux fixe financés par leurs fonds propres, accordés aux particuliers et aux entreprises. Le taux est pondéré par les montants des prêts.
lag_MPP1	Importations, Fob : biens intermédiaires [BEC], part des importations totales
lag_MPP2	Importations, Fob : biens de consommation [BEC], part des importations totales
lag_MPP3	Importations, Fob : biens d'équipement [BEC], part des importations totales
lag_MPP4	Importations, Fob : combustibles et lubrifiants [BEC], part des importations totales

lag_OFGL_GDPD	Prêts publics et garantis par l'État, hors obligations internationales, en pourcentage du PIB nominal.
lag_OTCF_GDPD	Élément d'équilibrage. Inclut les flux nets de capitaux à court terme, la contrepartie des variations de valorisation, le financement exceptionnel, ainsi que les erreurs et omissions nettes, en pourcentage du PIB nominal.
lag_PBAX	Recettes des administrations publiques (y compris les subventions reçues et les remboursements de prêts) diminuées des dépenses hors intérêts, exprimées en pourcentage du PIB.
lag_PEXP	Valeur des dépenses d'exportation aux prix courants du marché, exprimée en pourcentage du PIB.
lag_PSAV	Épargne nationale agrégée des secteurs public et privé, exprimée en pourcentage du PIB nominal. (L'épargne nationale correspond à l'investissement intérieur brut plus le solde du compte courant.)
lag_PSBR	Recettes des administrations publiques moins les dépenses des administrations publiques, exprimées en pourcentage du PIB.
lag_PSTK	Recettes des administrations publiques moins les dépenses des administrations publiques, exprimées en pourcentage du PIB.
lag_RAT3	Taux moyen implicite des dépôts en espèces à 3 mois.
lag_SODD	Variation en pourcentage du crédit aux entreprises et aux ménages.
lag_UNEM	Taux de chômage, moyenne mobile sur 3 mois.
lag_VA_EST	Mesure la liberté d'expression, la participation citoyenne et la responsabilité des gouvernants.
lag_XPM1	Exportations vers la Chine, en pourcentage du total des exportations de biens
lag_XPM2	Exportations vers les États-Unis, en pourcentage du total des exportations de biens.
lag_XPM3	Exportations vers l'Argentine, en pourcentage du total des exportations de biens
lag_XPM4	Exportations vers les Pays-Bas, en pourcentage du total des exportations de biens
lag_XPP2	Exportations, Fob : Combustibles et lubrifiants [BEC], part des exportations totales
lag_XPP3	Exportations, Fob : Biens de consommation [BEC], part des exportations totales
lag_XPP4	Exportations, Fob : Biens d'équipement [BEC], part des exportations totales
lag_XRRE	Panier de devises pondéré par les échanges, converti en indice (2010 = 100) et ajusté en fonction des mouvements relatifs des prix.
lag_dif_ARRS	Arriérés d'intérêts sur la dette à long terme en cours — différence annuelle.
lag_dif_BEXP	Dépenses des administrations publiques (y compris les prêts), exprimées en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_BINT	Paievements d'intérêts sur la dette publique (libellée en monnaie nationale et en devises étrangères), exprimés en pourcentage du PIB - Différence annuelle
lag_dif_BREP	Dépenses des administrations publiques (y compris les prêts), exprimées en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_BSD2	Passifs d'une maturité comprise entre un et deux ans envers les banques déclarantes auprès de la BRI, pour tous les secteurs, en fin de période — différence annuelle.
lag_dif_CC_EST	Évalue la perception du contrôle de la corruption dans le secteur public. - Différence annuelle

lag_dif_DIPI	Variation en pourcentage de l'indice de la production industrielle par rapport à l'année précédente — différence annuelle.
lag_dif_GE_EST	Estimation de la qualité des services publics, de la compétence et de l'indépendance de la fonction publique, et de la capacité à mettre en œuvre des politiques crédibles (Banque mondiale). - Différence annuelle
lag_dif_IIMC	Paiements d'intérêts : frais du FMI — différence annuelle.
lag_dif_IMDC	Rachats et remboursements de prêts auprès du FMI, plus frais sur les prêts — différence annuelle.
lag_dif_INSR	Stock d'investissements directs par des non-résidents dans le pays, exprimé en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_OFIP	Intérêts à long terme : garanties publiques, créanciers officiels — différence annuelle.
lag_dif_OUDC	Stock de capital d'investissement direct par des résidents nationaux à l'étranger, exprimé en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_PGCE	Dépenses de consommation des administrations publiques aux prix courants du marché, exprimées en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_PIMP	Valeur des dépenses d'importation aux prix courants du marché, exprimée en pourcentage du PIB — différence annuelle.
lag_dif_PV_EST	Mesure la probabilité d'instabilité politique ou de violence/terrorisme. - Différence annuelle
lag_dif_RL_EST	Évalue la confiance dans les règles juridiques et leur application (justice, police, contrats). - Différence annuelle
lag_dif_RQ_EST	Indique la capacité du gouvernement à formuler et appliquer des politiques favorables au secteur privé. - Différence annuelle
lag_dif_VA_EST	Mesure la liberté d'expression, la participation citoyenne et la responsabilité des gouvernants. - Différence annuelle
lag_dif_WORM	Rémittances des travailleurs et rémunération des employés — différence annuelle.
lag_dif_XMGR	Croissance de la demande réelle de biens manufacturés, calculée comme une moyenne pondérée de la croissance de la demande d'importation dans les vingt principaux marchés d'exportation du pays, variation en pourcentage — différence annuelle.
lag_dif_XRRE	Panier pondéré de devises converti en indice (2010 = 100) et ajusté pour les mouvements relatifs des prix. - Différence annuelle

Annexe D : Statistiques descriptives des variables retenues dans le premier modèle

Tableau 24 – Statistiques descriptives des variables retenues dans le premier modèle

Ce tableau présente les statistiques descriptives des variables retenues dans le modèle probit ordonné initial.

Variable	Moyenne	Écart-Type	Min	P25	P50	P75	Max
lag_GE_EST	0,36	0,89	1,31	-0,35	0,21	1,08	2,47
lag_LOG_PUDP	3,76	0,66	1,17	3,42	3,80	4,18	5,41
lag_PSAV	23,13	8,66	-6,43	17,58	22,24	27,08	60,33
lag_BREP	28,31	12,22	0,00	18,92	26,02	37,84	71,12
lag_XPP3	10,32	6,00	0,00	6,92	9,35	12,42	41,76
lag_LOG_GDPD_POPN	9,09	1,33	5,61	8,15	9,11	10,20	11,72
lag_LRAT	9,72	7,80	0,00	4,98	7,94	12,62	118,38
lag_UNEM	7,54	4,35	0,10	5,15	6,70	8,52	28,70

Annexe E : Différences des statistiques descriptives entre les échantillons

Tableau 25 – Différences des statistiques descriptives entre les échantillons avec variables de marché et sans variables de marché

Ce tableau compare les statistiques descriptives des échantillons avec et sans variables de marché.

Variable	Moyenne avec CDS	Écart Type avec CDS	Moyenne sans CDS	Écart-Type sans CDS	Test	Valeur-P
lag_GE_EST	0,617	0,822	0,361	0,892	Mann-Whitney	1,92E-15
lag_LOG_PUDP	3,814	0,630	3,755	0,660	Mann-Whitney	1,57E-02
lag_PSAV	23,045	7,442	23,132	8,657	Mann-Whitney	5,83E-01
lag_BREP	32,310	12,521	28,309	12,216	Mann-Whitney	6,26E-16
lag_XPP3	10,539	6,181	10,322	6,002	Mann-Whitney	6,84E-01
lag_LOG_GDPD_POPN	9,514	1,047	9,093	1,334	Mann-Whitney	3,75E-15
lag_LRAT	8,497	6,851	9,724	7,804	Mann-Whitney	1,03E-09
lag_UNEM	8,334	4,721	7,537	4,351	Mann-Whitney	4,43E-08

Annexe F : Statistiques descriptives des variables retenues dans les deux derniers modèles

Tableau 26 – Statistiques descriptives des variables retenues dans les deux derniers modèles

Ce tableau présente les statistiques descriptives des variables retenues dans les modèles incluant les données CDS.

Variable	Compte	Moyenne	Écart-Type	Min	P25	P50	P75	Max
log_CDS_mean_rolling_avg	982	4,46	1,38	0,58	3,71	4,70	5,36	8,27
lag_GE_EST	982	0,62	0,82	-1,24	-0,03	0,55	1,30	2,35
lag_PSAV	982	23,04	7,44	3,33	18,05	22,24	26,99	49,77
lag_BINT	982	2,22	1,37	0,05	1,36	1,86	2,73	7,99
lag_PSTK	982	1,07	1,72	-2,75	0,18	0,63	1,56	12,48
lag_LOG_GDPD_POPN	982	9,51	1,05	6,77	8,75	9,50	10,53	11,55
lag_INPY	982	1,75	1,21	0,06	1,31	1,31	1,94	7,94
lag_DMN2	982	9,86	8,98	-9,55	4,76	8,35	12,47	53,44
OutlookScore	982	-0,10	0,51	-1,00	0,00	0,00	0,00	1,00
log_CDS_mean_diff	982	0,01	0,57	-2,12	-0,30	-0,06	0,16	3,30
log_CDS_max	982	5,04	1,43	0,77	4,30	5,20	6,02	10,05
lag_LOG_CCPI	982	4,63	0,23	3,85	4,53	4,66	4,74	5,64

Annexe G : Distributions des observations dans les échantillon de test par année, région et notation

Tableau 27 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le premier modèle par Année

Ce tableau présente la distribution des observations de l'échantillon de test du modèle initial selon l'année.

Année	Compte
2021	22
2020	21
2019	23
2018	24
2017	25
2016	20
2015	23
2014	26
2013	24
2012	20
2011	13
2010	26
2009	22
2008	19
2007	20
2006	25
2005	21
2004	15
2003	14

Tableau 28 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le premier modèle par Région

Ce tableau présente la distribution géographique des observations de test pour le modèle initial.

Région	Compte
Afrique	54
Asie-Pacifique développé	19
Asie-Pacifique Émergent	65
Europe de l'Est	63
Amérique Latine	62
Moyen-Orient	34
Amérique du Nord	22
Europe de l'Ouest	84

Tableau 29 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le premier modèle par Notation

Ce tableau présente la distribution des notations dans l'échantillon de test du modèle initial.

Notation S&P	Compte
AAA	54
AA+	13
AA	13
AA-	17
A+	16
A	20
A-	25
BBB+	19
BBB	21
BBB-	32
BB+	18
BB	27
BB-	23
B+	36
B	39
B-	23
CCC+	5
CCC	2

Tableau 30 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Notation

Ce tableau présente la distribution des notations dans l'échantillon de test du modèle enrichi.

Notation	Count
AAA	30
AA+	7
AA	8
AA-	10
A+	12
A	10
A-	11
BBB+	13
BBB	19
BBB-	19
BB+	13
BB	13
BB-	12
B+	8
B	5
B-	5
CCC+	2

Tableau 31 – Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Région

Ce tableau présente la distribution régionale des observations de test pour le modèle enrichi.

REGION	Nombre
Afrique	13
Asie-Pacifique Développé	3
Asie-Pacifique Émergent	20
Europe de l'Est	45
Amérique Latine	37
Moyen-Orient	8
Amérique du Nord	6
Europe de l'Ouest	65

Tableau 32– Distribution des observations dans l'échantillon de test pour le second modèle par Notation

Ce tableau présente la distribution temporelle des observations de test pour le modèle enrichi.

Année	Nombre
2021	19
2020	8
2019	7
2018	13
2017	12
2016	11
2015	13
2014	8
2013	12
2012	13
2011	7
2010	12
2009	8
2008	11
2007	10
2006	15
2005	9
2004	4
2003	5