

Mémoire de fin d'Etudes

Thème :

**Mise en place d'un outil d'aide à la
tarification ajustée au risque des crédits
bancaires par la méthode de notation
interne**

Présenté et soutenu par :

AKBI Kamilia

Encadré par :

Mme. SAMMARI Kalthoum

Etudiante parrainée par :

Crédit Populaire d'Algérie (CPA)

Remerciements

En signe de gratitude et de reconnaissance, je tiens à témoigner mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce modeste travail.

Je remercie tout d'abord mon encadrante Mme SAMMARI Kalthoum, pour ses conseils, ses orientations et sa disponibilité tout au long de la réalisation de ce travail de mémoire.

Je tiens à exprimer ma gratitude à tout le personnel de mon entreprise de parrainage, Crédit Populaire d'Algérie (CPA), pour m'avoir fourni le cadre et les données nécessaires pour finaliser ce présent travail. Plus particulièrement, je remercie Mr. MERABTI pour sa prise en charge, et ses conseils.

Je remercie également tout le corps professoral, pédagogique et administratif de l'Institut du Financement et du Développement du Maghreb Arabe (IFID), pour leur accompagnement tout au long de notre formation.

Dédicaces

*A ma chère mère et à la mémoire de mon père,
et à tous ceux et celles qui me sont chers.
Je vous dédie ce travail en témoignage de
tous conseils et encouragements
que vous m'avez donné.*

Sommaire

Remerciements	
Dédicaces	
Sommaire	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des annexes	
Liste des abréviations	
Résumé	
Introduction générale	
Chapitre I : Les aspects théoriques et réglementaires du risque de crédit bancaire ..	2
Introduction	2
Section 01 : Généralités sur le risque de crédit	3
Section 02 : Aspects règlementaires du risque de crédit	9
Section 03 : Les méthodes d'évaluation du risque de crédit	15
Conclusion.....	20
Chapitre II : La notation interne et la tarification du risque de crédit.....	22
Introduction	23
Section 01 : Généralités sur la notation interne.....	24
Section 02 : La méthodologie de mise en place d'un système de notation interne.....	29
Section 03 : La notation interne au cœur de la tarification	38
Conclusion.....	44
Chapitre III : La mise en place d'un outil d'aide à la tarification du risque de crédit par la méthode de notation interne	46
Introduction	47
Section 01 : Méthodologie de travail et présentation de l'échantillon	48
Section 02 : Élaboration du modèle de notation interne	55
Section 03 : La détermination du coût de risque de crédit par la notation interne.....	71
Conclusion.....	82
Conclusion générale	
Références bibliographiques	
Tables des matières	
Annexes	

Liste des tableaux

Tableau 1 : Pondérations des engagements du ratio de Cooke	10
Tableau 2 : Les différentes échelles utilisées par les plus grandes agences de notation.....	25
Tableau 3 : La table de bon classement.....	36
Tableau 4 : La constitution de l'échantillon	51
Tableau 5 : Modalités de la variable "forme juridique"	52
Tableau 6 : Modalités de la variable « Situation de la centrale des risques »	52
Tableau 7 : Modalités de la variable « mouvements confiés »	53
Tableau 8 : Modalités de la variable « Impayés confrères »	53
Tableau 9 : Répartition des entreprises selon les variables extra comptables.....	53
Tableau 10 : Tableau récapitulatif des ratios financiers.....	54
Tableau 11 : Liste des variables éliminées de l'analyse après le test de corrélation	55
Tableau 12 : Liste des variables indépendantes retenues	56
Tableau 13 : Résultat du test de dépendance des variables quantitatives au défaut.....	57
Tableau 14 : Résultats du test de Khi deux	58
Tableau 15 : Les variables significatives définitivement retenues.....	60
Tableau 16 : Test de la significativité individuelle des coefficients	61
Tableau 17 : Les résultats du test d'odds ratio.....	64
Tableau 18 : Les résultats du test du rapport de vraisemblance.....	65
Tableau 19 : Les coefficients de détermination du modèle.....	65
Tableau 20 : Les résultats du test de Hosmer-Lemeshow	66
Tableau 21 : Table de bon classement de l'échantillon de construction.....	67
Tableau 22 : Table de bon classement de l'échantillon de validation	69
Tableau 23 : L'échelle de notation de référence	71
Tableau 24 : Les probabilités de défaut de référence associées à chaque classe de risque.....	72
Tableau 25: Calcul des probabilités de défaut de chaque classe de risque	74
Tableau 26 : Validation de l'échelle de notation	75
Tableau 27 : Estimation de la prime de risque	78

Liste des figures

Figure 1 : Les paramètres du risque de crédit	5
Figure 2 : Les dimensions de l'impact du risque de crédit sur la banque	8
Figure 3: Les trois piliers des accords de Bâle II	11
Figure 4 : Les apports de l'accord de Bale III	13
Figure 5 : Les types des modèles d'évaluation du risque de crédit	15
Figure 6 : Les finalités d'un système de notation interne dans la banque	28
Figure 7 : La courbe CAP	37
Figure 8 : La courbe ROC	38
Figure 9 : La relation entre le niveau de risque et le pricing des crédits.....	42
Figure 10 : Répartition des entreprises selon la forme juridique	52
Figure 11 : La courbe ROC de l'échantillon de construction	68
Figure 12: La courbe ROC de l'échantillon de validation.....	70
Figure 13 : La relation entre la probabilité de défaut et la prime de risque	79
Figure 14 : L'application d'une tarification ajustée au risque.....	80

Liste des annexes

- Annexe 1 : Les résultats du test de corrélation de Pearson
- Annexe 2 : Test de dépendance des variables quantitatives au défaut ANOVA
- Annexe 3 : Résultats du test de dépendance des variables qualitatives au défaut
- Annexe 4 : Résultats de la régression logistique
- Annexe 5 : Résultats du test du rapport de vraisemblance
- Annexe 6 : Test d'ajustement du modèle de Hosmer et Lemeshow
- Annexe 7 : Table de classification de l'échantillon de construction
- Annexe 8 : Test de significativité de la courbe ROC sur l'échantillon de construction
- Annexe 9 : Test de significativité de la courbe ROC sur l'échantillon de validation

Liste des abréviations

ACT	Actif à court terme	G10	Groupe de dix
ADL	Analyse discriminante linéaire	IC	Impayés confrères
ANOVA	Analysis of variance	IRB	Internal rating based
AUC	Area Under the Curve	KMV	Kealhofer, McQuown et Vasicek
BA	Banque d'Algérie	LCR	Liquidity Coverage Ratio
BDD	Base de données	LGD	Loss Given Default
BFR	Besoin en fonds de roulement	MC	Mouvements confiés
BRI	Banque des règlements internationaux	NI	Notation interne
CA	Chiffre d'affaires	NSFR	Net Stable Funding Ratio
CAF	Capacité d'autofinancement	PD	Probabilité de défaut
CAP	Cumulative Accuracy Profile	PDF	fonction de distribution des pertes en cas de défaut
CAPM	Capital Asset Pricing Model.	PME	petites et moyennes entreprises
CE	Capital économique	RAROC	Risk Adjusted Return on Capital.
CPA	Crédit Populaire d'Algérie	RBP	Risk based pricing
CSFP	Credit Suisse Financial Product	ROC	Receiver operating characteristic
DCIS	direction des crédits aux services et industries	ROE	Return On Equity.
DCT	Dette à court terme	S&P	Standard & Poor's
DDL	Degré de liberté	SARL	Société à responsabilité limitée
DSRC	direction de surveillance du risque de crédit	SCR	Situation de la centrale des risques
EAD	Exposure at default	SNC	Société en nom collectif
EBE	Excédent Brut d'exploitation	SNI	Système de notation interne
EL	Expected Loss	SPA	Société par actions
EUURL	Entreprise unipersonnelle à responsabilité limitée	SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
FP	Fonds propres	UL	Unexpected Loss

Résumé

Face à un environnement bancaire vulnérable et à un nombre de défaillances des entreprises de plus en plus accru, les banques doivent mettre en place des pratiques et processus stricts et performants de gestion du risque de crédit en se basant sur des modèles de prédiction de la défaillance.

A cet effet, les banques peuvent développer des modèles internes propres à elles basés sur la méthode de notation interne, leur permettant de prédire le niveau de risque que représente les emprunteurs et d'estimer les pertes potentielles en cas de survenance de défaut. Ceci lui permettra d'assurer une meilleure couverture contre ces incertitudes.

L'objet de notre travail est de construire un modèle de notation interne pour le Crédit Populaire d'Algérie, et de montrer sa pertinence en tant qu'outil de gestion des risques et d'aide à la décision dans un premier lieu. Ensuite, à travers l'exploitation des résultats obtenus du modèle, nous comptons mettre en place un outil d'aide à la tarification permettant de déterminer une rémunération ajustée au risque qui diffère d'une classe de risque à une autre.

Le modèle que nous avons construit nous a permis de mettre en place un système de tarification différenciée basée sur une échelle de notation qui est composée de dix classes de risques. Une prime de risque est attribuée à chaque classe de l'échelle reflétant la rémunération du risque de crédit exigée par la banque suite au financement des emprunteurs appartenant à cette classe de risque.

Mots clés : Risque de crédit, notation interne, tarification ajustée au risque, prime de risque.

Abstract

Banks must implement an effective credit risk management process and default prediction procedures in light of the unstable banking environment and rising incidence of corporate failures.

In order to achieve an effective protection against these risks, banks can develop internal models using the internal rating-based approach. These models allow banks to forecast the level of risk associated to their potential borrowers and to estimate the possible losses that may incur in the event of default.

The aim of this paper is to build an internal rating model for CPA bank, and to illustrate its utility as a tool for risk management and decision support in the first place. Then, using the model's outputs, we intend to implement a tool to assist the pricing process by determining the credit risk-based pricing which differs from one risk class to another.

We were able to establish a risk-based pricing structure, which is based on a rating scale with ten risk classes. Each class of the scale is given a risk premium representing the credit risk compensation required by the bank after funding borrowers belonging to this class.

Keywords: Credit risk, internal rating based, Risk based pricing, risk premium.

Introduction générale

Introduction générale

Les banques à travers le monde contribuent à la croissance économique des pays, et jouent un rôle fondamental dans la relance économique post-crise à travers le financement des agents économiques.

L'octroi des crédits, en tant qu'activité principale des banques et première source de profit, place ces dernières face à une panoplie de risques qui menacent leur pérennité et stabilité. Le risque de crédit en constitue le plus ancien et le plus important qui nuit à l'activité des banques, du fait de sa liaison directe avec l'activité de distribution des crédits. Ce risque peut être défini comme étant la possibilité que la contrepartie soit incapable d'honorer ses engagements financiers comme prévu contractuellement.

La maîtrise du risque de crédit est donc une nécessité pour les banques, et représente un enjeu essentiel pour ces établissements qui doivent être vigilants et conscients de l'ampleur de ce risque. C'est pourquoi les autorités de contrôle, notamment le comité de Bâle, ne cessent d'améliorer les procédures de gestion et de contrôle des risques, en mettant en place des instructions relatives au respect des exigences en fonds propres réglementaires, ainsi que la proposition des méthodes les plus sophistiquées pour assurer une meilleure évaluation du risque de crédit.

Les accords de Bâle II sont venus introduire une nouvelle approche de l'évaluation du risque de défaut, appelée approche de notation interne. Il s'agit de l'attribution d'une note à chaque groupe d'individus homogène, qui reflète leur niveau de risque et leur probabilité de faire défaut à un horizon de temps prédéfini. Ces notes sont élaborées à travers la combinaison d'une multitude de facteurs pouvant expliquer l'événement du défaut.

La notation interne est utilisée comme un outil de gestion des risques à travers la prédiction du nombre de défauts qui peuvent survenir dans notre portefeuille à un horizon donné. Comme elle peut être utilisée en tant qu'outil d'aide à la décision d'octroi des prêts, tel que les dossiers de demande de crédits associés à un risque de défaut important dans l'avenir, devraient obtenir automatiquement des avis défavorables.

Dans le cadre de la gestion du risque de crédit, les banques procèdent à analyser le risque de défaut à priori par la sélection positive abordée précédemment, et à posteriori à travers une couverture contre la survenance probable de la défaillance des emprunteurs.

Introduction générale

En effet, la tarification des crédits est considérée comme une technique de couverture utilisée par les banques à travers la facturation des taux d'intérêts qui intègrent le coût de risque prédit par les modèles de prévision du risque de défaut.

A cet effet, la méthode de notation interne permet de mettre en place un outil d'aide à la tarification des crédits, où la banque procède à l'estimation des pertes potentielles dues à la défaillance probable des contreparties dans l'avenir, et ce dans le but d'assurer la rémunération du risque encouru associé à chaque emprunteur.

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre travail de mémoire qui consiste à mettre en place un modèle de notation interne pour la banque en premier lieu, et en second lieu nous comptons exploiter les résultats obtenus par le modèle construit, dans le but d'estimer une prime de risque de crédit permettant l'application de l'approche de la tarification ajustée au risque. Cette approche consiste à facturer des taux d'intérêts qui varient selon le niveau de risque de la contrepartie.

En effet, le travail de mémoire que nous allons réaliser essaiera d'apporter des éléments de réponse à la problématique suivante :

« Dans le cadre de la gestion du risque de crédit, quel sera l'apport de la mise en place d'un modèle de notation interne à la détermination d'une juste tarification liée au niveau de risque des emprunteurs ? »

Afin de mieux cerner notre problématique, il nous a semblé utile de soulever les interrogations ci-après :

- 1- Comment peut-on définir le risque de crédit et quelle est la relation entre ce risque et la défaillance des entreprises ?
- 2- Quelle définition peut-on donner à l'approche de la tarification ajustée au risque et comment l'appliquer au niveau de la banque à l'aide de la méthode de notation interne ?
- 3- Comment peut-on mettre en place un outil d'aide à la tarification au niveau de la banque par la méthode de notation interne ?

La mesure et gestion du risque de crédit est un enjeu capital pour les banques, qui s'effectue dans le but de la prévision du risque de défaut des entreprises. Ce travail s'inscrit dans le cadre de la nécessité pour notre banque de disposer des outils de mesure de risque fiables, notamment après le lancement de la nouvelle approche ACAR-PME au niveau de la banque Crédit Populaire d'Algérie CPA, dont le but est l'accélération de la croissance et l'augmentation de la

Introduction générale

rentabilité commerciale de la banque sur le segment des PME, et ce, via la mise en place de nouveaux produits et services adéquats aux besoins et comportements des PME algériennes.

A cet effet, nous tenterons d'élaborer un système de notation interne qui facilitera aux gestionnaires le processus d'évaluation du risque de crédit et de prise de décision relative à l'octroi des prêts aux PME. Ceci améliore les opportunités de financer davantage les PME pour la banque et l'accélération de la croissance tout en minimisant les risques encourus.

Nous allons tenter d'apporter des éléments de réponse à notre problématique à travers deux chapitres théoriques, et un troisième chapitre consacré à la partie empirique.

Dans le premier chapitre, nous présenterons les dimensions du risque de crédit et sa relation avec la défaillance des entreprises, tout en énumérant les facteurs explicatifs de cet événement de défaillance qui permettent de construire un modèle de prévision du risque de défaut. Nous passerons ensuite à l'identification du cadre réglementaire au niveau national et international du risque de crédit, ainsi que les méthodes d'évaluation de ce risque les plus répandues.

Le deuxième chapitre portera sur la présentation des généralités de la notation interne, ainsi que la méthodologie à suivre afin d'élaborer un système de notation interne au niveau de la banque. Nous concluons avec la présentation de la tarification des crédits et sa relation avec la notation interne, pour apporter en dernier ressort une définition précise et cohérente de l'approche de la tarification ajustée au risque.

Le troisième chapitre sera consacré à la partie empirique qui s'appuie sur une étude de cas réalisée sur la base de données du portefeuille de crédits de la Banque CPA. Cette étude commence par l'élaboration du système de notation interne de la banque sur la base d'un modèle statistique, et la construction de l'échelle de notation permettant la détermination de la probabilité de survenance du défaut pour chaque classe de risque. Enfin, nous concluons par l'introduction d'un outil d'aide à la tarification qui permet de mettre en place une prime de risque de crédit relative à chaque classe de risque, qui facilite l'application d'une juste tarification du risque de crédit aux clients du CPA.

Nous achèverons notre travail par une conclusion générale qui récapitule les aboutissements et résultats de notre recherche.

Chapitre I : Les aspects théoriques et réglementaires du risque de crédit bancaire

Introduction

Les banques font face à une multitude de risques menaçant leurs activités d'une part et leurs positions dans la sphère financière d'autre part. Le risque de crédit constitue la forme de risque qui menace le plus la stabilité des banques, d'où la gestion de ce risque est considérée comme les plus grandes préoccupations de la banque et des autorités de contrôle.

Dans ce premier chapitre de notre travail, nous allons aborder la notion du risque de crédit d'une façon détaillée, où nous avons choisi de scinder ce chapitre en trois sections.

Dans une première section, nous allons présenter les généralités du risque de crédit en allant de sa définition aux composantes et paramètres de ce risque. Nous allons aborder par la suite la notion de défaillance des entreprises qui est au cœur du risque de crédit, ainsi que l'impact de ce dernier sur la banque.

Quant à la deuxième section, elle sera dédiée à la détermination du cadre réglementaire du risque de crédit au niveau international et au niveau national.

Pour finir, nous allons identifier les différentes méthodes et les outils d'évaluation du risque de crédit dans une troisième section.

Section 01 : Généralités sur le risque de crédit

L'octroi des crédits étant la principale activité des établissements financiers, constitue également l'activité procurant les risques les plus élevés pour ces institutions d'où la nécessité de la maîtrise de ces risques. A cet effet, la gestion du risque de crédit demeure l'une des principales préoccupations des banques.

Dans cette section, nous nous intéressons à la définition du risque de crédit en décrivant les circonstances générales associées à ce risque, ainsi que les causes et les conséquences.

1. Concepts de base sur le risque crédit

Il nous semble opportun de définir la notion de risque d'abord : « *C'est un événement aléatoire, qui peut causer un dommage aux personnes ou aux biens ou aux deux à la fois* ».

A cet égard, nous avons jugé utile d'aborder les concepts de base du risque de crédit en exposant avec précision sa définition ainsi que les différents types de ce risque, et ce afin de cerner ce risque qui détient la part majoritaire dans les causes de défaillances bancaires.

1.1. Définition du risque de crédit

Diverses définitions ont été proposées par les auteurs pour appréhender cette notion :

Le risque de crédit se définit comme étant le risque que l'emprunteur ne soit pas en mesure d'honorer ses engagements financiers. D'une manière plus précise, Selon (Gourieroux.C & Tiomo.A, 2007) le risque de crédit est défini comme « *le risque de perte inhérente au défaut d'un emprunteur* ».¹

D'autre part, Il peut être défini comme : « *une non performance de la contrepartie engendrant une perte probable au niveau de la banque* ». (Godlewski.C. J,2003).²

D'une manière générale, le risque de crédit est défini comme la probabilité qu'un emprunteur n'ait pas la possibilité ou la volonté de remplir ses obligations en totalité ou partiellement entraînant des pertes pour la banque.

Dans ce cadre, le régulateur algérien a défini le risque de crédit comme étant : « *le risque encouru en cas de défaillance d'une contrepartie ou de contreparties considérées comme un même bénéficiaire.* » (Règlement N°2011-08 de la Banque d'Algérie).

¹ Gourieroux.C & Tiomo, A. (2007), Risque de crédit : une approche avancée, Paris, France, Economica.

² Godlewski.C-J. (2003), Modélisation de la prévision de la défaillance bancaire une application aux banques des pays émergents, France, Université Robert Schuman., p03.

1.2. Les composantes du risque de crédit

Une bonne définition du risque de crédit nous permet une meilleure maîtrise de ce dernier et une prévention des pertes d'une part. D'autre part, une bonne connaissance des composantes du risque permet de classer les crédits par degré d'incertitude et de leur associer des taux d'intérêt différents permettant de couvrir le risque de perte en cas de défaut.

Les travaux de recherche ont précisé que le risque de crédit se constitue de trois composantes, à savoir :

1.2.1. Le risque de défaut

C'est le risque que l'emprunteur n'ait pas la possibilité ou la volonté de rembourser sa créance dans les délais prévus. C'est-à-dire tout manquement ou tout retard dans le paiement du principal ou des intérêts.

Selon les accords de Bâle II¹, la réalisation de l'un ou des deux événements ci-dessous implique la constatation d'un défaut :

- La banque considère que le remboursement du crédit par l'emprunteur est improbable, sans qu'il soit nécessaire pour elle de prendre les mesures adéquates tel que la réalisation des garanties ;
- L'enregistrement d'un retard de paiement qui dépasse 90 jours.

1.2.2. Le risque de recouvrement en cas de défaut

C'est le risque qu'une banque ne soit pas en mesure de couvrir les pertes dues au non-remboursement du débiteur. Cependant, le taux de recouvrement permet de mesurer le pourcentage de la créance qui sera récupéré suite à l'ouverture d'une procédure judiciaire, en cas de défaillance de la contrepartie.

1.2.3. Le risque de dégradation

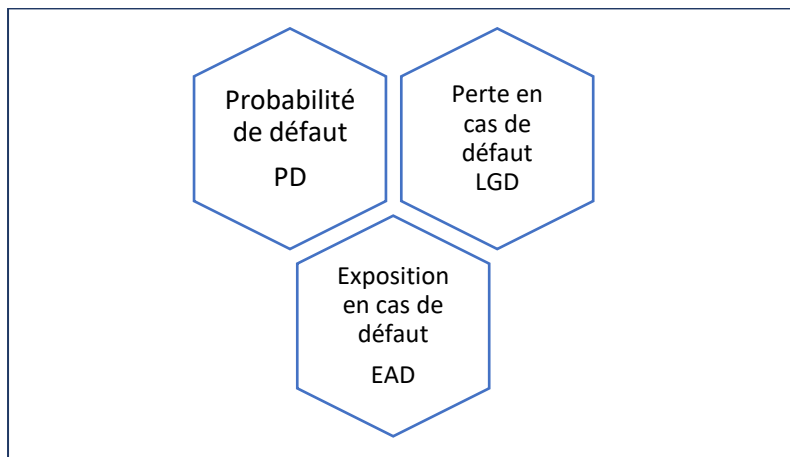
C'est le risque de migration de la créance d'une classe de risque donnée à une autre classe plus risquée, entraînant une perte pour la banque. On peut le définir également comme le risque de détérioration de la situation de l'emprunteur, ce qui augmente sa probabilité de faire défaut et conduit à une hausse de sa prime de risque. Ceci pourrait entraîner une dégradation de la marge sur intérêts de la banque.

1.3. Les paramètres du risque de crédit

Les paramètres du risque de crédit se présentent comme suit :

¹ Comité de Bâle sur le contrôle bancaire. (2003), Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres ; article 414.

Figure 1 : Les paramètres du risque de crédit



Source : Etabli par nos soins.

1.3.1. La probabilité de défaut PD

La probabilité de défaut mesure la probabilité qu'un emprunteur ne soit pas en mesure d'honorer ses engagements à l'échéance. La détermination de ce paramètre requiert une estimation par des modèles statistiques.

1.3.2. La perte en cas de défaut LGD

C'est la proportion de l'exposition en cas de défaut qui ne sera pas recouverte ou récupérée par les procédures de recouvrement. Cette proportion est mesurée par la prise en compte de toutes les charges directes et indirectes relatives au recouvrement. En effet, le LGD représente le complément à l'unité du taux de recouvrement.

1.3.3. L'exposition en cas de défaut EAD

C'est la proportion du crédit exposée au risque de défaut au moment où l'emprunteur ne remplit pas ses obligations. En d'autres termes, c'est l'exposition encourue par le banquier en cas de défaut de l'emprunteur.

2. La défaillance des entreprises au cœur du risque de crédit

Le risque de crédit est lié à la probabilité que l'entreprise emprunteuse ne soit pas en mesure de faire face à ses engagements vis-à-vis de l'établissement bancaire dans les délais prévus.

La littérature financière affirme que cette situation est due aux difficultés rencontrées par l'entreprise, sauf dans le cas de mauvaise foi du débiteur. Les difficultés financières mettent l'entreprise dans l'état où le remboursement de ses crédits est difficile, voire impossible en cas de faillite.¹

¹ Kharoubi.C, & Thomas.P. (2013), Analyse de risque de crédit : Banque et marchés, France, RB édition, p26.

A cet effet, la défaillance des entreprises constitue un sujet préoccupant, en raison de sa liaison directe avec le risque de crédit. En tant que créancier, l'étude de la solvabilité présente et future de l'entreprise débitrice s'avère primordiale.

Nous nous intéressons dans cette partie à la défaillance, sa relation avec le risque de crédit et la nécessité de la mise en place des modèles d'évaluation de ce risque au niveau des banques.

2.1. L'événement du défaut et de défaillance

Afin de cerner la notion de défaillance, il semble opportun de distinguer le défaut de la défaillance.

Nous avons précédemment noté que le défaut est une composante essentielle du risque de crédit qui représente tout événement susceptible d'affaiblir la qualité du crédit et de faire augmenter la perte potentielle du créancier.

Quant à la défaillance, les auteurs ont avancé plusieurs définitions pour cerner cette notion. On peut citer : « une entreprise est dite *en difficulté*, lorsqu'elle devient incapable de s'adapter à son environnement. ».

Dans le sens large, « une entreprise en difficulté n'est pas seulement une entreprise qui a des problèmes financiers, c'est aussi une entreprise qui rencontre ou prévoit des difficultés (une rentabilité faible, conjoncture difficile, dégradation du volume d'activité, climat social défavorable, ...etc.). » (GRESSE.C, 2003).¹

Remarquons que la définition de Bâle du défaut présume que le débiteur peut être en défaut sans qu'il ait forcément un retard de paiement. A cet effet, on préconise l'estimation du risque de défaut plutôt que celui de la défaillance, vu que cette dernière représente un événement particulier du défaut. En d'autres termes, c'est la dernière étape des difficultés financières que peut connaître l'entreprise.

2.2. La nécessité d'une analyse à priori du risque de défaillance

La crise du Covid-19 a démontré la nécessité d'une meilleure prévision et maîtrise des risques. L'épidémie a causé une dégradation de la solvabilité des entreprises et un accroissement du nombre des faillites, augmentant à la fois les créances douteuses et les pertes sur créances dans de nombreux portefeuilles au niveau des établissements financiers.

A cet égard, ces établissements devraient se prémunir contre les pertes potentielles dues au risque de défaut des emprunteurs, et ce s'effectue à travers la bonne maîtrise des processus des crédits ainsi que les modèles d'évaluation du risque de crédit.

¹ GRESSE.C. (2003), L'entreprise en difficulté, Paris, Edition Economica.

Les études qui portent sur ce sujet ont montré que le risque de crédit survient au moment de l'octroi du prêt, et non pas au moment du défaut. L'objectif de l'analyse a priori du risque de défaut est donc d'évaluer préalablement le risque qu'un tel événement se produise.

Sur la base de cette évaluation, la décision d'accorder ou de refuser une demande de prêt est prise. Cette décision tient compte non seulement des aspects relatifs à la rentabilité et à la solvabilité de l'emprunteur, mais aussi de certains aspects relatifs à la politique générale de la banque en matière de risque et à sa volonté de financer un secteur particulier.

2.3. Les déterminants de la défaillance des entreprises

Autre que les déséquilibres financiers, les recherches démontrent que la raison de l'amplification du risque de défaillance peut être associée à un ensemble d'éléments relatifs à l'environnement interne et à l'environnement externe de l'entreprise.

Dans cette partie, nous tenterons de cerner le problème de la défaillance, en identifiant ses causes qui peuvent être très complexes et diversifiées.

2.3.1. Les déterminants internes

Les facteurs internes représentent le risque spécifique et jouent un rôle majoritaire dans l'explication des faillites des entreprises, telles que : les difficultés managériales liées principalement à l'incompétence et l'inexpérience des dirigeants, sous forme d'un manque de connaissances générales ainsi qu'une sévère incompétence de l'équipe dirigeante, ou des problèmes de gouvernance d'entreprise, asymétrie d'information et conflits d'intérêts.

2.3.2. Les déterminants externes

Selon les études, il s'avère qu'en addition aux ratios financiers, il existe d'autres variables liées à l'environnement économique de l'entreprise et qui peuvent être à l'origine de la défaillance. On peut citer « les facteurs politiques, une conjoncture économique défavorable, les catastrophes naturelles, ou encore des facteurs sociaux » (ALTMAN E.I, 1983).¹

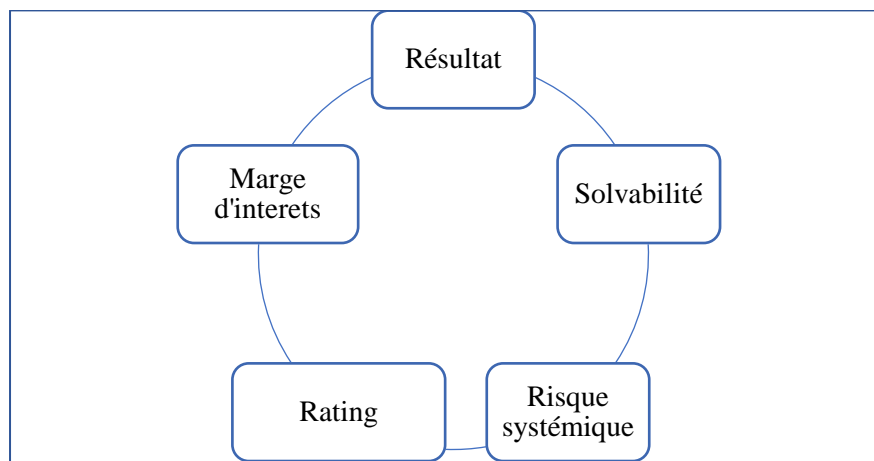
De ce fait, le banquier dans le cadre de son étude de prédiction du risque défaut des entreprises, devrait faire recours non seulement aux informations internes de l'entreprise, mais aussi aux informations macroéconomiques relatives à son environnement.

¹ ALTMAN.I. (1968), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, Journal of Finance, vol. 23, N° 4, pp. 589-609.

2. L'impact du risque de crédit sur la banque

Les conséquences du risque de crédit sur la banque peuvent être aperçues dans les dimensions ci-après :

Figure 2 : Les dimensions de l'impact du risque de crédit sur la banque



Source : Etabli par nos soins.

3.1. L'impact sur le résultat de la banque

Le résultat de la banque dépend de la gestion du couple rentabilité/risque, car la rentabilité d'une banque provient du processus de transformation des dépôts en prêts, ce qui est à l'origine du risque de crédit.

La relation entre le risque pris par la banque et la dégradation de son résultat demeure dans l'augmentation des créances douteuses, qui implique l'accroissement des provisions et des pertes, ce qui se répercute négativement sur le résultat net.

3.2. L'impact sur la marge d'intérêts

Le problème de la détermination d'une tarification des crédits ajustée au risque demeure le centre des préoccupations bancaires. L'objectif est le fait de garantir aux banques un taux d'intérêt débiteur permettant de réaliser leurs objectifs de rentabilité, d'expansion de la part de marché et du risk management.

3.3. L'impact sur le rating de la banque

La capacité d'une banque à faire face à ses obligations est mesurée par sa notation, dont les critères sont fixés par les agences de notation. Le résultat réalisé par la banque est parmi l'un de ces critères. Ce principe suppose que les agences de notation peuvent dégrader la notation d'une banque si le résultat réalisé par celle-ci se détériore. Ceci mettra l'image de marque de la

banque en péril. Par conséquent, cette baisse peut entraîner un manque de liquidités dues à la méfiance des déposants, qui les incitent à retirer leurs fonds auprès des banques.

3.4. L'impact sur la solvabilité de la banque

Les banques utilisent leurs fonds propres afin d'absorber les pertes encourues ou de couvrir les risques courants. Ce qui peut dégrader la solvabilité de la banque ou la conduire à une situation d'insolvabilité.

3.5. Le risque de crédit et le risque systémique

L'insolvabilité des banques peut entraîner leurs défaillances et provoquer des crises systémiques. En effet, la faillite d'une banque peut entraîner la faillite d'une autre, à travers les transactions interbancaires, notamment la titrisation des crédits conduisant à la création des instruments financiers à haut risque.

Section 02 : Aspects règlementaires du risque de crédit

Les crises économiques et financières mettent en péril la résilience des établissements financiers, ce qui affecte la stabilité du système financier. A cet effet, des règles prudentielles que les établissements doivent respecter ont été imposées par les régulateurs. La mission de la réglementation bancaire est de promouvoir la stabilité et la sécurité du système financier par l'adoption des normes de surveillance bancaire et des actions de surveillance qui sont considérées préventives, en d'autres termes, destinées à éviter des crises.¹

1. Le cadre réglementaire du risque de crédit sur le plan international

Les accords de Bâle constituent le cadre réglementaire du risque de crédit au niveau international, qui ont évolué des accords de Bâle I en 1988, à Bâle II en 2004 et ensuite Bâle III en 2010. Cette réglementation a comme mission principale d'assurer la stabilité du système financier et sa résilience face aux changements de l'environnement économique. A cet égard, les gouverneurs des banques centrales des pays du G10 ont confié cette mission de régulateur à la Banque des règlements internationaux (BRI) pour la première fois en 1974.

Ce comité a été créé sous le nom de « Comité sur les règles et pratiques de contrôle bancaire », et il comprend les pays du G10 qui sont représentés par leurs banques centrales ou par les autorités de contrôle bancaire, soient : la Belgique, le Canada, la France, l'Allemagne, l'Italie,

¹ Zelenko.I & Servigny. A (2010), Le risque de crédit face à la crise (Vol. 4ème édition), France, Edition Dunod, p251.

le Japon, les Pays-Bas, la Suède, la Suisse, le Royaume-Uni, et les États-Unis. (Cassou.P-H, 1997).¹

1.1. Les accords de Bâle I

En 1988, le comité de Bâle a conclu les accords de Bâle I, suite à l'évolution du niveau des crédits et à la détérioration des fonds propres au niveau des grandes banques internationales. Ce premier accord se base sur un ratio de solvabilité, appelé ratio de Cooke, qui avait renforcé la stabilité du système financier.

1.1.1. Le ratio Cooke

Le ratio de solvabilité de Cooke est déterminé par le rapport des fonds propres réglementaires de la banque et son actif pondéré par le risque. Il est déterminé à travers la formule suivante :

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Actif pondéré par le risque}} \geq 8\%$$

En effet, le respect de ce ratio au niveau des banques exige que leurs fonds propres réglementaires soient égaux à 8 % de l'actif pondéré par le risque, au minimum. Tel que l'actif pondéré représente l'ensemble des crédits de la banque pondérés selon leurs risques respectifs, comme représenté dans le tableau suivant :

Tableau 1 : Pondérations des engagements du ratio de Cooke

Classe d'actif	Coefficient de pondération
Créances sur l'état (crédits souverains)	0 %
Créances sur les banques et les établissements financiers	20 %
Créances à garantie hypothécaire	50 %
Autres crédits à la clientèle (entreprises ou particulier)	100 %

Source : Etabli par nos soins.

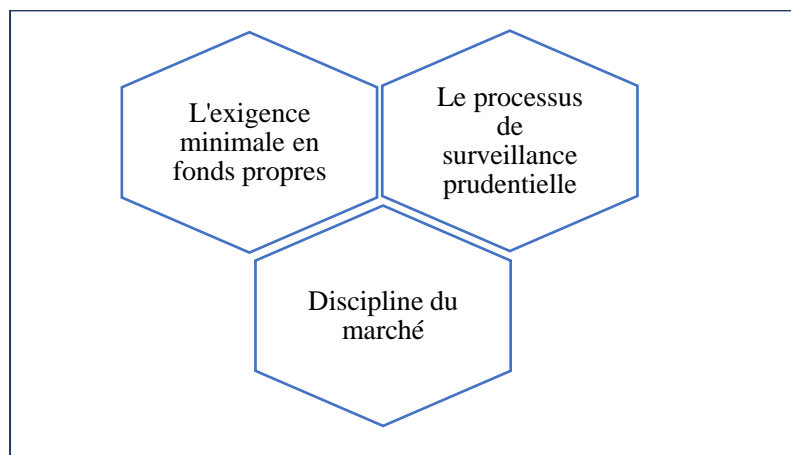
1.2. Les accords de Bâle II et l'introduction des modèles internes

Comme nous l'avons vu précédemment, l'objectif du ratio Cooke est la couverture des risques des crédits qui menacent les banques sans prendre en compte le risque de marché et le risque opérationnel. Toutefois, le comité de Bâle a instauré un nouvel accord Bâle II qui vise à améliorer ce cadre réglementaire en intégrant les risques écartés dans le premier accord.

¹ Cassou.P-H. (1997), La réglementation prudentielle, Québec, Edition SEFI, p90

Ce nouveau dispositif se base sur un calcul probabiliste du ratio de solvabilité au lieu d'un calcul arithmétique, et aligne l'évaluation des fonds propres sur les éléments-clés du risque bancaire. Le nouvel accord s'appuie sur trois piliers, à savoir :

Figure 3: Les trois piliers des accords de Bâle II



Source : Etabli par nos soins.

1.2.1. Pilier I : L'exigence minimale en fonds propres

a) Le ratio de solvabilité

En effet, un ratio de fonds propres plus strict a été exigé, appelé le ratio McDonough, et calculé comme suit :

$$\text{Ratio Mc Donough} = \frac{\text{Fonds propres réglementaire}}{\text{Risque de marché} + \text{Risque de crédit} + \text{Risque opérationnel}} \geq 8 \%$$

b) Les approches de calcul

Le comité de Bâle propose deux méthodes de calcul des exigences en fonds propres, en ce qui concerne le risque de crédit :

➤ Approche standardisée :

Selon cette approche, la banque fait recours à la pondération de chaque élément du bilan et du hors bilan par des pondérations fournies par les agences de notation, c'est-à-dire des notations externes.

➤ Approche de notation interne (IRB) :

Cette approche incite les banques à la mise en place d'un système de notation interne leur permettant d'estimer les fonds propres nécessaires à la couverture du risque de crédit. Dans le cadre de cette approche, les banques peuvent utiliser ce système pour déterminer des paramètres spécifiques de mesure du risque. Cette approche se décompose en deux options :

- L'approche IRB fondation : les banques utilisent les notations internes uniquement pour estimer la PD de chaque emprunteur, les autres paramètres (EAD, LGD) sont fournis par le régulateur.
- L'approche IRB avancée : Il s'agit d'une approche plus complexe, car la banque estime elle-même tous les paramètres de mesure du risque.

1.2.2. Pilier II : Le processus de surveillance prudentielle

L'objectif de ce processus est d'assurer une meilleure couverture des risques, en encourageant les banques à consolider leur évaluation de l'adéquation des fonds propres vis-à-vis des risques, et en renforçant la supervision des autorités de contrôle en les incitant à examiner ces évaluations. ¹

1.2.3. Pilier III : La discipline de marché

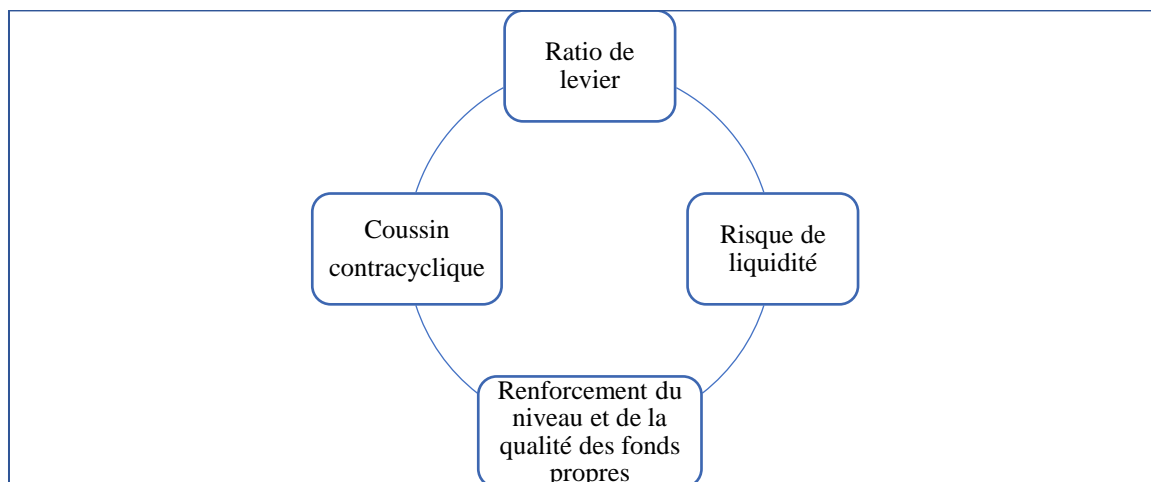
Afin d'améliorer l'information du marché et la communication financière, le comité de Bâle a établi des règles de transparence qui rendent publiques les informations relatives au processus d'évaluation des risques et à l'adéquation des fonds propres.

1.3. Les accords de Bâle III

La crise financière de 2008 a fait apparaître les limites et anomalies des accords de Bâle II, ce qui a poussé le régulateur à imposer de nouvelles réformes des exigences en fonds propres publiées dans le nouvel accord de Bâle III. Ce nouvel accord a pour objectif de renforcer le niveau et la qualité des fonds propres afin de faire face aux situations de crise, et de garantir la liquidité des banques en cas de tensions monétaires. Les principaux apports de cet accord se présentent comme suit :

¹ Thoraval.P-H. (2006), Le dispositif de Bâle II : rôle et mise en œuvre du pilier 2, France, Revue de la stabilité financière N° 09, Banque de France, p126.

Figure 4 : Les apports de l'accord de Bale III



Source : Etabli par nos soins.

A cet effet, les accords de Bâle III portent sur :

- Le renforcement du niveau et de la qualité des fonds propres : le ratio CoreTier 1 passe de 2 % à 4.5 % en plus d'un coussin de conservation de 2.5 %. De la même manière, le ratio de solvabilité se voit passer de 8 % à 10.5 %.
- La mise en place d'un coussin contracyclique : visant à réduire la procyclicité, et qui est constitué de fonds propres de base (tier1), et varie de 0 % à 2.5 %.
- Instauration d'un ratio de levier : représentant 3 % du Tier 1, et qui a pour objectif de mettre un plafond à l'endettement accumulé dans le secteur bancaire international.
- L'instauration de deux ratios de liquidité : le ratio de liquidité à court terme le LCR, et le ratio de liquidité à long terme le NSFR.

2. Le cadre réglementaire du risque de crédit sur le plan national

En Algérie, la réglementation prudentielle est fortement inspirée de la réglementation prudentielle internationale de Bâle. En effet, l'ordonnance du 03-11 du 26 août 2003 modifiée et complétée par l'ordonnance 10-04 relative à la monnaie et au crédit prévoit les réformes réglementaires applicables au niveau national dont l'objectif est le renforcement du contrôle interne des établissements financiers ainsi que l'encadrement des risques interbancaires et du risque de liquidité. Cependant, la convergence vers les normes Bâle a été une décision stratégique des autorités financières pour moderniser la réglementation bancaire.

2.1. Le ratio de solvabilité

L'article 02 du règlement N° 14-01 de la BA stipule que : « les banques et les établissements financiers doivent respecter un ratio de solvabilité d'au moins 9,5 % entre le total de leurs fonds propres réglementaires et la somme des risques pondérés : de crédit, opérationnel et de marché.»

D'où le ratio de solvabilité bancaire comme l'exige la Banque d'Algérie, est le suivant :

$$\text{Ratio de solvabilité} = \frac{\text{fonds propres réglementaires}}{\text{risques}(\text{crédit}+\text{marché}+\text{opérationnel})} \geq 9.5\%$$

En effet, les fonds propres réglementaires se composent des fonds propres de base et des fonds propres complémentaires.

➤ Ratio de solvabilité des fonds propres de base

L'article 03 du règlement N° 14-01 de la BA exige à ce que : « les fonds propres de base couvrent le risque de crédit, opérationnel et de marché, à hauteur d'au moins de 7 % . »

➤ Coussin de sécurité :

L'article 04 du règlement N° 14-01 de la BA impose aux banques et aux établissements financiers de constituer également « un coussin de sécurité couvrant 2,5 % des risques pondérés et composé des fonds propres de base. »

2.2. Division des risques

Selon l'article 04 du règlement 14-02 : « toutes les banques et les établissements financiers doivent respecter un rapport de 25 % au maximum entre les risques nets pondérés encourus sur un même bénéficiaire et le montant de leurs fonds propres réglementaires. »

Selon l'article 05 : « la somme des grands risques encourus par une banque ou un établissement financier ne doit pas dépasser huit fois le montant de ses fonds propres réglementaires. »

2.3. Classement des créances

Le régulateur algérien impose une répartition des créances classées en trois catégories, à savoir :

2.2.1. Créances à problèmes potentiels

Cette catégorie regroupe l'ensemble des créances qui constatent un retard de paiement, mais le recouvrement intégral semble encore possible. Le retard de paiement des créances de cette classe est compris entre 90 jours et 180 jours. Le taux de provisionnement associé à cette classe est de 30 %.

2.2.2. Créances très risquées

Ce sont les créances dont le recouvrement intégral paraît très incertain, et que le retard de paiement est compris entre 180 jours et 360 jours. Ces créances doivent être provisionnées au taux de 50 %.

2.2.3. Créances compromises

Ce sont des créances dont la perte est certaine, comme le retard de paiement dépasse les 360 jours. Ces créances doivent être provisionnées à la hauteur de 100%.

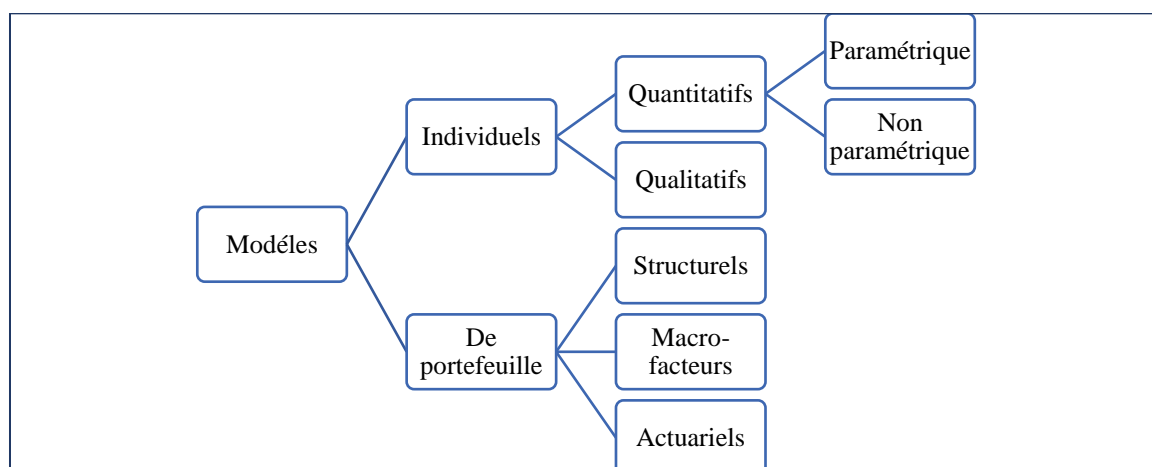
Section 03 : Les méthodes d'évaluation du risque de crédit

Le risque de crédit est le risque principal qui peut mettre la banque en péril. A cet effet, des recherches ont été menées dans le but de trouver les méthodes d'évaluation les plus appropriées pour une meilleure maîtrise de ce risque.

Les banques en Algérie gèrent leurs dispositifs d'octroi des crédits sur la base du diagnostic financier classique, qui est au cœur du processus décisionnel. Toutefois, les recherches ont montré qu'il existe des méthodes plus fiables et plus sophistiquées qui s'appuient sur des données comptables et extra comptables. L'objectif principal de toutes ces méthodes est le classement des emprunteurs par classe de risque.

La littérature financière compte plusieurs méthodes destinées à l'évaluation du risque de défaut des entreprises via des modèles individuels d'une part. D'autre part, des modèles de portefeuille sont créés et consacrés à l'évaluation du niveau de perte maximale menaçant le portefeuille de créances dans sa globalité.

Figure 5 : Les types des modèles d'évaluation du risque de crédit



Source : Etabli par nos soins.

1. Les modèles individuels

Dans cette catégorie de modèles, on recense deux catégories qui diffèrent par rapport à l'approche adoptée. Toutefois, ces modèles ont pour objectif commun de classer les entreprises en deux groupes (défaillants et sains).

1.1. Les modèles quantitatifs

Les modèles quantitatifs sont fondés sur un raisonnement pragmatique basé sur des données financières et non financières, ainsi que des techniques statistiques et économétriques. Ils conduisent à ressortir un ensemble de facteurs qui sont supposés nous permettre de prédire le risque de défaut et de trouver les critères qui distinguent les emprunteurs sains des emprunteurs défaillants. En effet, les résultats générés par les modèles quantitatifs se présentent comme des scores permettant de déterminer les probabilités de défaut à un horizon de temps prédéfini. Nous distinguons deux catégories de modèles statistiques :

1.1.1. Les modèles paramétriques

Historiquement, parmi les premiers travaux relatifs à la prédiction de la défaillance des entreprises, on peut citer le modèle unidimensionnel de Beaver qui fournit un seul indicateur permettant la discrimination des entreprises saines des entreprises défaillantes. Les critiques de ce premier modèle ont permis de faire apparaître le modèle multidimensionnel d'Altman qui se base sur l'exploitation de plusieurs ratios financiers.

a) La méthode des scores

« Le modèle scoring est un outil de mesure du risque qui exploite des données historiques et utilise des techniques statistiques. Il a pour objectif de déterminer l'impact des caractéristiques des emprunteurs sur leurs probabilités de défaut, en produisant des scores qui peuvent être traduites à des notes reflétant le niveau de risque de ces emprunteurs. Les institutions financières classent ses emprunteurs en catégories de risque selon les notations obtenues par le modèle. » (Dietsch.M & Petey.J, 2008).¹

Cette analyse statistique multidimensionnelle fonctionne en combinant des données financières et comptables dans un seul indicateur de score, qui nous permet de discriminer les entreprises saines de celles défaillantes.

¹ Dietsch.M, & Petey.J. (2008), Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières, France, Revue Banque Edition, P50.

La construction d'un modèle scoring se base sur trois étapes principales :

- Sélection initiale de l'échantillon constitué d'entreprises saines et défaillantes ;
- Choix des variables explicatives non corrélées ;
- Affectation des entreprises selon la technique statistique adoptée : l'analyse discriminante linéaire ou les modèles logit et probit.

En conclusion, la méthode permet une meilleure maîtrise du risque de crédit et une prédiction des défauts de paiement à priori ainsi qu'une estimation des pertes potentielles. Cependant, la nature statistique du modèle implique des erreurs de classement des entreprises défaillantes comme saines et vice versa, ce qui engendre des pertes pour les institutions.

1.1.2. Les modèles non paramétriques

Il s'agit des techniques basées sur l'intelligence artificielle comme les réseaux de neurones ou les algorithmes génétiques où on trouve les arbres de décision, les systèmes experts ainsi que les modèles utilisant les chaînes de Markov.

a) Les Systèmes experts :

Il s'agit d'un outil d'intelligence artificielle construit afin de simuler le savoir-faire d'un expert dans un domaine précis, et ce en exploitant un certain nombre de connaissances fournies par les experts du domaine. Ils sont utilisés pour traiter des critères complexes tels que la prise de décision, la stratégie de l'entreprise et l'évaluation.

1.2. Les modèles qualitatifs

Les modèles qualitatifs sont basés sur des jugements d'experts qui concernent la nature d'activité, la stratégie de l'entreprise et le risque financier de cette dernière. Ce processus permet de générer une note pour chaque emprunteur, reflétant son niveau de risque. A titre d'exemple, le rating appartient à cette catégorie de méthodes d'évaluation du risque.

1.2.1. Le rating

« C'est une méthode qui consiste à attribuer une note synthétique qui traduit la qualité de crédit d'un emprunteur. Cette note est obtenue à l'aide d'un processus d'évaluation davantage qualitatif que quantitatif. » (DeLabruslerie.H, 2010).¹

¹ DeLabruslerie.H. (2010), Analyse financière, information financière, diagnostic et évaluation, France, Edition DUNOD, p461.

Nous distinguons deux types de notation, la notation externe produite par les agences de notation et la notation interne que produit chaque banque qui dispose de son système de notation interne.

En suivant les recommandations de Bâle II, les banques peuvent mettre en place leur système de notation interne afin de déterminer leurs exigences en fonds propres relatives au risque de crédit, et déterminer les paramètres de ce risque comme la probabilité de défaut.¹

D'une manière générale, les méthodes qualitatives sont consacrées au suivi des grandes entreprises. En revanche, les méthodes quantitatives sont destinées au suivi des entreprises de petite et de moyenne taille.

2. Les modèles de portefeuille

La littérature financière recense trois types de modèles de portefeuille destinés à l'évaluation du risque de défaut des emprunteurs au sein des établissements financiers.

2.1. Les modèles structurels

Ce type de modèle regroupe deux principaux modèles :

2.1.1. Portfolio Manager (KMV) de Moody's

Le premier type des modèles structurels, le KMV de Moody's, est un modèle uni facteur qui se concentre sur les pertes, et la mesure du risque de crédit d'un portefeuille global, tout en considérant les rendements, les risques et les corrélations des crédits composant ce portefeuille.

2.1.2. CreditMetrics

Ce deuxième modèle a été introduit par JP Morgan's en 1997, en développant le modèle de Merton. Son objectif est de mesurer le risque de crédit en estimant les pertes potentielles. Il permet également d'effectuer une simulation de l'évolution future du portefeuille.

2.2. Les modèles macro-facteurs

Le principal modèle de cette catégorie est le modèle CreditPortfolioView. C'est un modèle économétrique introduit par McKinsey en 1998 dans le but d'évaluer le risque de crédit d'un portefeuille en se basant sur des facteurs macroéconomiques qui reflètent la situation économique prévisionnelle.

¹ Nous nous intéressons aux détails de la mise en place du modèle de notation interne dans le chapitre suivant.

2.3. Les modèles actuariels

Le modèle actuariel CreditRisk+ introduit en 1997 a été inspiré d'un modèle développé par Credit Suisse Financial Product (CSFP) pour estimer les exigences en capital économique.

Il s'agit d'un modèle de défaut qui vise à déterminer la fonction de distribution des pertes en cas de défaut (PDF). En effet, il prend en considération les données relatives à la taille et à la maturité de l'exposition, et de la qualité de crédit d'un emprunteur.

Les établissements de crédit font recours à ces modèles pour l'évaluation du risque de défaut pour des raisons réglementaires et prudentielles exigées par le dispositif de Bâle II d'une part, mais aussi pour estimer le montant de leur capital économique d'autre part. Ces modèles peuvent être utilisés également afin d'aboutir à une tarification des produits bancaires, suite à une interprétation de la fonction de distribution des pertes.

Conclusion

Tout au long de ce chapitre, nous avons essayé de cerner la notion du risque de crédit, en précisant sa relation avec le concept de défaillance des entreprises, ainsi que son cadre réglementaire. Nous avons clôturé le chapitre par l'identification des méthodes d'évaluation du risque de défaut les plus répandues, visant la prédiction du défaut.

La méthode de notation interne en fait partie, et c'est l'objet de notre étude où nous allons essayer de construire un système de notation interne permettant à la banque de prédire le risque défaut de ses emprunteurs par l'exploitation de leurs informations.

Le chapitre suivant portera sur cette méthode de notation interne et sa relation avec la tarification des crédits.

Chapitre II : La notation interne et la tarification du risque de crédit

Introduction

La notation interne constitue l'une des techniques d'évaluation du risque de crédit et d'appréciation du risque de défaillance. Cette méthode est considérée comme l'un des apports fondamentaux des accords de Bâle II.

Nous nous intéressons dans ce chapitre à cette méthode, en énumérant ses finalités dans la banque et les différentes étapes nécessaires dans le processus de conception d'un système de notation interne. A ce titre, nous allons scinder ce chapitre en trois sections.

La première section sera dédiée à la présentation de la méthode de notation interne, ainsi que les exigences nécessaires afin de construire un système de notation interne et les finalités de ce dernier dans la banque.

Dans une deuxième section, nous allons présenter les différentes étapes du processus de conception de ce système.

Enfin, la troisième section sera consacrée à la tarification du risque de crédit, où nous allons expliquer en détail l'apport de la notation interne à la tarification des crédits.

Section 01 : Généralités sur la notation interne

Les établissements de crédit ont été confrontés à de nombreux changements ces dernières années. Cependant, les banques sont tenues de continuer à soutenir et à financer l'économie, ce qui les place dans un environnement défavorable nécessitant la mise en place d'une politique de gestion des risques efficace, particulièrement le risque de crédit qui constitue le risque principal auquel les banques sont confrontées.

A ce titre, les autorités réglementaires ont exigé des procédures de gestion de ce risque aux établissements de crédit, en plus du développement des techniques de mesure de risque par l'utilisation des modèles statistiques parmi lesquels on peut citer les modèles de notation interne.

A cet effet, le système de notation interne peut être considéré parmi les plus grandes avancées et recommandations des accords de Bâle II en ce qui concerne la gestion du risque de crédit. Ce système peut être exploité comme un outil d'aide à la décision, et à l'identification à priori du risque de défaillance des emprunteurs. Il peut être utilisé également comme un outil d'aide à la mise en place d'une politique de tarification au niveau des banques.

1. La notation externe et la notation interne

La réglementation de Bâle II propose aux banques deux méthodes de mesure de ses exigences en fonds propres, tel que la première se base sur l'utilisation des notations externes pour l'évaluation du risque de crédit. Alors que la deuxième approche incite les banques à mettre en place leurs systèmes de notation interne à travers leurs données internes relatives aux crédits et aux emprunteurs.

1.1. La notation externe

La notation externe représente des notes qui reflètent la qualité de crédit de la contrepartie (entreprise, particulier, banque, souverains, etc.), et qui sont réalisées par des organismes externes. Ces indicateurs ont pour objet principal de traduire le risque de défaut de la contrepartie.

A cet égard, ces notes peuvent être délivrées par des agences de notation, qui sont des entreprises indépendantes et privées exerçant cette activité de l'évaluation du risque de défaut des contreparties et jugent leur capacité à honorer leurs engagements. Il existe trois grandes agences de notation connues à l'échelle internationale soient : Fitch Rating, Moody's Investors Service et Standard & Poor's Rating Services. Dans le tableau ci-dessous figure les échelles de notation utilisées par chaque agence :

Tableau 2 : Les différentes échelles utilisées par les plus grandes agences de notation

Moody's	Standard and Poor's	Fitch ratings	Signification
Aaa	AAA	AAA	Risque quasi nul, situation optimale
Aa1,Aa2,Aa3	AA+,AA,AA-	AA+,AA,AA-	Quasiment similaire à la meilleure notée
A1,A2,A3	A+,A,A-	A+,A,A-	Bonne qualité mais risque probable dans certaines circonstances économiques
Baa1,Baa2,Baa3	BBB+,BBB,BBB-	BBB+,BBB,BBB-	Solvabilité moyenne
Ba1,Ba2,Ba3	BB+,BB,BB-	BB+,BB,BB-	Le risque de crédit commence à être plus important
B1,B2,B3	B+,B,B-	B+,B,B-	La probabilité de remboursement est incertaine. Risque assez fort
Caa	CCC	CCC	Risque de non remboursement très important sur le long terme
Ca	CC	CC	Très proche de la faillite, emprunt très spéculatif
		C	Situation de faillite de l'entreprise
C	D	DDD	Défaut
		DD	Défaut
		D	Défaut

Source : (MAMATTAH.V,2020).

1.2.La notation interne

Cette approche repose sur le fait que les banques peuvent établir elles-mêmes les notations afin d'évaluer les risques.

La notation interne est un outil d'évaluation des risques de pertes potentielles dues à la défaillance des contreparties, et ce, à travers l'élaboration des notes permettant de traduire le niveau de ce risque. Ces notes résultent du traitement de tous les aspects quantitatifs et qualitatifs relatifs à l'emprunteur, et qui peuvent nous renseigner sur la situation de ce dernier.

Nous pouvons distinguer trois méthodes de mesure du risque de crédit proposées par Bâle II dans cette approche : l'approche standard et l'approche fondée sur la notation interne.

1.2.1. L'approche standard

En premier lieu, l'approche standard reprend le même concept que l'approche Bâle I, mais avec l'utilisation des notes externes réalisées par des agences de notation.

1.2.2. L'approche de notation interne IRB

En second lieu, l'approche de notation interne suppose l'utilisation des évaluations développées en interne par l'établissement de crédit. Cette approche se divise à son tour en deux options distinctes :

a) L'approche IRB fondation (Foundation internal rating-based)

Cette approche exige que les établissements de crédit estiment en interne les probabilités de défaut (PD) des contreparties afin de déterminer leurs exigences en fonds propres. Alors que les autres paramètres de risque de crédit que nous avons présenté dans le premier chapitre (LGD et EAD) seront déterminés à partir des taux forfaitaires proposés par le régulateur.

b) L'approche IRB avancée (Advanced internal rating-based)

Cette méthode est plus avancée et complexe que la précédente, puisque les banques sont tenues d'utiliser leurs données internes afin d'estimer tous les paramètres de risque (PD, LGD et EAD) elles-mêmes, et ce dans le but de déterminer leurs exigences en fonds propres.

2. Le système de notation interne

Dans le but d'assurer une meilleure maîtrise et gestion des risques bancaires, le comité de Bâle a introduit l'approche de notation interne en incitant les banques à implanter leurs propres systèmes de notation interne. Ceci a permis aux banques d'intégrer les contreparties qui ne sont pas notées par les organismes externes dans leurs évaluations, notamment les PME.

Le comité de Bâle définit le système de notation interne comme : « un *ensemble des processus, des méthodes, et de contrôles permettant d'évaluer le risque de crédit, et d'attribuer des notations internes et de quantifier les estimations de défaut et de pertes.* » (Document consultatif du comité de Bâle de juin 2006).¹

Ce système est mis en place dans le but d'affecter chaque contrepartie à une classe de risque définie qui correspond à son niveau de risque. Les entreprises affectées à la même classe de risque possèdent les mêmes caractéristiques en ce qui concerne :

- La probabilité de défaut (PD) ;
- L'exposition en cas de défaut (EAD) ;
- La perte en cas de défaut (LGD) ;
- Les pertes attendues (EL) ;

¹ Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2006), Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, Banque des règlements internationaux, Suisse : Bâle.

- Les pertes inattendues (UL).

2.1. Les exigences nécessaires pour l'adoption d'un système de notation interne

Après avoir présenté cette approche, il nous semble opportun de citer les conditions nécessaires que l'établissement bancaire doit remplir afin qu'il soit possible de mettre en place son système de notation interne. A ce titre, le comité de Bâle a exigé les conditions suivantes :

2.1.1. Classification des créances

Les banques doivent répartir et segmenter leurs portefeuilles de crédits selon le risque encouru, afin qu'elles soient aptes d'adopter un système de notation interne. Selon le comité de Bâle, la segmentation peut se faire sur six catégories d'actifs : entreprises, banques, emprunteurs souverains, banques de détail, financement de projets et enfin les portefeuilles d'actions.

2.1.2. Nombre de classes des actifs

Les gestionnaires des crédits dans les banques doivent distinguer les actifs sains des actifs compromis, en les affectant à des classes reflétant leur situation.

2.1.3. Calcul des paramètres de risque

Les banques doivent estimer les paramètres de risque PD, LGD et EAD, en utilisant leurs données internes, ainsi que les méthodes et les informations disponibles. Cependant, le recours aux données externes jugées pertinentes s'avère également possible.

2.1.4. Validation du système de notation

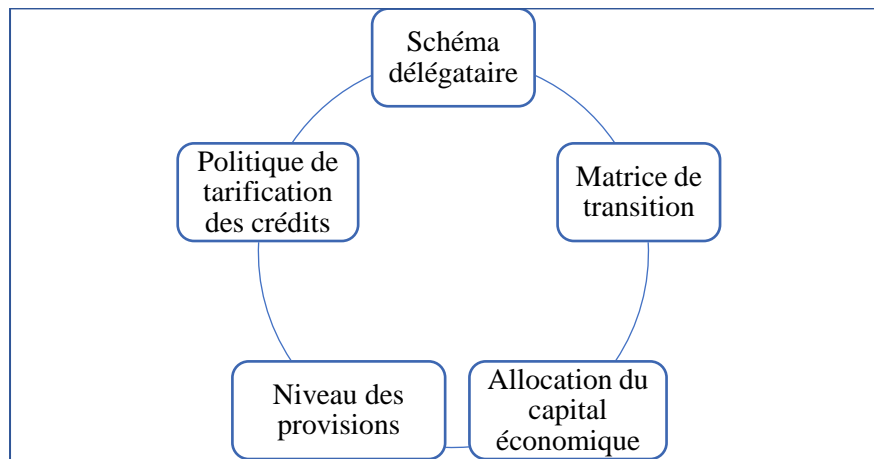
La validation du système de notation est primordiale, afin de s'assurer de la performance du modèle construit et de le prouver aux autorités de contrôle. Cette validation peut être effectuée à travers des techniques statistiques, ou par la comparaison des taux de défaut réellement constatés au niveau de la banque aux prévisions fournies par le modèle.

3. Les différents usages d'un système de notation interne dans la banque

La mise en place d'un système de notation interne dans la banque a pour objectif principal l'évaluation des risques et l'aide à la décision d'octroi des crédits. Cependant, il peut être également exploité pour d'autres utilisations, à savoir : ¹

¹ BOUHLAL.N.(2021). La notation interne : un outil de gestion du risque de crédit bancaire des PME, Algérie, Revue d'Economie et de Statistique Appliquée, Volume 18, numéro 02.

Figure 6 : Les finalités d'un système de notation interne dans la banque



Source : Etabli par nos soins.

3.1. Mettre en place une politique de tarification

Les banques peuvent utiliser les notations afin de définir une politique de tarification des crédits, en appliquant des taux débiteurs qui diffèrent selon le niveau de risque de l'entreprise sollicitant un crédit. En d'autres termes, les banques doivent facturer des taux plus élevés aux clients plus risqués et vice versa. Ceci peut être expliqué par la prime de risque qui est relativement élevée pour les clients à haut risque. L'application d'une telle politique assure une meilleure maîtrise du risque de défaillance des contreparties.

3.2. Adapter un schéma délégué pour la prise de décision d'octroi des crédits

Afin d'assurer un bon déroulement de la fonction d'octroi des crédits, les banques partagent les risques d'une manière décentralisée entre les différents niveaux hiérarchiques au sein de la fonction crédit. A cet effet, les dossiers de crédit ayant un montant sollicité important sont traités au niveau central. Toutefois, cette gestion peut s'avérer inefficace dans le cas où le dossier représente un niveau faible du risque, et donc peut être traité au niveau décentralisé. En effet, l'utilisation du système de notation interne permet d'adapter un schéma délégué pour l'octroi des crédits, et d'assurer ce qui suit :

- Traiter les dossiers de crédit dans des délais plus courts ;
- Améliorer l'efficacité de la fonction crédit ;
- Diminuer la charge assurée par la direction au niveau central ;
- Posséder un avantage concurrentiel et augmenter ses parts de marché ;
- Disposer d'une bonne gouvernance ;
- Améliorer le climat des affaires et soutenir l'économie nationale.

3.3.Calcul des probabilités de défaut

L'échelle de notation construite au niveau de la banque servira à établir une matrice de transition, qui permet de déterminer les probabilités de migration des contreparties d'une classe de risque à une autre, sur la base d'une analyse de l'évolution de ses créances dans le temps.

3.4.Détermination du niveau de provisions

La mise en place des techniques de modélisation du risque de crédit permet de déterminer le niveau de provisions nécessaires afin de couvrir les pertes potentielles. Les notations peuvent être exploitées afin de mesurer les provisions en fonction des classes de risque.

3.5.Évaluation de la performance et allocation du capital économique

La mise en place d'une approche RAROC nécessite la disponibilité d'un système de notation interne, car elle permet de mesurer la performance de la banque par rapport à la rentabilité ajustée au risque. Elle permet également de mettre en place un modèle d'allocation du capital économique.

Section 02 : La méthodologie de mise en place d'un système de notation interne.

Dans le cadre d'une gestion du risque de crédit et d'une analyse à priori du risque de défaillance des clients qui permet de détecter une éventuelle défaillance des contreparties, les banques utilisent des données historiques sur les défaillances d'une part, et des données collectées auprès des emprunteurs d'autre part dans l'objectif d'élaborer leurs systèmes de notation interne.

La mise en place de ce système requiert le respect d'un processus composé de plusieurs étapes successives, qui se présentent comme suit :

1. Etape I : la conception de l'échantillon et le choix des variables

1.1.La construction de l'échantillon

Le choix d'un échantillon représentatif du portefeuille de crédits de la banque constitue un élément important dans le processus de la mise en place du système. Par la suite, il est exigé de créer deux sous-échantillons en divisant la population choisie initialement, soient : un échantillon dit de construction qui est utilisé afin de construire le modèle ainsi qu'un échantillon dit de validation, utilisé pour valider le modèle et pour quantifier son degré de performance.

L'échantillon doit être représentatif du portefeuille de la banque, et homogène en ce qui concerne le rapport entre le nombre d'entreprises défaillantes et le nombre d'entreprises saines. La taille de l'échantillon joue un rôle important également puisque si le nombre d'emprunteurs est élevé, l'échantillon assure une meilleure représentativité.

1.1.1. Les techniques d'échantillonnage

On distingue généralement deux techniques d'échantillonnage utilisées afin de scinder l'échantillon initial en deux sous-populations :

a) L'échantillonnage apparié

Cette méthode repose sur le principe de créer un échantillon d'emprunteurs représentant les mêmes caractéristiques. Cependant, cette méthode est facile à réaliser, mais peut introduire un biais dans le modèle puisque le choix n'est pas fait aléatoirement et les entreprises choisies n'ont pas la même chance d'appartenir à l'échantillon créé.

b) L'échantillonnage aléatoire

En ce qui concerne l'échantillonnage aléatoire, cette technique consiste à tirer des entreprises d'une manière aléatoire de l'échantillon initial, ce qui implique que tous les emprunteurs tirés possèdent des chances égales d'appartenir à l'échantillon de construction.

1.1.2. Le choix du critère de défaut

L'élaboration du système de notation interne nécessite la collecte des informations relatives à deux groupes d'emprunteurs, l'un représente les entreprises saines et l'autre représente les entreprises défaillantes. A cet effet, il faut déterminer à priori le critère de défaut pris en compte pour classer les emprunteurs de l'échantillon appartenant au deuxième groupe comme des entreprises en défaut. Pour ce faire, les banques peuvent se référer à la définition du défaut du comité de Bâle.¹

1.1.3. Choix de l'horizon de prévision

Il faut déterminer l'horizon temporel de prévision qu'on désire adopter pour la modélisation. Si on utilise des données de l'année N-1 pour la prévision du défaut de l'année N, l'horizon est d'un an.

¹ Voir la définition du défaut dans le chapitre 1, P03.

1.2. Le choix des variables

Le choix des variables explicatives représente un élément important, en plus du choix de l'échantillon. En effet, les variables explicatives peuvent être de type quantitatif ou qualitatif regroupant des variables comptables et extra comptables :

1.2.1. Types de variables utilisées

a) Variables quantitatives

Ce type de variable comprend d'une part les ratios financiers et comptables calculés à partir des rapports annuels des entreprises et l'ensemble des données bancaires d'autre part.

b) Variables qualitatives

Ce type de variable comprend les données qu'on ne peut pas quantifier, à savoir : la qualité du management de l'entreprise, les garanties offertes...etc.

c) Variables comptables

Ce type de variables comprend les variables quantitatives, notamment les ratios comptables collectés des états financiers des entreprises, que nous pouvons scinder en quatre catégories :

- Ratios de structure financière ;
- Ratios d'activité ;
- Ratios de rentabilité ;
- Ratios de liquidité.

d) Variables extra comptables

En ce qui concerne les variables extra comptables, elles comprennent des variables qualitatives et quantitatives, nous en pouvons citer :

- Les caractéristiques de l'entreprise et de son management : qui comprend la forme juridique de l'entreprise, l'ancienneté de l'entreprise et son effectif ;
- L'analyse de l'environnement : qui s'intéresse au secteur d'activité, les relations commerciales, la position concurrentielle et la position technologique de l'entreprise ;
- L'analyse de la stratégie : ce point s'intéresse à la stratégie de commercialisation, la localisation géographique et le réseau d'activité de l'entreprise ;
- Les sources de financement : ce critère regroupe les informations liées aux sources de financement de l'entreprise ;
- La relation banque-entreprise : à ce stade, nous nous intéressons au comportement de l'entreprise durant sa relation avec la banque.

Dans ce qui suit, nous allons s'intéresser à la sélection des variables qui se fait par deux étapes :

1.2.2. La sélection préliminaire des variables explicatives

La sélection préliminaire des variables se fait par deux approches différentes :

a) Approche par le plus grand nombre possible

La première approche se base sur la sélection du maximum de variables possibles et disponibles au niveau de la banque. Toutefois, cette approche peut présenter des inconvénients quant au manque de temps et à l'indisponibilité des données.

b) Approche basée sur l'expérience

En ce qui concerne la deuxième approche qui est considérée subjective, car elle se base sur l'expérience des autres auteurs par la sélection des variables les plus utilisées dans les études précédentes de prévision de la défaillance.

1.2.3. Filtrage des variables

Après avoir sélectionné les variables, nous allons les filtrer pour ne garder que les plus pertinentes en matière d'explication du défaut. Ce filtrage se fait à l'aide des outils et des tests statistiques permettant de déterminer le degré de corrélation entre les variables.

2. Etape II : choix de la méthode

Pour les choix de la méthode, les banques utilisent généralement la régression logistique pour la simplicité de l'interprétation de ses résultats ainsi que sa fiabilité. D'autres méthodes peuvent être utilisées également tels que les réseaux de neurones, les arbres de décision et les systèmes experts. De manière générale, les méthodes de rating peuvent être réparties en deux catégories : la première représente des méthodes basées sur l'estimation d'une fonction score, et la deuxième correspond à des méthodes de classement directes.

A ce titre, nous distinguons deux approches : l'approche paramétrique et l'approche non paramétrique.

2.1. Approche paramétrique

Cette première approche regroupe l'ensemble des méthodes qui reposent sur le fait que les variables explicatives suivent des lois statistiques. L'avantage principal de ces méthodes est le fait qu'elles possèdent une bonne capacité de prédiction.

2.1.1. L'analyse discriminante linéaire (ADL)

Cette méthode permet d'affecter les emprunteurs de l'échantillon à deux groupes distincts, tel qu'elle sépare les emprunteurs sains des emprunteurs défaillants d'une façon optimale. Elle

procède à la maximisation de la variance intra-classe, et à la minimisation de la variance interclasse.

La méthode a pour objet d'aboutir à une fonction score, et à une discrimination claire entre les deux groupes.

$$\text{Score} = \beta + \sum \alpha_i * X_i$$

Avec :

X_i : les variables explicatives retenues ($i=1,2,3,\dots,n$) ;

α_i : pondération de chaque variable explicative ;

β : la constante.

2.1.2. La régression logistique

La régression logistique est une technique qui permet de mettre en relation une variable qualitative à deux modalités ou plus, et des variables explicatives quantitatives et qualitatives. Dans notre cas, la régression logistique est appelée binaire et permet d'expliquer la variable dichotomique (défaut), dont les deux modalités sont désormais (Saines et défaillantes). Cette méthode nous permet de déterminer la probabilité de défaut de chaque emprunteur à partir du score obtenu.

Statistiquement, le modèle de la régression logistique permet d'expliquer la relation entre une variable dépendante qualitative Y tel que $Y \in \{0,1\}$, et plusieurs variables explicatives X_i indépendantes.

La loi logistique permet de déterminer la probabilité de défaut d'un emprunteur à travers sa fonction de répartition, qui s'écrit comme suit :

$$F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Avec Z : représente la fonction score, qui peut être écrite par une combinaison des variables dépendantes du modèle comme suit :

$$Z = \beta + \alpha X_i + \varepsilon_i$$

Tel que :

X : vecteur des variables explicatives ;

α : vecteur des coefficients qui représentent les poids associés aux ratios du modèle ;

β : constante ;

ε_i : termes d'erreur présumés indépendants.

Cette technique a comme avantage principal la possibilité d'estimer les probabilités de défaut d'une manière directe, sans qu'il soit nécessaire de passer par une autre estimation. En plus de l'adaptabilité du modèle aux variables qualitatives. Toutefois, cette technique exige la disposition d'un échantillon important représentatif, ainsi que l'absence de corrélation entre les variables.

2.2. Approche non paramétrique

Cette approche comprend les méthodes dont aucune hypothèse sur la distribution des variables n'est exigée, nous en pouvons citer les réseaux de neurones et les arbres de décisions.

2.2.1. Les réseaux de neurones

Le modèle neuronal est une technique d'intelligence artificielle conçue pour la prédiction et la classification des emprunteurs. Cet outil prend en considération l'effet de non-linéarité entre les variables, et contrairement aux méthodes statistiques, cette technique ne nécessite aucune hypothèse sur les variables. Les réseaux de neurones permettent également la mise en place des règles d'affectation sans avoir à faire recours aux avis des experts.

Ce modèle permet de déterminer les règles de discrimination entre les deux types d'entreprises, et permet de généraliser les résultats et de s'adapter à de nouvelles populations. Cependant, le principal inconvénient de ce modèle est le fait qu'il est incapable d'argumenter et d'expliquer les résultats et les critères adoptés pour la classification.

2.2.2. L'arbre de décision

L'arbre de décision est considéré comme une forme simple et efficace d'algorithme d'apprentissage. Cette méthode repose sur la mise en place d'un arbre décisionnel, basé sur l'échantillon des entreprises saines et défaillantes. La procédure consiste à diviser l'échantillon en sous-groupes ou nœuds d'une manière successive sur la base des critères donnés, jusqu'à l'obtention des nœuds purs. Cette méthode ne suppose la présence d'aucune hypothèse relative à la distribution des variables.

3. Etape III : Élaboration de la grille de notation et sa validation

Le choix d'une grille de notation appropriée pour le modèle de notation est lié à la méthode de sélection des indicateurs significatifs. Dans le cas où le système est élaboré sur la base des méthodes de scoring, nous déterminons des normes aux indicateurs retenus permettant de comparer l'entreprise aux concurrents de son secteur d'activité. Généralement, les banques définissent des normes sectorielles qui concernent la rentabilité, la structure financière et tous les autres indicateurs pris en compte dans le modèle de notation.

Par la suite, nous procédons à la définition des intervalles pour chaque paramètre et le nombre de points attribués si la valeur de la variable fait partie de l'un de ces intervalles. Enfin, nous obtenons une note globale qui correspond à la somme de l'ensemble des points.

3.1. Élaboration d'une grille de notation

Lorsque nous obtenons les scores des emprunteurs, nous pouvons estimer les PD à un horizon donné, qui nous permet d'affecter les entreprises aux classes de risque, tel que l'établissement de ces classes se fait par trois méthodes, soient :

- La règle d'affectation géométrique basée sur le critère de distance ;
- La règle d'affectation basée sur le théorème de Bayes ;
- Un critère de maximisation des taux de bons classements (LOGIT, ADL,...).

3.2. La constitution des classes de risque

A ce titre, la détermination des classes de risque de notre modèle se fait par la définition des bornes des intervalles de chaque classe, sachant que chaque classe regroupe les entreprises ayant un niveau de risque de défaut approximativement identique.

Généralement, les banques adoptent des classes de risque en se référant aux grandes agences de notation. Ces classes comprennent un nombre de classes proches de dix dont deux ou trois classes sont consacrées pour les actifs défaillants.

4. Etape IV : validation du modèle

L'étape de validation du modèle constitue une étape primordiale afin d'assurer la performance du modèle et de respecter les recommandations du comité de Bâle, et de le démontrer à leur autorité de contrôle conformément à ces recommandations.

4.1. La validation qualitative

La validation qualitative porte sur la nature des informations utilisées, leur qualité et l'importance des historiques disponibles. Cette validation se base également sur la régularité des procédures.

4.2. La validation quantitative

La validation quantitative s'appuie sur un ensemble de tests de validation passant du test des taux de bon classement, à la validation croisée et à l'examen des courbes de performances.

4.2.1. Le taux de bon classement

Le taux de bon classement représente la proportion des entreprises affectées par le modèle à leurs classes réelles. Ce taux sera examiné sur les deux échantillons (construction et validation), afin d'assurer que la performance du modèle n'est pas limitée à l'échantillon initial. La table de bon classement se présente comme suit :

Tableau 3 : La table de bon classement

Classe réelle	Classe selon le modèle		Somme	Taux de bon classement
	0	1		
0	Nombre d'emprunteurs sains considérés sains ($n_{0,0}$)	Nombre d'emprunteurs sains considérés défaillants ($n_{0,1}$)	N_0	$\frac{n_{0,0}}{N_0}$
1	Nombre d'emprunteurs défaillants considérés sains ($n_{1,0}$)	Nombre d'emprunteurs défaillants considérés défaillants ($n_{1,1}$)	N_1	$\frac{n_{1,1}}{N_1}$

Source : Etabli par nos soins.

En effet, d'après cette table on déduit :

- Le taux de bon classement des emprunteurs défaillants = $n_{1,1}/N_1$;
- Le taux de bon classement des emprunteurs sains = $n_{0,0}/N_0$;
- Le taux de bon classement global = $(n_{0,0} + n_{1,1})/(N_0 + N_1)$.

La détermination du taux de bon classement permet la détection de deux types d'erreurs de classement, à savoir :

a) Le sur-classement (Erreur de type I)

Consiste à affecter une entreprise à une classe supérieure à sa classe réelle, ce qui peut engendrer des pertes pour la banque, tel que le modèle nous conduit à considérer une entreprise défailante comme saine. Il est calculé ainsi : $n_{1,0}/N_1$.

b) Le sous-classement (Erreur de type II)

Consiste à affecter une entreprise à une classe inférieure à sa classe réelle, ce qui peut se traduire comme un manque à gagner pour la banque, tel que le modèle nous conduit à considérer une entreprise saine comme défailante. Il est calculé ainsi : $n_{0,1}/N_0$.

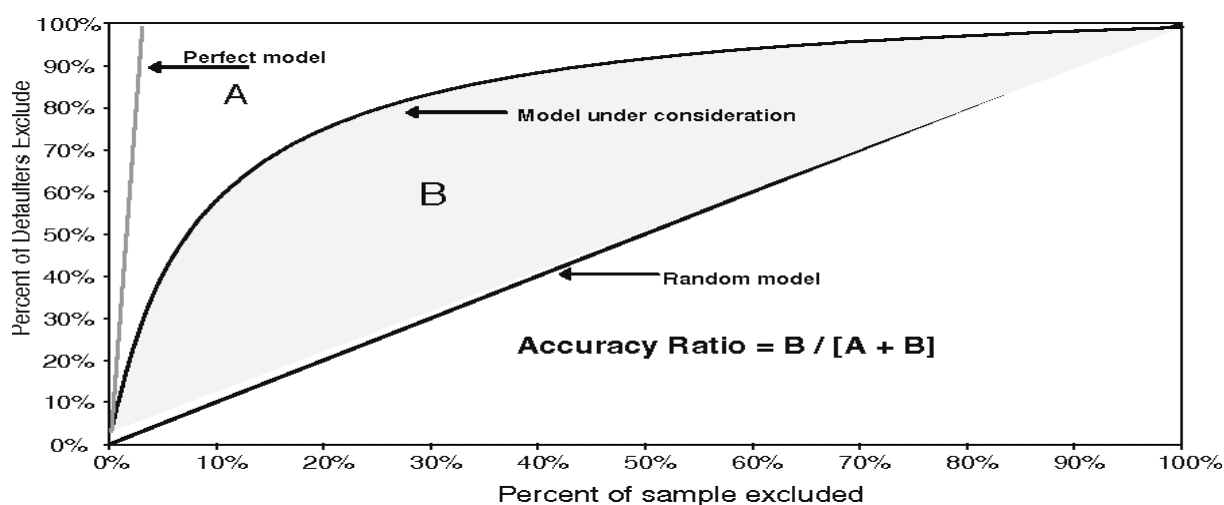
4.2.2. Les courbes de performance

Nous allons procéder à la présentation des courbes les plus utilisées :

a) La courbe CAP (Cumulative Accuracy Profile)

La courbe CAP appelée également courbe de Gini nous permet d'obtenir un graphique traduisant le pouvoir discriminant du modèle. Cette courbe permet de comparer la capacité de prédiction de différents modèles.

Figure 7 : La courbe CAP



Source : M.J.Kim(2010).

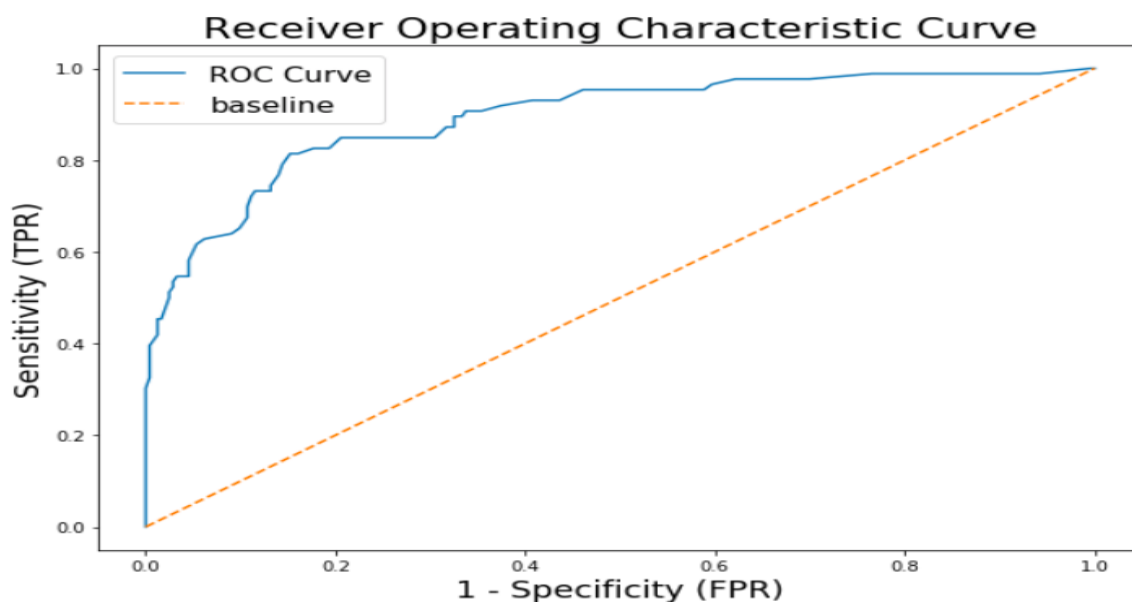
La courbe relative au modèle qu'on voudrait tester se situe entre le modèle parfait et le modèle aléatoire. Le premier modèle associe des scores qui sont relativement faibles pour les entreprises défailtantes, tandis que le deuxième n'a aucun pouvoir discriminant et les scores sont associés aux entreprises d'une manière aléatoire. A cet effet, nous pouvons conclure que plus la courbe CAP est proche du premier modèle, meilleure est la performance du modèle.

b) La courbe ROC

La courbe ROC mesure le pouvoir discriminant du modèle en mettant les erreurs de type I et celui du type II en relation. Notons que d'un côté son axe horizontal représente la sensibilité, qui mesure le taux du vrai positif, en d'autres termes la probabilité de prédire que l'entreprise est saine, sachant qu'elle l'est.

De l'autre côté, son axe vertical représente (1-la spécificité), tel que la spécificité mesure le taux du vrai négatif, ce qui signifie la probabilité de prédire si l'entreprise est défaillante sachant qu'elle l'est. Donc l'axe vertical représente la probabilité de classer une entreprise défaillante sachant qu'elle est saine.

Figure 8 : La courbe ROC



Source : J.Besson (2012).

L'indicateur de mesure de performance de la courbe ROC est AUC « Area Under the Curve », qui signifie surface sous la courbe. Plus l'AUC est proche de 1, meilleur est le modèle.

Section 03 : La notation interne au cœur de la tarification

L'ensemble des techniques statistiques et des méthodes analytiques de gestion du risque de crédit ont pour objectif principal de mesurer le risque de crédit. Le système de notation interne à son tour permet de détecter le niveau de risque de chaque emprunteur potentiel, d'où il aide les gestionnaires des banques à prendre la décision en matière d'octroi de crédit.

Parmi les autres utilisations d'un système de notation interne au niveau de la banque, nous trouvons l'aide à la tarification des crédits, et ce, à travers l'estimation de la prime de risque de

crédit relative à chaque emprunteur selon son niveau de risque. Cette prime de risque représente le coût du risque de crédit et constitue une composante essentielle du taux de crédit final.

Dans cette section, nous allons présenter en détail la tarification des crédits, et le principe de tarification comportementale, ainsi que la relation entre la tarification et la notation interne.

1. Généralités sur la tarification des crédits

La fixation du pricing du crédit bancaire demeure l'une des préoccupations majeures pour les établissements de crédit. Ce pricing doit prendre en compte plusieurs charges liées à l'activité d'octroi de crédit.

1.1. Définition de la tarification des crédits

Nous pouvons définir le pricing comme étant la fixation d'un taux d'intérêt effectif que devrait payer l'emprunteur. En d'autres termes, il s'agit du prix du crédit.

Afin de garantir la rentabilité de l'activité d'octroi de crédit, la politique de tarification intègre dans le prix du prêt le coût des ressources, ainsi qu'une marge suffisante pour couvrir les coûts opératoires, la rémunération des fonds propres, le coût des options cachées ainsi que le coût du risque.

1.2. Composantes de la tarification des crédits

Comme le sujet de tarification des crédits constitue l'une des préoccupations cruciales des établissements bancaires, fixer une politique de pricing efficace s'avère primordiale. Cette politique comprend l'ensemble des dimensions de crédit. Nous allons dans ce qui suit présenter les différentes composantes du prix de crédit :

$$\text{Composition du taux d'intérêt} = \text{Coûts de ressources} + \text{coûts opératoires} + \text{coûts de risque} \\ + \text{coût des options cachées} + \text{rémunération des fonds propres}$$

1.2.1. Le coût des ressources

Dans le cadre de leur activité d'intermédiation, les banques font recours à une multitude de sources de financement qui permettent aux banques de disposer des liquidités suffisantes pour répondre à leurs besoins, à des taux et des échéances prédéterminés. Ces sources peuvent être des clients et entreprises en leur offrant des produits de placement d'une part, ou des institutions financières sur le marché monétaire d'autre part.

Le coût de ce financement représente le taux avec lequel les banques acquièrent les liquidités dont elle a besoin, il correspond au TCI¹ ou au coût d'emprunt sur le marché interbancaire.

De manière générale, le coût des ressources correspond au coût moyen pondéré des ressources collectées par la banque et transformés en crédits, et il se calcule ainsi :

$$\text{CMP} = \sum_{i=1}^n a_i \times CR_i$$

Avec :

CMP : Coût moyen pondéré ;

a_i : Coefficient de pondération de la ressource i ;

CR_i : Le coût moyen de la ressource i .

1.2.2. Les coûts opératoires

En ce qui concerne les coûts opératoires relatifs à l'activité d'octroi des crédits, il est à noter que ces coûts sont différents d'une banque à l'autre, selon la taille et le degré de spécialisation de celles-ci. En effet, dans les banques spécialisées, la détermination de ces coûts n'est pas aussi compliquée, contrairement aux banques universelles, où il existe plusieurs activités combinées. Ceci rend l'imputation des charges à la fonction de crédit complexe.

1.2.3. La rémunération des fonds propres

Les fonds propres de la banque reflètent la solidité financière de celle-ci, et sa capacité à rester résiliente face aux situations extrêmes. Ils constituent également une sorte de garantie pour les créanciers et les déposants. A cet effet, le coût de ses capitaux propres représente la rémunération exigée par les actionnaires. En d'autres termes, c'est le prix du risque qu'ils ont pris et le taux de rendement de leurs investissements.

L'évaluation de ce coût des fonds propres se fait par les modèles RAROC, qui mesurent le rendement des fonds propres compte tenu des risques encourus par les actionnaires. Les banques peuvent utiliser également les modèles CAPM. Or, les banques de petite taille préfèrent faire recours aux ratios de rentabilité financière ROE.

1.2.4. Le coût du risque

La détermination du coût de risque qui correspond à la prime de risque de crédit fait l'objet d'une recommandation de la réglementation bâloise, qui met l'accent sur la nécessité de la mise

¹ Taux de cession interne : le taux d'intérêt auquel les unités commerciales placent leurs ressources et refinancent leurs emplois auprès d'une unité centralisée au niveau de la banque.

en place d'une juste tarification qui s'inscrit dans le cadre de la politique de pricing des crédits. Ce coût estimé fait partie des composantes essentielles du taux de crédit facturé aux emprunteurs, et résulte de l'analyse et la prévision de la défaillance des emprunteurs.

A ce stade, les études ont démontré l'importance d'une analyse à priori du risque de défaillance, afin de refuser les mauvais emprunteurs pendant la phase d'octroi des crédits et de ne prendre que les bons risques.

1.2.5. Le coût des options cachées

Le coût des options cachées correspond au coût supporté par la banque dans le cas où les emprunteurs exercent des options comme le remboursement anticipé d'un crédit. L'intégration de cette composante dans le prix final du crédit apparaît nécessaire afin d'assurer la meilleure couverture possible contre les risques.

2. La tarification comportementale « Risk based pricing »

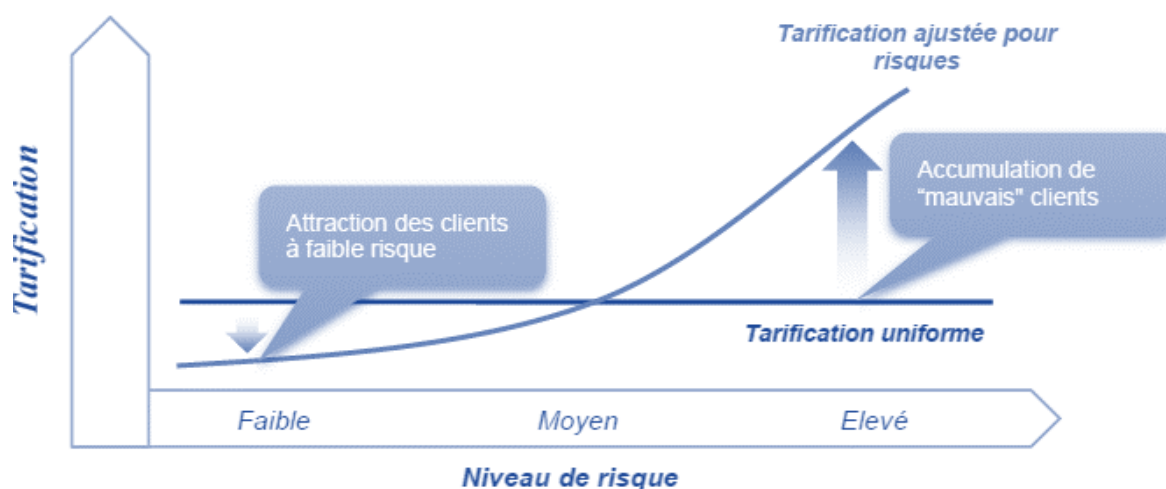
La tarification comportementale (Risk based pricing) est un concept qui a été recommandé par les spécialistes dans les banques, afin d'appliquer des taux débiteurs permettant de rémunérer le risque de défaillance des emprunteurs. En effet, la tarification uniforme qui s'appuie sur un taux fixe pour les emprunteurs permet la répartition du coût du risque, en tarifant les bons emprunteurs un taux plus élevé que leur coût de risque, tandis que les mauvais emprunteurs paient moins que leurs risques associés. Toutefois, cette approche peut être peu avantageuse dans le cas d'une forte présence des mauvais emprunteurs par rapport aux bons emprunteurs.

2.1.Principe de la tarification comportementale

Cette approche consiste à facturer des taux d'intérêts débiteurs différents aux clients, en les ajustant à leurs risques respectifs. Cet ajustement se fait en fonction de leurs probabilités de défaut et de leurs paramètres de risque.

Ce principe de tarification permet d'aligner les intérêts reçus et les coûts de risque de crédit, tel que nous procédons à augmenter le pricing pour les emprunteurs à risque élevé, et à le diminuer pour ceux qui représentent un risque bas. Cette méthode nous permet également d'attirer les clients à faible risque et d'aboutir à une sélection positive, comme l'indique le graphique ci-après :

Figure 9 : La relation entre le niveau de risque et le pricing des crédits



Source : Experian, Decision Analytics.

2.2. La prime de risque

La prime de risque correspond au coût du risque de crédit et à la rémunération supplémentaire qu'exigent les banques aux emprunteurs risqués. Elle est destinée à couvrir les pertes dues à une éventuelle défaillance de l'emprunteur. Ces pertes se composent de : pertes attendues (EL) et pertes inattendues (UL).

2.2.1. Les composantes de la prime du risque de crédit

L'estimation de la prime de risque de crédit requiert la détermination de la perte de portefeuille de crédit :

a) La perte attendue « Expected Loss »

C'est la perte moyenne estimée et anticipée qui résulte de l'estimation des probabilités de défaut. Ce type de perte doit être couvert au niveau des banques par des provisions, et constitue une composante fondamentale du pricing des crédits. Nous pouvons l'estimer à travers la formule :

$$EL = PD \times EAD \times LGD$$

Tel que PD, EAD et LGD représentent les paramètres du risque de crédit.¹

¹ Voir dans le chapitre 01 plus de détails sur les paramètres du risque de crédit.

b) La perte inattendue « Unexpected Loss »

Cette perte est relative au risque exceptionnel qui résulte de l'estimation d'un taux de défaillance maximal. Nous obtenons le niveau de perte attendue par la différence entre la perte maximale (VaR¹) et la perte attendue estimée. Cette perte est couverte par les fonds propres réglementaires appelés capital économique CE.

3. La notation interne comme outil d'aide à la tarification

Le risque de crédit résulte de l'activité d'octroi des crédits, car cette activité conduit à une prise de risque nécessaire. A cet effet, ce risque doit être réduit et géré d'une manière efficace à travers le recueil des garanties, mais également à travers l'application d'une tarification permettant l'obtention des marges suffisantes pour couvrir ce risque.

A ce titre, l'utilisation du système de notation interne de la banque permet d'obtenir des probabilités de défaut, qui aident les gestionnaires à affecter chaque emprunteur à la classe de risque dont il appartient.

En fonction de ces classes de risques et de leurs probabilités de défaut associées, nous procédons à l'attribution d'une prime estimée par rapport au risque de crédit relatif à chaque emprunteur. Cette prime est intégrée dans le taux d'intérêt facturé à l'emprunteur. D'où la notation interne nous permet d'appliquer une tarification différenciée ajustée au risque, qui est considérée équitable, juste et transparente.

A cet effet, les emprunteurs désireux de bénéficier d'un taux moins important devraient procéder à l'amélioration de leur situation financière et de leur solvabilité afin d'obtenir une meilleure notation et d'où un risque moins élevé.

¹ Value at Risk : correspond à la somme des pertes maximales pouvant être subies par le portefeuille de crédit, dans une situation ordinaire du marché. Elle est estimée à un seuil de confiance précis et à un horizon donné.

Conclusion

A travers ce deuxième chapitre, nous avons essayé de présenter l'importance du système de notation interne au niveau des banques, en ce qui concerne l'aide à la décision, mais aussi à la tarification des crédits.

En effet, la politique de tarification permet une certaine couverture contre le risque de crédit, en intégrant la prime du risque de crédit dans la composition des taux d'intérêts.

La tarification ajustée au risque des crédits permet d'adopter une tarification juste et transparente, en prenant en compte le risque de défaut individuel de chaque emprunteur.

Parmi les avantages de l'utilisation de cette approche, nous citons un financement plus efficace de l'économie en évitant de pratiquer des taux d'intérêts prohibitifs et des garanties excessives pour tous les emprunteurs, ce qui rend l'octroi des crédits pour les PME complexe.

En conclusion, à l'aide de la notation interne, les banques peuvent pratiquer des taux d'intérêts ajustés aux risques des entreprises, en faisant payer les bons risques des taux relativement bas par rapport aux mauvais risques et vice versa.

**Chapitre III : La mise en place
d'un outil d'aide à la
tarification du risque de crédit
par la méthode de notation
interne**

Introduction

L'analyse du risque de défaillance des contreparties à priori est une nécessité au sein des banques. Elle permet de déterminer à un stade préalable à la décision si les clients seront en mesure de rembourser leurs emprunts vis-à-vis de la banque dans les délais prévus.

De nombreuses techniques ont été proposées par les chercheurs afin de construire des modèles de prévision de la défaillance d'une contrepartie, qui sont basées sur des méthodes statistiques et permettent de prendre en compte des données quantitatives et des données qualitatives à la fois.

Dans ce chapitre dédié au cas pratique, nous allons appliquer la méthodologie et les techniques abordées dans les chapitres précédents pour tenter de proposer à la banque dans un premier lieu un modèle de notation interne propre à elle. En second lieu, nous tenterons de mettre en place une tarification différenciée ajustée aux niveaux de risque des contreparties.

Pour ce faire, nous allons scinder ce chapitre en trois sections, la première section sera consacrée à la méthodologie de travail et la présentation de l'échantillon. La deuxième section traitera des étapes de construction du modèle de notation interne. En dernier lieu, la troisième section sera dédiée à la construction de l'échelle de notation et la conception d'un outil d'aide à la tarification.

Section 01 : Méthodologie de travail et présentation de l'échantillon

Cette partie est consacrée à présenter le cadre général de notre travail en précisant la méthodologie suivie en premier lieu. Par la suite, nous passons à la présentation de l'échantillon choisi et de l'horizon de prévision ainsi que le critère de défaut pris en compte. Nous présentons également les différentes variables sélectionnées initialement pour la modélisation du risque de défaut.

1. Méthodologie suivie

La réalisation de ce travail qui porte sur l'application de l'approche de tarification comportementale des clients de la banque Crédit Populaire d'Algérie, passe par trois étapes principales :

1.1. Etape I : la construction du modèle scoring et sa validation

Dans ce cadre, la finalité du modèle est de déterminer une fonction attribuant des scores permettant de distinguer les entreprises potentiellement défailtantes dans l'avenir des entreprises saines, en mettant en évidence les variables explicatives les plus discriminantes du défaut. En effet, l'élaboration du modèle de credit scoring s'appuie sur quatre étapes :

1.1.1. Choix de l'échantillon, le critère de défaut et de l'horizon de prévision

En ce qui concerne le choix du critère de défaut, nous pouvons dire que l'entreprise est considérée défailtante si elle atteint ou dépasse un retard de remboursement de 90 jours à partir de la date de survenance de l'incident de paiement, et ce, conformément aux exigences du comité de Bâle et au règlement N° 14-03 relatif au classement et au provisionnement des créances de la BA.¹ Ceci nous permet la codification des emprunteurs en deux classes :

0	entreprise saine
1	entreprise défailtante

En second, nous avons opté pour un horizon de prévision annuel. Ce choix peut être justifié par l'annualité des documents comptables et des données disponibles. En effet, le modèle que nous comptons construire estime la probabilité de défaut à un horizon d'un an.

En dernier ressort, l'échantillon sera construit à partir des données historiques et par la sélection de deux groupes d'entreprises (saines et défailtantes) tout en assurant que les entreprises

¹ BA ; Règlement 14-03.

possèdent des caractéristiques comparables. Une fois que nous avons construit l'échantillon, nous procédons à sa division en deux sous-échantillons où le premier servira à la construction du modèle, tandis que le second servira à sa validation.

1.1.2. Le choix des variables explicatives sélectionnés à priori

La deuxième étape consiste à sélectionner les variables qu'on compte utiliser dans notre analyse, supposées être discriminantes du défaut en se référant à la littérature financière. Deux approches sont utilisées afin de sélectionner ces variables :

➤ Approche de grand nombre des variables possibles :

Cette approche est basée sur la sélection d'un maximum de variables explicatives possibles, et l'extraction des plus pertinentes après l'analyse.

➤ L'approche basée sur l'expérience :

Cette approche consiste à se référer aux études et recherches précédentes, et à l'avis des experts, afin de sélectionner les variables les plus discriminantes.

1.1.3. Le choix de la technique statistique à adopter

Dans le but d'élaborer notre modèle, il faudrait sélectionner une technique statistique de discrimination. Nous avons opté pour l'approche paramétrique et particulièrement à la régression logistique binaire, qui nous permettra de déterminer la probabilité de défaut d'une entreprise sur la base de ses caractéristiques comptables et financières.

1.1.4. La validation économique et statistique du modèle élaboré

Le modèle construit sera validé par une série de tests sur l'échantillon de construction et par une validation croisée, afin de tester le niveau de sa performance et la capacité de sa généralisation et son adaptabilité à d'autres populations que la population de construction.

Il existe une validation statistique basée sur les méthodes de l'inférence statistique, et une validation économique basée sur la vérification de la concordance des signes des variables retenues avec la logique financière.

Quant à la validation statistique, nous allons nous baser sur la courbe ROC, la table de bon classement, la validation croisée, ainsi que les tests suivants : Le test d'odds ratio, le test du rapport de vraisemblance ; Le R2 de Mcfadden, Le R2 de Nagelkerke, et le test d'ajustement du modèle de Hosmer – Lemeshow.¹

¹ Voir plus de détails sur les techniques de validation dans le chapitre 02.

1.2. Etape II : la construction de l'échelle de notation

Les probabilités de défaut estimées à partir de la fonction de score construite serviront par la suite à construire l'échelle de notation, en se référant aux taux de défaut externes de l'agence de notation Standard & Poor's.

1.3. Etape III : l'association d'une prime de risque à chaque classe de risque

Enfin, nous procédons à l'estimation des paramètres de risque de crédit, ainsi que la prime de risque relative à chaque classe de risque. La finalité est d'estimer le coût de risque qui servira comme une base de calcul pour l'application de la tarification ajustée au risque aux clients du CPA.¹

2. Constitution de l'échantillon

La réalisation de notre étude a nécessité le choix d'un échantillon d'entreprises afin de construire notre modèle.

2.1. Traitement des données

Avant de procéder à la modélisation et à l'analyse des données, nous avons passé par un traitement des données préliminaire en effectuant des retraitements, et ce, dans l'objectif de traiter les problèmes statistiques tels que : les observations redondantes, les valeurs manquantes et les valeurs aberrantes.

La base de données initiale collectée auprès de la direction des crédits aux services et industries DCIS, ainsi que de la direction de surveillance du risque de crédit DSRC du CPA, est constituée de 337 entreprises, dont 264 entreprises saines et 73 entreprises défaillantes.

Selon les résultats du traitement des données sur SPSS, nous avons éliminé 17 observations dont 05 entreprises défaillantes et 12 entreprises saines.

2.2. Présentation de l'échantillon

Nous avons ciblé un portefeuille comprenant des PME domiciliées auprès du CPA, ayant bénéficié d'au moins un crédit d'exploitation ou d'investissement au cours de la période 2015-2021. Nous tenons à préciser que la variable de défaut (saine ou défaillante) est observée à l'année N tandis que les autres variables explicatives (qualitatives et quantitatives) sont observées à l'année N-1.

¹ La méthodologie à suivre est décrite en détail dans le chapitre 02.

L'échantillon comprend des entreprises appartenant à différents secteurs d'activité (commercial, industriel, service...).

La base de données finale est composée globalement de 320 entreprises tirées aléatoirement du portefeuille PME du CPA, qui se divisent en 252 entreprises saines, et 68 entreprises défaillantes.

En se basant sur l'échantillonnage aléatoire sur SPSS, nous avons divisé notre échantillon principal en deux sous échantillons, le premier est appelé échantillon de construction et servira à la construction du modèle. Tandis que le deuxième, appelé l'échantillon de validation et servira à la validation du modèle.

Tableau 4 : La constitution de l'échantillon

	Echantillon principal	Echantillon de construction	Echantillon de validation
Entreprises saines	252	194	58
Entreprises défaillantes	68	51	17
Total	320	245	75

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

D'après le tableau, l'échantillon de construction est composé de 194 entreprises saines et 58 entreprises défaillantes. De son côté, l'échantillon de validation est composé de 58 entreprises saines et 17 entreprises défaillantes.

3. Structure des variables utilisées

Afin de construire le modèle, les variables sélectionnées à priori doivent être filtrées à travers des tests statistiques pour ne garder que les plus significatives et déterministes du défaut des entreprises.

Ces variables se répartissent en deux catégories : des variables comptables purement quantitatives issues des bilans et comptes de résultat des entreprises, et des variables dites extra comptables sous forme de variables qualitatives.

3.1. Les variables extra comptables

A ce niveau, nous avons jugé utile de convertir ces variables en variables dichotomiques afin de les rendre leur utilisation plus facile. Dans ce qui suit, nous présenterons les variables choisies :

3.1.1. La forme juridique

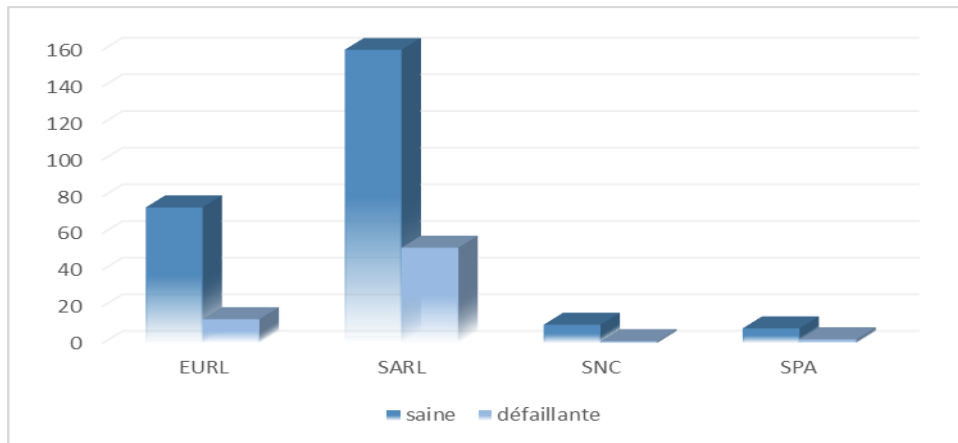
La forme juridique de l'entreprise prend les modalités suivantes :

Tableau 5 : Modalités de la variable "forme juridique"

Forme juridique	Modalité
EURL : Entreprise unipersonnelle à responsabilité limitée	1
SARL : Société à responsabilité limitée	2
SNC : Société en nom collectif	3
SPA : Société par actions	4

Source : Etabli par nos soins.

Figure 10 : Répartition des entreprises selon la forme juridique



Source : Etabli par nos soins.

Notre échantillon se compose de 212 SARL dont 160 sont saines et 52 sont défaillantes. Il comprend également 87 EURL dont 74 sont saines et 13 sont défaillantes, ainsi que 11 SNC qui se répartissent en 10 entreprises saines et une défaillante. Quant aux SPA, nous retrouvons 10 entreprises dont 08 sont saines et 02 sont en défaut (voir annexe 03).

3.1.2. Situation de la centrale des risques

Cette variable nous indique si l'entreprise a déjà bénéficié d'un crédit chez un des confrères. Elle prend deux modalités qui sont présentées ci-dessous :

Tableau 6 : Modalités de la variable « Situation de la centrale des risques »

Situation de la centrale des risques	Modalité
Néant	0
Existant	1

Source : Etabli par nos soins.

3.1.3. Mouvements confiés

Le mouvement d'affaires confié par le client à sa banque reflète le degré de fidélité et de confiance qu'il a en son banquier. Cette variable nous permet de déterminer le rapport entre les mouvements du compte du client et son chiffre d'affaires. Elle prend les modalités suivantes :

Tableau 7 : Modalités de la variable « mouvements confiés »

Mouvements confiés	Modalité
Si les mouvements confiés à la banque sont en deçà de 80 % du chiffre d'affaires réalisé.	Partiel «0 »
Si les mouvements confiés à la banque sont au-delà de 80 % du chiffre d'affaires réalisé.	Quasi intégral « 1 »

Source : Etabli par nos soins.

3.1.4. Impayés confrères

Cette variable nous indique si l'entreprise a enregistré un incident de paiement sur un crédit contracté chez un des confrères, et ce une année avant la constatation de sa situation (saine ou défaillante) au niveau de notre banque. Elle prend les modalités présentées ci-dessous :

Tableau 8 : Modalités de la variable « Impayés confrères »

Impayés confrères	Modalité
Non	0
Oui	1

Source : Etabli par nos soins.

Après avoir défini et présenté les modalités des variables extra comptables choisies initialement, nous allons présenter leur répartition des entreprises selon le critère de défaut et de ces variables : (voir annexe 03).

Tableau 9 : Répartition des entreprises selon les variables extra comptables

		Saine	Défaillante	Total
Centrale des risques	Existant "1"	66	45	111
	Néant "0"	186	23	209
	Total	252	68	320
Impayés confrères	Non "0"	184	22	206
	Oui "1"	68	46	114
	Total	252	68	320
Mouvements confiés	Partiel "0"	43	42	85
	Quasi intégral "1"	209	26	235
	Total	252	68	320

Source : Etabli par nos soins.

3.2. Les variables comptables

Dans cette catégorie de variables, nous avons choisi 26 ratios financiers codés de R1 à R26 et calculés à partir des états financiers de chaque entreprise faisant partie de notre échantillon. Ces ratios ont été sélectionnés parmi les ratios les plus utilisés dans les travaux portant sur la prédiction de la défaillance, et qui sont susceptibles d'être significatifs et explicatifs de la défaillance des entreprises. Ces variables peuvent être catégorisées dans 04 familles de ratios : les ratios de trésorerie, les ratios de rentabilité, de liquidité et les ratios de structure financière.

Tableau 10 : Tableau récapitulatif des ratios financiers

	Ratio	Mesure
Ratios de trésorerie	R1	Valeur Ajoutée / CA
	R2	Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360) / CA
	R3	Besoin en fonds de roulement en jour de CA (BFR x 360) / CA
	R4	Délai de règlement des clients (créances clients x 360) / CA
	R5	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360) / CA
Ratios de liquidité	R6	ACT-Stocks/DCT
	R7	Disponibilité (net) / Actif
	R8	Disponibilité (net) / DCT
	R9	Charges financières / EBE
	R10	DCT/Total dette
	R11	Rotation des stocks
Ratios de rentabilité	R12	Résultat net après impôts / Total actif
	R13	Résultat net / Fonds propres
	R14	CAF / CA
	R15	Valeur Ajoutée d'exploitation / CA
	R16	EBE / CA
	R17	Résultat opérationnel / CA
	R18	Résultat Financier / CA
	R19	Résultat net avant impôts / CA
	R20	Résultat net après impôts / CA
Ratios de structure financière	R21	Total dettes / Total Actif
	R22	Dette financière / Fonds propres
	R23	Fonds propres / Passif Non courant
	R24	Fonds propres / Total actif
	R25	Dette financière / Résultat net
	R26	Dette à long terme / CAF

Source : Etabli par nos soins.

Section 02 : Élaboration du modèle de notation interne

Dans cette section, nous allons nous concentrer sur les étapes préalables à l'élaboration du modèle de notation interne, à son élaboration et enfin à sa validation. Le modèle construit nous servira par la suite à la construction de l'échelle de notation.

1. Tests statistiques préalables

Avant de construire un modèle de score, il est primordial de passer par un ensemble de tests statistiques sur les variables initialement sélectionnées. Nous allons tester la corrélation entre ces mêmes variables en premier, ensuite nous allons passer au test de la corrélation entre les variables et le défaut.

1.1. Test multivarié : Test de corrélation entre les variables quantitatives

L'application de la régression logistique requiert quelques conditions, parmi lesquelles l'absence de corrélation entre les variables explicatives. A cet effet, nous avons opté pour le test de Pearson de corrélation afin de d'éliminer les variables multi colinéaires.

Nous avons analysé la matrice de la corrélation en tenant compte qu'une corrélation supérieure à 0.7 (en valeur absolue) entre deux variables est intolérable.

Pour éviter ce problème de corrélation, de nombreuses variables doivent être écartées au profit d'autres variables plus importantes en termes de leur importance dans le diagnostic de la santé financière de l'entreprise. Après avoir analysé les résultats de la corrélation (Voir Annexe 01), nous avons éliminé huit ratios qui sont les plus corrélés entre eux au seuil de signification de 05 %, soient :

Tableau 11 : Liste des variables éliminées de l'analyse après le test de corrélation

Ratio	Mesure
R2	Fonds de roulement en jour de CA
R5	Délai de règlement des fournisseurs
R6	ACT-Stocks/DCT
R17	Résultat opérationnel / CA
R18	Résultat Financier / CA
R19	Résultat net avant impôts / CA
R20	Résultat net après impôts / CA
R24	Fonds propres / Total actif

Source : Etabli par nos soins.

D'où, la liste des ratios retenus pour l'analyse se présente comme suit :

Tableau 12 : Liste des variables indépendantes retenues

Ratio	Mesure
R1	Valeur Ajoutée / CA
R3	Besoin en fonds de roulement en jour de CA
R4	Délai de règlement des clients
R7	Disponibilité (net) / Actif
R8	Disponibilité (net) / DCT
R9	Charges financières / EBE
R10	DCT/Total dette
R11	Rotation des stocks
R12	Résultat net après impôts / Total actif
R13	Résultat net / Fonds propres
R14	CAF / CA
R15	Valeur Ajoutée d'exploitation / CA
R16	EBE / CA
R21	Total dettes / Total Actif
R22	Dettes financières / Fonds propres
R23	Fonds propres / Passif Non courant
R25	Dettes financières / Résultat net
R26	Dettes à long terme / CAF

Source : Etabli par nos soins.

Après avoir résolu le problème de corrélation, nous devons tester s'il existe une relation de dépendance entre la variable à expliquer et les variables explicatives. En d'autres termes, examiner si les variables sélectionnées expliquent significativement le défaut.

1.2. Test univarié : Test de dépendance entre les variables quantitatives et le défaut

En ce qui concerne les variables quantitatives, nous avons effectué le test ANOVA qui permet de déterminer la présence ou l'absence d'une relation de dépendance entre une variable quantitative (les ratios financiers) et une variable qualitative (défaut).

Ce test est basé sur la comparaison des moyennes des deux groupes d'entreprises (saines et défaillantes) de chaque variable, sous l'hypothèse :

$H_0 : \mu_1 = \mu_0$: Les moyennes sont égales ;

$H_1 : \mu_1 \neq \mu_0$: Les moyennes ne sont pas égales.

Les résultats du test effectué sur SPSS sont présentés comme suit (voir annexe 02) :

Tableau 13 : Résultat du test de dépendance des variables quantitatives au défaut

Ratio	Statistique de Fisher	Signification	Dépendance au défaut
R1	0,075	0,785	Non
R3	7,794	0,006	Oui
R4	0,125	0,724	Non
R7	0,142	0,707	Non
R8	10,757	0,001	Oui
R9	9,039	0,003	Oui
R10	2,690	0,102	Non
R11	0,106	0,745	Non
R12	10,439	0,001	Oui
R13	10,240	0,001	Oui
R14	2,769	0,097	Non
R15	0,024	0,877	Non
R16	0,507	0,477	Non
R21	1,016	0,314	Non
R22	4,413	0,036	Oui
R23	1,270	0,261	Non
R25	1,765	0,185	Non
R26	0,765	0,383	Non

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

D'après le test d'ANOVA, nous avons pu retenir un ratio de trésorerie, deux ratios de liquidité, deux ratios de rentabilité et un ratio de structure financière. Ces ratios s'avèrent les plus aptes à expliquer la défaillance des entreprises de notre échantillon.

1.3. Test de dépendance entre les variables qualitatives et le défaut

Une fois les variables quantitatives dépendantes du défaut sont sélectionnées, nous passons à tester la dépendance des variables explicatives qualitatives à notre variable à expliquer, soit le défaut de l'entreprise.

A ce niveau, nous devons tester chaque variable individuellement et comme les deux variables à tester sont qualitatives, le test approprié est désormais le test de Khi deux qui permet de mesurer cette dépendance sous les hypothèses suivantes :

H0 : Les variables sont indépendantes

H1 : Les variables ne sont pas indépendantes

L'application du test Khi deux sur SPSS a fourni les résultats suivants (Voir annexe 03) :

Tableau 14 : Résultats du test de Khi deux

Variable	Valeur	Signification	Dépendance au défaut
Forme juridique	4,411	0,220	Non
Situation centrale des risques	6,303	0,012	Oui
Impayés confrères	38,609	<0,0001	Oui
Mouvements confiés	54,854	<0,0001	Oui

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

D'après les résultats du test du khi deux indiqués dans le tableau ci-dessus, la forme juridique de l'entreprise ne semble pas être dépendante à la variable du défaut, du fait que sa valeur critique est supérieure à 5 %. En revanche, toutes les autres variables qualitatives sont significatives au seuil de 5 %.

2. Construction du modèle de score

Nous allons à présent passer à la construction du modèle de score relatif à la prédiction de la défaillance des entreprises basé sur la régression logistique, qui considère que : ¹

$$Y_i = \begin{cases} 0 & \text{si l'entreprise est saine ;} \\ 1 & \text{si l'entreprise est défaillante.} \end{cases}$$

Y_i : variable dichotomique qui correspond au codage des entreprises tel que la fonction à estimer s'écrit comme suit :

$$Y = \beta + \alpha X_i + \varepsilon_i$$

Tel que :

X = vecteur des variables explicatives ;

α : vecteur des coefficients qui représentent les poids associés aux ratios du modèle ;

β : constante ;

¹ BOUAZZARA.A (2020), Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME : une application du modèle de la régression logistique, Revue DIRASSAT, Vol 11. N°02, p496.

ε_i : termes d'erreur présumés indépendants ;

Les paramètres α et β sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance.

La fonction de répartition F de la loi logistique est notée :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Le modèle de la régression logistique s'écrit :

$$\ln \frac{P(Y=1/X_i)}{1-P(Y=1/X_i)} = \beta + \alpha X_i$$

Cette technique considère que la relation entre « y » le défaut et les « xi » les variables explicatives n'est pas linéaire, mais la relation est linéaire entre X_i d'une part, et $\text{Log}\left(\frac{p}{1-p}\right)$ d'autre part.

Ce modèle permet d'estimer la probabilité P_i de l'entreprise i d'être en défaut comme suit :

$$P(Y = 1/X_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta - \alpha X_i}}$$

La règle de décision se présente alors comme suit :

$$\begin{aligned} \text{L'entreprise est en défaut : } & P_i > 1 - P_i ; \quad \text{donc } \text{Logit } P_i > 0 \quad \text{ou} \quad \beta + \alpha' X_i \geq 0 \\ \text{L'entreprise est saine : } & P_i \leq 1 - P_i ; \quad \text{donc } \text{Logit } P_i \leq 0 \quad \text{ou} \quad \beta + \alpha' X_i < 0. \end{aligned}$$

D'après ces résultats, on constate d'une part qu'une probabilité de défaut élevée est associée à un score positif. D'autre part, un score négatif reflète une probabilité de défaut faible. Ceci indique que si le coefficient associé à une des variables explicatives est positif, une augmentation de cette dite variable aura un impact positif sur la probabilité de défaut « p » et vice versa. De même, l'augmentation de la même variable aura un impact positif sur le score de l'entreprise.

2.1. Présentation de variables retenues

Nous avons sélectionné à travers les tests statistiques les variables les moins corrélées entre eux et les plus significatives et dépendantes au défaut, qui serviront pour la construction de notre modèle. Nous allons dans le tableau suivant présenter les signes attendus des variables explicatives retenues par rapport à la logique financière.

Tableau 15 : Les variables significatives définitivement retenues

	Variable	Mesure	Signe attendu
Variables qualitatives	SCR	Situation de la centrale des risques	Positif
	MC	Mouvements confiés	Négatif
	IC	Impayés confrères	Positif
Variables quantitatives	R3	Besoin en fonds de roulement en jour de CA	Positif
	R8	Disponibilité (net) / DCT	Négatif
	R9	Charges financières / EBE	Positif
	R12	Résultat net après impôts / Total actif	Négatif
	R13	Résultat net / Fonds propres	Négatif
	R22	Dettes financières / Fonds propres	Positif

Source : Établi par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

2.2. Sélection des variables

A ce titre, nous rappelons que le modèle est construit à travers l'utilisation de la régression logistique et de l'approche du maximum de vraisemblance afin d'estimer les paramètres du modèle. Il s'agit d'une méthode « descendante pas à pas », tel qu'à chaque pas une des variables est retirée du modèle dans le cas où la vraisemblance est non significative, jusqu'à l'obtention d'un modèle globalement significatif et qui ne comporte que des variables significatives qui expliquent le défaut.

En effet, nous avons procédé à la modélisation avec neuf variables, et cette procédure nous a permis de sélectionner sept variables, dont deux qualitatives et cinq quantitatives.

Toutefois, il est nécessaire d'évaluer la signification statistique des coefficients estimés des variables indépendantes conservées dans le but de garantir que chaque variable contribue mieux à prédire la défaillance.

2.2.1. Significativité individuelle des coefficients

Le test de Wald est le test utilisé afin de juger la significativité individuelle des ratios. La statistique de ce test se calcule en divisant la valeur absolue de chaque coefficient relatif aux variables explicatives du modèle par son écart type, et en mettant ensuite le résultat au carré :

$$\text{Wald} = \left[\frac{|\beta_i|}{\text{écart type}(X_i)} \right]^2$$

Cette statistique suit une distribution khi deux à 1 degré de liberté. Il nous permet de tester l'hypothèse de nullité de chaque coefficient en vérifiant si la probabilité est inférieure au seuil de 5 %. Dans notre modèle, les résultats se présentent comme suit (voir annexe 04) :

Tableau 16 : Test de la significativité individuelle des coefficients

Variable	β	Wald	ddl	Sig
IC	2,320	19,806	1	<0,0001
MC	-2,518	24,800	1	<0,0001
R3	2,002	16,116	1	<0,0001
R8	-1,049	6,091	1	0,015
R12	-2,143	7,366	1	0,007
R13	-0,084	12,281	1	<0,0001
R22	3,042	16,439	1	<0,0001
Constante	-1,892	5,047	1	0,025

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

Nous pouvons déduire ce qui suit :

- Tout d'abord, statistiquement les résultats sont satisfaisants tel que les statistiques Wald de tous les coefficients sont significatifs au seuil de 1%, donc chacun de ces coefficients contribue à l'amélioration du modèle.
- Nous constatons que la variable SCR et le ratio R9, ont été exclus systématiquement du modèle en raison de leur faible niveau de significativité et de capacité de prédiction de la défaillance.
- Le ratio R22 a le coefficient le plus élevé dans le modèle, donc le score d'une entreprise dépend principalement de ce ratio, qui représente le poids de la dette d'une entreprise par rapport à ses capitaux propres.

2.3.Elaboration du modèle

La fonction de score générée par la régression logistique s'écrit sous la formule suivante :

$$Y = -1,892 + 2,320 \text{ IC} - 2,518 \text{ MC} + 2,002 \text{ R3} - 1,049 \text{ R8} - 2,143 \text{ R12} - 0,084 \text{ R13} + 3,042 \text{ R22}$$

2.3.1. Interprétation et validation économique des variables

Le signe attendu de tous les ratios est en concordance avec l'analyse financière et avec la logique économique. Nous allons dans ce qui suit traiter et analyser chaque variable individuellement :

➤ Impayés confrères (IC) :

Cette variable indique si l'entreprise a déjà enregistré un incident de paiement sur un crédit contracté chez une autre banque. Nous constatons que son coefficient est d'un signe positif (+2,320), ce qui est cohérent avec la logique financière puisque chaque incident de paiement enregistré chez un des confrères laisserait présager une faible capacité ou volonté de remboursement chez le client. D'où nous constatons une relation positive entre cette variable IC et la probabilité de défaut de l'entreprise.

➤ Mouvements confiés (MC) :

En effet, le mouvement d'affaires confié par le client à sa banque reflète le degré de fidélité et de confiance qu'il a en son banquier. Dans notre fonction, le signe de ce coefficient est négatif (-2,518) ce qui est logique car plus la valeur de ce ratio est élevée chez une entreprise donnée, moins le sera sa probabilité de défaillance.

➤ Besoin en fonds de roulement en jour de CA :

C'est un ratio de trésorerie qui compare le BFR de l'entreprise à l'évolution de son CA sur une année. Le coefficient relatif à ce ratio est positif (+2,002) dans notre modèle, ce qui est cohérent avec la logique financière, car si la valeur du BFR de l'entreprise comparé à son CA est importante, son besoin de financement sera de plus en plus élevé, réduisant ainsi sa trésorerie et augmentant au même moment sa probabilité de faire défaut.

➤ Disponibilité (net) / DCT :

C'est un ratio de liquidité qui permet de savoir à quel degré les disponibilités de l'entreprise peuvent financer ses dettes à court terme. Il exprime ainsi la capacité de l'entreprise à honorer ses engagements à court terme. Dans notre fonction, le signe du coefficient relatif à ce ratio est négatif (-1,049) ce qui indique sa relation inverse avec le défaut.

En d'autres termes, une diminution de ce ratio impacte négativement la santé financière de l'entreprise et augmente sa probabilité de défaut. Cette relation est cohérente avec la logique financière, car la dégradation de la liquidité d'une entreprise conduit à son incapacité à rembourser ses dettes, et d'où sa défaillance.

➤ Résultat net après impôts / Total actif :

Le ratio du taux de rendement de l'actif est utilisé pour évaluer la rentabilité économique de l'entreprise. Le signe de son coefficient est négatif (-2,143), ce qui indique qu'il a une relation inverse avec le défaut de l'entreprise. Plus ce ratio est élevé, moins sera le risque de défaillance d'une entreprise, car si une entreprise est rentable sa capacité à rembourser ses dettes est meilleure.

➤ Résultat net / Fonds propres :

Le ratio de rentabilité des fonds propres mesure en pourcentage le rapport entre le résultat net et les capitaux propres investis par les associés ou actionnaires des sociétés. Le signe du coefficient de ce ratio est négatif (-0,084) ce qui est logique d'un point de vue financier, car plus ce ratio augmente, moins sera la probabilité de défaut de l'entreprise. D'où, le ratio de rentabilité des fonds propres est lié négativement à la défaillance.

➤ Dettes financières / Fonds propres :

C'est un ratio de structure financière qui mesure le levier financier de l'entreprise, permettant ainsi de mesurer le degré de financement des activités de l'entreprise par les fonds propres ou par les dettes. Cette variable est d'un signe positif (+3,042), ce qui signifie qu'elle est corrélée positivement au défaut et donc une augmentation de ce ratio fait augmenter la probabilité de défaut de l'entreprise. En d'autres termes, plus ce ratio augmente, plus l'entreprise sera dépendante financièrement, et plus elle aura des difficultés à rembourser ses dettes vis-à-vis de sa banque.

Tous les points ci-dessus liés à l'interprétation des signes des coefficients relatifs aux variables explicatives de la défaillance de l'entreprise, confirment la concordance qui existe entre le modèle estimé et la logique financière. Ceci permet également de valider les tests statistiques effectués dans le but d'analyser la significativité des coefficients.

2.3.2. Test d'odds ratio

La technique de régression logistique nous permet d'évaluer le risque associé à un facteur explicatif. Il se mesure par la fonction exponentielle du coefficient β estimé par le modèle. En pratique, si celui-ci est supérieur à 1 la variable associée est considérée comme un facteur de risque. Cependant, s'il est inférieur à 1, elle est considérée comme un facteur protecteur. Les résultats obtenus dans notre cas se présentent comme suit (voir annexe 04) :

Tableau 17 : Les résultats du test d'odds ratio

Variable	Odds ratio= Exp(β)
IC	10,178
MC	0,081
R3	7,406
R8	0,350
R12	0,117
R13	0,919
R22	20,950
Constante	0,151

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

Ces résultats montrent que d'un côté les variables explicatives IC, R3 et R22 possèdent des odds ratios supérieurs à 1 et représentent des facteurs de risque. En d'autres termes, si l'un de ces indicateurs augmente, le risque de défaut de cette entreprise augmente également.

En effet, R22 possède le odds ratio le plus élevé, ce qui signifie que plus une entreprise est financièrement dépendante, plus le risque de sa défaillance est élevé.

De l'autre côté, les odds ratio des variables MC, R8, R12 et R13 sont inférieurs à 1 et donc sont considérés comme des facteurs protecteurs. Cela signifie que si l'un de ces ratios augmente, le risque de défaut de l'entreprise est réduit.

En d'autres termes, plus l'entreprise confie un pourcentage important de son CA à sa banque ou plus elle dispose d'une trésorerie suffisante pour rembourser sa dette à court terme ou plus elle est rentable, plus son risque de défaut est faible.

2.3.3. Significativité globale du modèle

➤ Test du rapport de vraisemblance

L'estimation des paramètres de régression logistique se fait en maximisant la fonction de vraisemblance L. En pratique, cette maximisation est effectuée à partir du logarithme (LL : Log Likelihood) de cette fonction. En multipliant LL par -2, on obtient une distribution qui suit la distribution de khi deux.

Donc, la statistique du test suit une loi khi-deux avec un degré de liberté égal au nombre de variables introduites dans le modèle, et elle est calculée comme suit :

$$LR = 2 \log (L(\beta)) - 2 \log (L (0))$$

Avec :

$-2 L(\beta)$ = valeur de $-2 \cdot \ln$ (vraisemblance) lorsque toutes les variables indépendantes sont considérées dans l'analyse.

$-2 L (0)$ = valeur de $-2 \cdot \ln$ (vraisemblance) lorsqu'on ne conserve que le terme constant comme variable indépendante.

Le test fonctionne en comparant la valeur critique à la valeur calculée (LR). Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau suivant (voir annexe 05) :

Tableau 18 : Les résultats du test du rapport de vraisemblance

Statistique LR	DDL	Khi deux	LR probabilité
169,235	7	$\chi^2_7=14,0671$	<0,0001

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

Nous constatons que le modèle est globalement significatif (probabilité <0.05), d'où on peut conclure qu'au moins une variable indépendante est supposée influencer la variable dépendante.

➤ Le coefficient de détermination

Le R^2 de McFadden est le coefficient de détermination le plus adéquat aux modèles construits sur la base de la régression logistique. Plus il s'approche de 1, meilleur est le pouvoir explicatif du modèle. Ce dernier se calcule comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{L(\beta)}{L(0)}$$

D'autres coefficients sont également utilisés, tel que le R^2 de Cox et Snell et le R^2 de Nagelkerke. Ils permettent d'estimer la proportion de la variable dépendante expliquée par les variables retenues. Le tableau ci-dessous récapitule la valeur de ces coefficients dans notre modèle (voir annexe 05) :

Tableau 19 : Les coefficients de détermination du modèle

R^2 de McFadden	R^2 de Cox et Snell	R^2 de Nagelkerke
67,52%	49,9%	77,9%

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

- Nous constatons que dans notre modèle, le R2 de McFadden est égal à 67,52%, sachant que $L(0) = 250,641$, et que $L(\beta) = 81,406$. Cela indique une bonne capacité prédictive de la défaillance par le modèle.
 - Le R2 de Nagelkerke est supérieur à 50%, ce qui confirme également la bonne qualité prédictive du modèle.
- Le test de Hosmer - Lemeshow

Le test de Hosmer-Lemeshow est un test qui mesure la qualité d'ajustement du modèle en évaluant la différence entre le modèle observé et le modèle attendu.

La statistique de ce test est basée sur le regroupement des individus en k classes de taille identiques (généralement 10 classes). Elle suit une distribution khi deux à (k-2) degré de liberté et teste les hypothèses ci-dessous (voir annexe 06) :

H0 : le modèle est adéquat aux données de l'étude.

H1 : le modèle n'est pas adéquat aux données de l'étude.

Le modèle est donc calibré si on accepte H0, autrement dit lorsque la probabilité est supérieure à 5%.

Tableau 20 : Les résultats du test de Hosmer-Lemeshow

Statistique H-L	ddl	Probabilité
3,406	8	0,906

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

Selon les résultats de ce test, la probabilité de la statistique H-L est supérieure au seuil prédéfini 5%, d'où nous acceptons l'hypothèse nulle (H0), et donc le modèle est adéquat aux données de l'étude.

3. Validation du modèle

Nous allons dans cette partie tenter de valider notre modèle à l'aide des techniques de validation les plus adéquates qui permettent d'assurer la bonne qualité prédictive du modèle par rapport à l'échantillon de construction en premier lieu, et par rapport à l'échantillon de validation en second lieu.

3.1. La validation par l'échantillon de construction

Nous allons utiliser la table de bon classement et la courbe ROC, afin de valider notre modèle.

3.1.1. La table de bon classement

La table de bon classement ci-dessous permet d'évaluer la capacité du modèle à prédire le défaut, et de mesurer son degré de discrimination entre les entreprises saines et les entreprises défaillantes (voir annexe 07) :

Tableau 21 : Table de bon classement de l'échantillon de construction

	Entreprise	Classe selon le modèle		%
		0	1	
Classe réelle	0	187	7	96,4
	1	11	40	78,4
Taux de bon classement				92,7

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

- Le taux de bon classement des entreprises saines est de 96.4 % ;
- Le taux de bon classement des entreprises défaillantes est de 78,4 % ;
- Le taux de bon classement global du modèle est de 92,7% ;
- Le taux d'erreur relatif à la considération d'une entreprise défaillante en tant qu'une entreprise saine est de 21,6% ;
- Le taux d'erreur relatif à la considération d'une entreprise saine en tant qu'une entreprise défaillante est de 3,6% ;
- En effet, le taux d'erreur relatif à la considération d'une entreprise défaillante en tant qu'une entreprise saine est relativement élevé, ce qui peut donner lieu à des pertes. Toutefois, le taux de bon classement du modèle global est de 92,7%, qui est largement satisfaisant et permet de déduire que le pouvoir de discrimination du modèle est bon.

3.1.2. La Courbe ROC

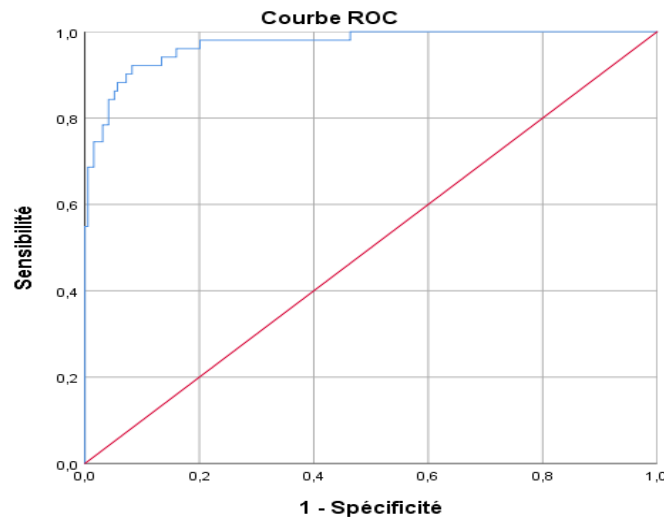
La courbe ROC permet de mesurer le pouvoir prédictif du défaut par les variables retenues dans le modèle. Notons que d'un côté son axe horizontal représente la sensibilité, qui mesure le taux du vrai positif, en d'autres termes la probabilité de prédire si l'entreprise est saine, sachant qu'elle l'est.

De l'autre côté, son axe vertical représente (1-la spécificité), à savoir que la spécificité mesure le taux du vrai négatif, ce qui signifie la probabilité de prédire si l'entreprise est défaillante sachant qu'elle l'est. Donc l'axe vertical représente la probabilité de classer une entreprise défaillante sachant qu'elle est saine.

En effet, plus la courbe ROC est proche de la courbe du modèle parfait, meilleure est la performance de notre modèle.

La courbe ROC relative à notre modèle et appliquée sur les scores des entreprises de l'échantillon de construction se présente comme suit :

Figure 11 : La courbe ROC de l'échantillon de construction



Source : Résultats de l'analyse sur le logiciel SPSS.

D'après le graphique ci-dessus, nous constatons que la courbe ROC se situe au-dessus de la diagonale qui représente le modèle aléatoire, et qu'elle est proche du modèle parfait. En effet, la valeur de la zone en dessous de la courbe mesurée par l'indicateur AUC est égale à 0,971, qui est significative et très proche de 1 (voir annexe 09). Ceci indique que notre modèle est performant et qu'il offre une bonne discrimination des entreprises.

3.2. La validation par l'échantillon de validation

Dans le but de confirmer la bonne qualité prédictive du modèle quant au classement des entreprises et l'explication de la survenance du défaut, nous comptons tester notre modèle construit en utilisant un autre échantillon indépendant de l'échantillon de construction, appelé échantillon de validation, et ce afin de confirmer que le pouvoir prédictif de notre modèle ne se limite pas à la population initiale à partir de laquelle le modèle a été créé.

Notre échantillon de validation se compose de 75 entreprises dont 58 entreprises saines et 17 entreprises défaillantes.

3.2.1. La table de bon classement

La table de bon classement relative à l'échantillon de validation se présente comme suit :

Tableau 22 : Table de bon classement de l'échantillon de validation

	Entreprise	Classe selon le modèle		%
		0	1	
Classe réelle	0	55	3	94,8
	1	3	14	82,4
Taux de bon classement				92

Source : Etabli par nos soins à partir des outputs du logiciel SPSS.

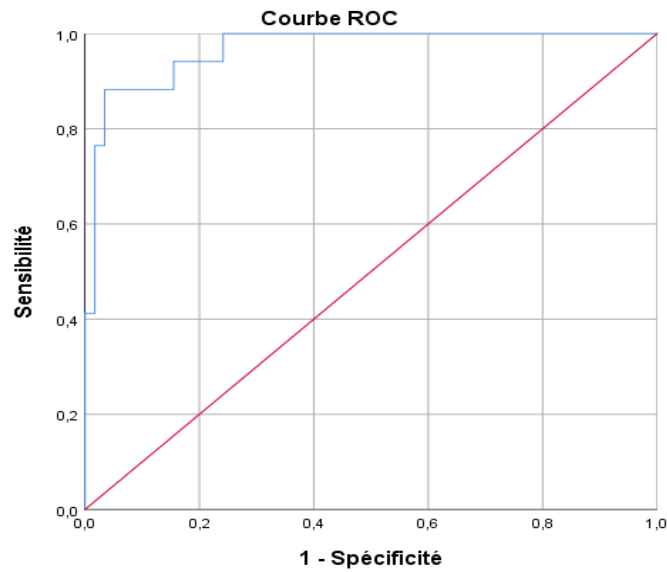
- Le taux de bon classement des entreprises saines est de 94,8% ;
- Le taux de bon classement des entreprises défailtantes est de 82,4 % ;
- Le taux de bon classement du modèle est de 92% ;
- Le taux d'erreur relatif à la considération d'une entreprise défailtante en tant que saine est de 17,6% ;
- Le taux d'erreur relatif à la considération d'une entreprise saine en tant que défailtante est de 5,2%.

D'après les résultats du tableau ci-dessus, nous constatons une légère baisse du taux de bon classement global, où il passe de 92,7% pour l'échantillon de construction à 92% pour celui de validation. D'où nous pouvons déduire que ces résultats affirment la bonne qualité de prévision de la défailtance par le modèle construit et la capacité d'adaptation de ce dit modèle à d'autres entreprises.

3.2.2. La courbe ROC

La courbe ROC relative à l'échantillon de validation est présenté dans le graphique ci-dessous :

Figure 12: La courbe ROC de l'échantillon de validation



Source : Résultats de l'analyse sur le logiciel SPSS.

Nous constatons que la courbe ROC de l'échantillon de validation est située au-dessus de la diagonale aléatoire, et proche du modèle parfait. La valeur de la zone au-dessus de la diagonale mesurée par AUC est de 0,967 et est significative. (Voir annexe 11). Ceci confirme la bonne discrimination des entreprises par le modèle et son adaptabilité à d'autres échantillons.

Au cours de cette section, nous avons construit notre modèle de credit-scoring, en respectant d'une part les étapes préliminaires précédant l'estimation du modèle tels que la sélection des variables, ainsi que les tests statistiques de dépendance et de corrélation. D'autre part, nous avons abordé les techniques de validation du modèle sur des échantillons différents, et ce afin de confirmer la qualité du modèle construit.

Dans ce qui suit, nous allons construire une échelle de notation relative à notre modèle en répartissant les contreparties de l'échantillon en classes de risque, qui nous serviront comme outil d'aide au pricing des crédits.

Section 03 : La détermination du coût de risque de crédit par la notation interne

La contribution principale du modèle de notation interne au niveau des banques réside dans l'aide à la prise de décision en ce qui concerne l'octroi de crédit. Toutefois, nous allons exploiter ce modèle en tant qu'outil d'aide à la tarification des crédits.

A cet effet, nous allons commencer par la construction de l'échelle de notation afin d'estimer les probabilités de défaut de chaque classe de risque. Ceci nous permettra par la suite de mettre en place une tarification ajustée au risque pour chaque classe et d'estimer la rémunération du risque de crédit.

1. Construction de l'échelle de notation

L'objectif dans cette étape est de construire des classes de risque basées sur les scores obtenus de la régression logistique. La constitution de ces classes donnera lieu à une échelle de notation qui regroupe les contreparties de l'échantillon en classes homogènes selon leurs niveaux de risque.

1.1. Choix de l'échelle de référence

La première étape consiste à déterminer le nombre de classes qui constituent l'échelle de notation, en la découpant en plusieurs classes de risque. Nous comptons adopter une classification inspirée de l'échelle de notation de Standard & Poor's.

Tableau 23 : L'échelle de notation de référence

Classe	Rating
1	AAA
2	AA
3	A
4	BBB
5	BB
6	B
7	CCC
8	CC
9	C
10	D

Source : Etabli par nos soins d'après le rapport de Standard & Poor's.

L'échelle se compose donc de dix classes de risque, où les sept premières comportent des entreprises saines, mais dont la solidité financière varie selon la note, les deux suivantes représentent les entreprises susceptibles de faire défaut, et la dernière classe concerne les entreprises effectivement en défaut certain.

1.2. Détermination des probabilités de défaut

La deuxième phase intervient pour associer des probabilités de défaut de référence à chaque classe de risque. Elle nous permet d'affecter les entreprises de notre échantillon à leurs classes correspondantes.

1.2.1. Choix des taux de défaut de référence

La détermination des probabilités de défaut se base sur les taux des rapports de l'agence de notation S&P. En raison de la taille limitée de notre échantillon et du faible nombre des entreprises défaillantes, nous nous sommes trouvés contraints d'adapter ces probabilités à notre échantillon en leur apportant quelques modifications, et ce afin de répartir les entreprises d'une façon significative sur l'échelle de notation constituée et d'assurer l'homogénéité des classes et une meilleure adéquation par rapport au portefeuille PME de la banque CPA. Toutefois, ces probabilités demeurent convergentes aux taux de défaut présentés dans les rapports de S&P.¹ Le tableau suivant représente les intervalles de probabilités de défaut de référence associées à chaque classe de risque :

Tableau 24 : Les probabilités de défaut de référence associées à chaque classe de risque

Classe	Intervalle de PD de référence
AAA	$\leq 4\%$
AA]4% ; 8%]
A]8% ; 12%]
BBB]12% ; 20%]
BB]20% ; 25%]
B]25% ; 35%]
CCC]35% ; 50%]
CC]50% ; 70%]
C]70% ; 90%]
D	$\geq 90\%$

Source : Etabli par nos soins.

¹ S&P ratings; annual global corporate default and rating transition study.

1.2.2. Détermination des probabilités de défaut individuelles

Les probabilités de défaut de référence choisies précédemment ne représentent pas la probabilité finale de défaut pour une classe de risque, mais uniquement des intervalles d'appartenance conçus afin de classer les entreprises de notre échantillon.

Dans le but de déterminer les probabilités de défaut finales relatives à chaque classe de risque, nous devons d'abord affecter chaque entreprise de notre échantillon de construction à la classe qui correspond à son niveau de risque. En effet, une entreprise est affectée systématiquement à la classe de risque dont l'intervalle de probabilité comprend sa probabilité de défaut.

Pour ce faire, il est nécessaire de calculer les probabilités de défaut des entreprises à partir de leurs scores à travers la formule suivante :

$$\text{Probabilité de défaut individuelle de l'entreprise} = \frac{1}{1 + e^{-\text{Score}}}$$

1.2.3. Constitution des classes de risque

Afin de construire les classes de risque, nous allons faire recours à la méthode de découpage iso effectif.

Une fois les probabilités de défaut individuelles des entreprises sont estimées, nous passons à l'affectation de chaque entreprise à sa classe correspondante conformément aux taux de défaut de références choisis.

A cet effet, la probabilité de défaut de chaque classe de risque se calcule à travers formule suivante :

$$\text{Probabilité de défaut de la classe } j = \frac{\text{Nombre d'entreprises défaillantes affectées à classe } j}{\text{Nombre total des entreprises affectées à classe } j}$$

Les résultats que nous avons obtenus suite à l'affectation des entreprises qui composent notre échantillon de construction sont récapitulés dans le tableau suivant :

Tableau 25: Calcul des probabilités de défaut de chaque classe de risque

Classe de risque	Intervalles de PD	Entreprises saines	Entreprises défaillantes	Total entreprises	PD
1	$\leq 4\%$	17	0	17	0,00%
2]4% ; 8%]	27	0	27	0,00%
3]8% ; 12%]	37	1	38	2,63%
4]12% ; 20%]	27	1	28	3,57%
5]20% ; 25%]	36	3	39	7,69%
6]25% ; 35%]	18	2	20	10,00%
7]35% ; 50%]	25	4	29	13,79%
8]50% ; 70%]	3	4	7	57,14%
9]70% ; 90%]	4	10	14	71,43%
10	$\geq 90\%$	0	26	26	100,00%

Source : Etabli par nos soins.

- Aucune des entreprises défaillantes n'a été affectée aux deux premières classes, dont les probabilités de défaut sont quasiment nulles.
- Nous constatons que les sept premières classes possèdent des probabilités de défaut inférieures à 50%, ce qui confirme que ce sont des classes saines. Quant aux trois dernières classes, leurs probabilités de défaut dépassent 50%, donc ce sont des classes de défaut.
- Ces résultats apparaissent satisfaisants dans la mesure où les entreprises sont affectées correctement à leurs classes respectives. À cet égard, le nombre d'entreprises défaillantes classées comme saines est cohérent avec le taux d'erreur de type I précédemment calculé lors de la validation du modèle. Il en est de même pour les entreprises saines affectées aux classes défaillantes qui représentent le taux d'erreur de type II.
- Les probabilités de défaut évoluent d'une manière croissante d'une classe moins risquée à une autre classe plus risquée, ce qui montre que ces classes sont logiquement construites. Nous appliquerons par la suite la même démarche sur l'échantillon de validation afin de confirmer et de valider l'adoption définitive de cette échelle de notation.

1.2.4. Validation de l'échelle de notation

L'affectation des entreprises de l'échantillon de construction aux classes construites a procuré des résultats satisfaisants. Cependant, il est primordial d'appliquer la même démarche sur l'échantillon de validation afin de tester et de confirmer l'homogénéité de l'échelle.

Nous allons donc estimer les probabilités individuelles des entreprises à partir de leurs scores, et les affecter à leurs classes correspondantes selon les intervalles d'appartenance. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 26 : Validation de l'échelle de notation

Classe de risque	Intervalles de PD	Entreprises saines	Entreprises défailtantes	Total entreprises	PD
1	≤ 4%	5	0	5	0,00%
2]4% ; 8%]	11	0	11	0,00%
3]8% ; 12%]	7	0	7	0,00%
4]12% ; 20%]	8	0	8	0,00%
5]20% ; 25%]	10	1	11	9,09%
6]25% ; 35%]	8	1	9	11,11%
7]35% ; 50%]	6	1	7	14,29%
8]50% ; 70%]	2	2	4	50,00%
9]70% ; 90%]	1	6	7	85,71%
10	≥ 90%	0	6	6	100,00%

Source : Etabli par nos soins.

D'après les résultats du tableau ci-dessus, on peut déduire que :

- L'affectation de trois entreprises saines aux classes dont l'intervalle de probabilité est au-dessus de 50%, ce qui correspond à l'erreur de type II.
- De la même manière, trois entreprises défailtantes sont affectées aux classes dont l'intervalle de probabilité est au-dessous de 50%, ce qui correspond à l'erreur de type I.
- Nous constatons que la probabilité de défaut évolue dans le même sens que le risque, qui augmente d'une classe à une autre, et au fur et à mesure que le rating de la classe se dégrade.
- Nous concluons par l'adoption définitive de notre échelle de notation et des classes de risques construites.

2. Estimation de la rémunération du risque de crédit par classe de risque

Dans cette partie, nous nous intéressons à la tarification des crédits ajustée au risque (ou tarification comportementale) qui se définit comme étant la mise en place d'une tarification adéquate pour chaque classe de risque.

2.1. Les composantes de la tarification des crédits

En effet, la rémunération des crédits doit permettre à la banque de couvrir les différents coûts liés à l'activité de crédit, et de dégager une marge positive. C'est-à-dire la structure d'un taux d'intérêt débiteur doit permettre de couvrir :

- Le coût des ressources ;
- Les coûts opératoires ;
- Le coût de risque ;
- Le coût des options cachées ;
- La rémunération des fonds propres.

En raison de l'indisponibilité de l'information et de la contrainte liée au temps, nous nous intéressons qu'à la prime de risque, qui correspond à la rémunération du risque encouru par la banque suite à l'activité d'octroi des crédits.

Cette prime de risque se compose d'une part de la perte attendue qui mesure les pertes anticipées auxquelles la banque peut faire face suite à une défaillance des emprunteurs, et d'autre part de la perte inattendue qui représente les pertes au-delà de la perte attendue.

Dans ce qui suit, nous allons déterminer la rémunération du risque de crédit, en prenant en compte que la prime de risque est correspondante à la perte attendue résultant d'une éventuelle défaillance des contreparties.

La prime de risque en question doit être un élément essentiel dans la composition du taux d'intérêt débiteur final, et elle est calculée à travers la formule suivante :

$$\text{Prime de risque de crédit} = \frac{\text{Perte attendue}}{\text{Montant total des crédits}}$$

2.2. Composantes de la perte attendue

Selon les accords de Bâle II, deux approches peuvent être utilisées afin de déterminer le montant de la perte attendue, il s'agit de l'approche IRB Fondation et l'approche IRB avancée. La perte attendue est déterminée à travers la formule suivante :

$$\text{Perte attendue} = PD \times LGD \times EAD$$

2.2.1. La probabilité de défaut

La probabilité de défaut d'une entreprise mesure la probabilité que cette dernière soit incapable de faire face à ses engagements vis-à-vis de sa banque.

Afin d'estimer ce paramètre, nous avons fait recours à un modèle statistique basé sur la régression logistique, dans le cadre du credit scoring. Or, dans notre travail, nous nous intéressons aux probabilités de défaillance par classe de risque.

A cet effet, les probabilités de défaut que nous avons associées précédemment à chaque classe de risque seront utilisées dans cette partie afin de déterminer la perte attendue.

2.2.2. L'exposition en cas de défaut EAD

L'exposition en cas de défaut est la somme totale exposée au risque en cas de défaut de paiement de la contrepartie. Ce paramètre se compose d'une part des engagements du bilan et d'autre part des engagements du hors bilan. Son estimation s'avère délicate en raison de la nécessité de disposer des historiques relatives aux comportements des emprunteurs en ce qui concerne l'utilisation de leurs autorisations de crédit.

En effet, ce qui rend l'estimation de ce paramètre complexe, c'est le fait que les engagements du hors bilan ne sont pas forcément utilisés en totalité par l'entreprise, ce qui ne permet pas de les considérer comme étant des engagements définitifs pris par la banque d'une manière intégrale. A cet effet, la réglementation de Bâle met à la disposition des banques des facteurs de conversion qui permettent une estimation plus améliorée de l'EAD.

En raison de l'indisponibilité des données et des historiques relatives à l'utilisation des engagements du hors bilan, nous comptons utiliser l'approche IRB Fondation qui propose aux banques d'estimer l'EAD à travers un taux forfaitaire de 75% du montant nominal des engagements.

2.2.3. La perte en cas de défaut LGD

La perte en cas de défaut correspond à la proportion de l'exposition qui ne sera pas récupérée, et c'est le complément à l'unité de la fraction récupérée représentée en pourcentage par le taux de recouvrement.

$$LGD = \frac{EAD - (R - C)}{EAD}$$

Avec :

R : correspond aux recouvrements actualisés, en d'autres termes ce sont les remboursements effectués par le client.

C : correspond aux charges directes et indirectes induites par les procédures de recouvrement. Ceci montre que l'estimation de ce paramètre en interne exige la disponibilité des informations relatives aux sommes récupérées par le processus de recouvrement, ainsi que les coûts y afférents.

En raison de l'indisponibilité de l'historique de réalisation des garanties recueillies et des procédures de recouvrement entamées vis-à-vis des clients défailants, nous avons opté pour un taux LGD forfaitaire de 45% proposé par les accords de Bâle II.

2.3. Estimation de la prime de risque

Dans cette partie, nous procédons à l'estimation des éléments cités ci-dessus afin de déterminer une prime de risque par classe et aboutir à une tarification ajustée au risque des crédits. Les résultats sont récapitulés dans le tableau suivant :

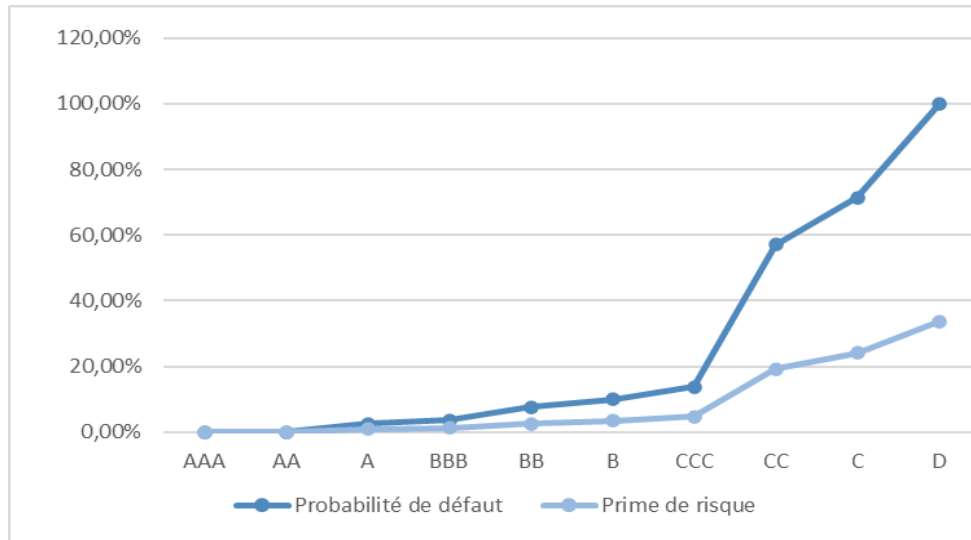
Tableau 27 : Estimation de la prime de risque

Classe	Rating	PD	LGD	EAD	Prime de risque
1	AAA	0,00%	45%	75%	0,000%
2	AA	0,00%	45%	75%	0,000%
3	A	2,63%	45%	75%	0,888%
4	BBB	3,57%	45%	75%	1,205%
5	BB	5,13%	45%	75%	2,596%
6	B	6,25%	45%	75%	3,375%
7	CCC	12,50%	45%	75%	4,655%
8	CC	66,67%	45%	75%	19,286%
9	C	71,43%	45%	75%	24,107%
10	D	100,00%	45%	75%	33,750%

Source : Etabli par nos soins.

La représentation de la prime de risque par classe de risque fournit la représentation graphique ci-dessous :

Figure 13 : La relation entre la probabilité de défaut et la prime de risque



Source : Etabli par nos soins.

Nous constatons que les classes de risque se répartissent en trois catégories :

- D'abord, la première catégorie concerne les classes AAA et AA, de sorte que les entreprises affectées à ces classes sont considérées saines et ne représentent aucun risque de perte résultant d'une éventuelle défaillance. A cet égard, la prime de risque est nulle vu qu'aucune rémunération additionnelle relative au risque de défaut ne sera appliquée pour cette catégorie ;
- En second, les entreprises faisant partie des classes A, BBB, BB, B et CCC sont considérées avoir un risque de défaut faible avec une probabilité de défaillance moyenne de 7,54%. A cet effet, l'application d'une prime de risque à cette catégorie semble primordiale. La prime de risque moyenne relative à cette catégorie est de 2,54% ;
- Enfin, les entreprises affectées aux classes CC, C et D sont considérées défaillantes. La prime de risque associée à cette catégorie est largement élevée en raison de leur forte probabilité de défaillance. En pratique, les entreprises sollicitant un crédit auprès de notre banque, et qui après l'évaluation du risque de crédit s'avèrent affectées à cette catégorie de classes, doivent obtenir un avis de crédit défavorable.

En effet, la prime de risque estimée représente un élément du taux d'intérêt débiteur, en addition à d'autres coûts tels que : les coûts des ressources, les coûts des fonds propres et les coûts opérationnels.

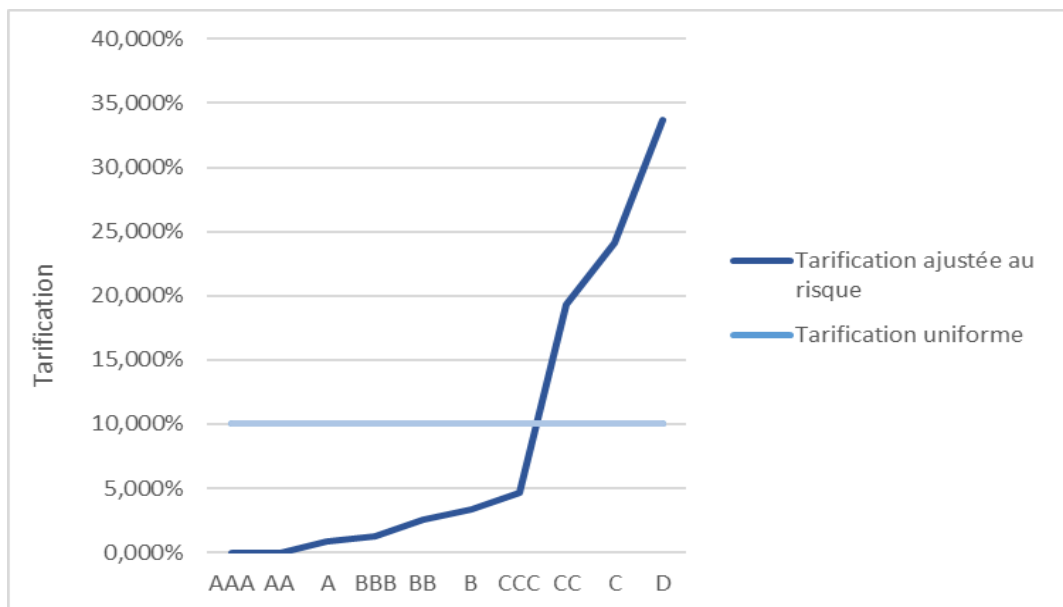
Bien que le coût de risque estimé individuellement ne permette pas de se couvrir en totalité contre le risque puisque l'évolution future de l'entreprise et de son environnement demeure incertaine, ce coût sert à couvrir approximativement les charges induites par une éventuelle défaillance des emprunteurs.

Nous pouvons déduire d'après ces résultats que l'implantation d'un système de notation interne au niveau de la banque nous sert d'une part comme un outil d'aide à la décision quant à l'octroi de crédit, et comme un outil d'aide à la tarification d'autre part.

Si le pricing des crédits se fait en se référant à la notation interne d'une manière ajustée au risque, la banque pourra éviter des pertes importantes quant au financement des emprunteurs à haut risque.

Le graphique suivant permet d'illustrer une comparaison entre l'approche de la tarification ajustée au risque de crédit qui admet des taux d'intérêts ajustés au risque, et l'approche de la tarification uniforme qui admet les mêmes taux d'intérêts à des clients de risques différents, tel que ces taux dépendent uniquement du type et de la durée de crédit sans prendre en considération le niveau de risque du client :

Figure 14 : L'application d'une tarification ajustée au risque



Source : Etabli par nos soins.

En effet, une tarification ajustée au risque favorise une attraction des clients à faible risque vu que la prime de risque est faible pour cette catégorie de clients, d'où ils bénéficieront d'un taux d'intérêt débiteur relativement moins important que les clients plus risqués. Cette attraction est

importante pour augmenter la proportion des clients à faible risque dans le portefeuille de la banque de telle façon que les pertes potentielles des clients à haut risque soient mieux couvertes.

En conclusion, les notations internes des clients de la banque doivent être suivies systématiquement et mises à jour en fonction de l'évolution des facteurs afin d'ajuster les tarifs si nécessaire, et pour assurer une meilleure gestion du risque de crédit et le système d'alertes.

Conclusion

Dans ce dernier chapitre dédié au cas pratique, nous avons tenté de construire un modèle de notation interne au Crédit Populaire d'Algérie, qui peut être exploité au sein de notre banque en tant qu'outil d'aide à la décision d'octroi des crédits d'une part, et en tant qu'outil d'aide à la tarification d'autre part.

Nous avons essayé de présenter les étapes de construction du modèle interne et de l'échelle de notation d'une manière détaillée, de la sélection des variables jusqu'à la validation du modèle et la construction des classes de risque.

L'objectif étant la mise en place d'un outil d'aide à la tarification par la méthode de la notation interne, nous avons par ailleurs tenté de construire une base de tarification des clients pour la banque, qui s'appuie sur la théorie de la tarification comportementale des crédits.

Dans ce cadre, nous avons essayé d'élaborer un modèle risk based pricing en associant une prime de risque de crédit à chaque classe de risque estimée à partir des probabilités de défaut. Cette prime estimée correspond au coût de crédit et est considérée comme une composante essentielle du taux débiteur.

En effet, l'application de cette approche au niveau de la banque se fait en calculant la probabilité de défaut de chaque entreprise à travers le modèle de notation interne que nous avons proposé, qui nous permettra par la suite d'affecter les clients à leurs classes de risques respectives selon les intervalles d'appartenances suggérés. Enfin, une prime de risque de crédit du client est fournie, et qui peut être utilisée pour la formation du taux facturé au client.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le risque de crédit est le risque fondamental qui menace la rentabilité et la solvabilité de la banque, et peut même mettre la résilience du système bancaire en péril, ce qui fait de la gestion de ce risque l'une des préoccupations majeures des établissements de crédit. Les accords de Bâle II instaurés par le comité de Bâle mettent l'accent sur l'importance de la gestion du risque de crédit et incitent les banques à développer des modèles de notation interne performants qui permettent de prédire le risque de défaut des contreparties.

Ces modèles serviront pour les banques comme outil d'aide à la prise de décision quant à l'accord d'un avis favorable ou défavorable au sollicitant de crédit. Il leur permettra également d'estimer les probabilités de défaut des emprunteurs et de les affecter à des classes de risque homogènes. Ces modèles pourront être par ailleurs utilisés afin d'estimer le capital économique nécessaire à la couverture des pertes exceptionnelles, comme ils peuvent être utilisés en tant qu'outil d'aide à la tarification des crédits.

Dans la réflexion que nous avons engagé dans ce travail de mémoire, nous avons tenté de déterminer la rémunération du risque de crédit exigée par la banque, qui sera intégrée dans la composition des taux d'intérêts facturés aux emprunteurs, et ce, à l'aide du modèle de notation interne que nous avons construit.

Dans un premier lieu, nous avons entamé notre travail par un chapitre dédié à la présentation du risque de crédit bancaire, en passant de la définition des notions de base relatives à ce risque à la description de sa relation avec la défaillance des entreprises. Nous avons abordé par la suite les dimensions de l'impact du risque de crédit sur la banque, ainsi que le cadre réglementaire qui régit ce risque sur le plan national et international, pour finir par identifier les différentes méthodes utilisées par les banques pour la mesure et l'évaluation de ce risque.

Dans un second lieu, nous avons abordé la méthode de notation interne et les finalités de la mise en place d'un système de notation interne dans la banque. Nous avons également identifié les principales étapes à suivre afin de construire un système de notation interne dans la banque. Par la suite, nous avons défini les principes de la tarification des crédits et sa relation avec la notation interne, ainsi que le concept de la tarification comportementale qui admet une tarification ajustée au risque des contreparties.

Nous avons consacré le dernier chapitre subdivisé en trois sections, à la partie empirique de notre travail qui sert à construire un modèle de notation interne en premier lieu, et à mettre en place un outil d'aide à la tarification permettant de déterminer la rémunération du risque de crédit, en second lieu.

Conclusion générale

La première section est dédiée à la présentation des différentes étapes nécessaires pour la réalisation de notre travail d'une part, et à une étude descriptive des données de notre échantillon composé de 320 petites et moyennes entreprises domiciliées au Crédit Populaire d'Algérie, d'autre part. La population initiale est subdivisée en deux sous échantillons, tel que le premier sert à la construction du modèle et il est composé de 245 entreprises, tandis que le deuxième sert à la validation du modèle construit et il est composé de 75 entreprises.

La deuxième section quant à elle, sert à la construction du modèle de notation interne. Pour ce faire, nous avons effectué des tests statistiques préalables sur les variables sélectionnées initialement qui sont au nombre de 26 ratios financiers et 04 variables qualitatives. Ensuite, nous avons construit la fonction de score basé sur la méthode de la régression logistique qui met en place une relation entre le défaut et les variables quantitatives et qualitatives ayant un pouvoir discriminant et prédictif de la défaillance.

Les résultats de la régression logistique font apparaître que la situation future de l'entreprise peut être appréciée et jugée actuellement par les indicateurs suivants : le niveau de ses mouvements confiés à la banque, l'enregistrement ou l'absence des impayés chez les confrères, la situation de sa trésorerie mesurée par le niveau de son besoin en fonds de roulement comparé à son chiffre d'affaires, sa liquidité mesurée par la capacité de ses disponibilités à faire face aux dettes à court terme, sa rentabilité économique, la rentabilité de ses fonds propres et son levier financier. En effet, nous pouvons déduire que :

- L'augmentation du levier financier de l'entreprise augmente ses chances de faire défaut.
- L'augmentation des mouvements confiés de l'entreprise à sa banque impacte positivement sa capacité de remboursement.
- Si l'entreprise enregistre des impayés chez un autre établissement de crédit, la probabilité qu'elle fasse défaut augmente.
- Une rentabilité économique satisfaisante de l'entreprise reflète un risque de défaut faible.
- Un rapport important entre le besoin en fonds de roulement de l'entreprise et son chiffre d'affaires conduit celle-ci à un risque de défaut de paiement.
- La capacité des disponibilités de la banque à couvrir ses dettes à court terme reflète une bonne liquidité à court terme, et un risque de défaut faible.

Dans la troisième section, nous avons estimé les probabilités de défaut PD sur la base du modèle interne construit précédemment, tout en déterminant les autres paramètres du risque LGD et

Conclusion générale

EAD sur la base des taux forfaitaires proposés dans l'approche IRB Fondation des accords de Bâle II.

Par la suite, nous avons estimé les probabilités de défaut pour chaque classe de l'échelle de notation, qui se compose de dix classes de risque où les sept premières constituent des classes saines alors que les trois dernières représentent des classes de défaut.

L'objectif étant la détermination de la prime de risque, nous avons calculé cette prime pour chaque classe de risque, en utilisant les paramètres de risque de crédit estimés. Cette prime correspond au coût ou à la rémunération du risque de crédit qu'exige la banque prêteuse à ses emprunteurs en l'intégrant dans la composition du taux débiteur final.

Les résultats obtenus montrent que la prime de risque s'accroît en dégradant le rating d'une entreprise, ce qui nous permet de déduire que la rémunération du risque de crédit dépend du risque encouru et de la qualité de crédit de l'emprunteur ou du sollicitant du prêt.

L'utilisation du modèle de notation interne nous a permis de montrer une relation positive entre la probabilité de défaut et la prime de risque, ce qui confirme le principe de l'utilisation de l'approche de la tarification ajustée au risque.

Nous pouvons désormais déduire que le suivi de notre méthodologie de travail nous a permis d'apporter des éléments de réponses à notre problématique, tel que nous avons pu mettre en place un outil d'aide à la tarification du risque de crédit permettant la détermination de la rémunération de ce risque pour les dix classes de l'échelle.

Cette tarification ajustée au risque permet de se couvrir contre les entreprises emprunteuses les plus risquées d'une part, et d'attirer les clients à faible risque d'autre part, en leur facturant des taux qui sont relativement réduits. Le modèle proposé nous a permis également de montrer que la tarification différenciée fournit une meilleure couverture contre le risque de défaillance de ses emprunteurs, contrairement à la tarification uniforme utilisée au sein de notre banque qui ne prend pas en compte le risque individuel du client lors de la fixation du pricing.

Les résultats de notre modèle nous apparaissent satisfaisants, mais risquent d'être très optimistes en raison de plusieurs limites rencontrées, à savoir :

- Le nombre limité des entreprises et la non-homogénéité de l'échantillon entre les entreprises saines et défaillantes, ce qui peut biaiser les résultats ;
- Le nombre de variables disponibles, notamment les variables qualitatives qui sont très limitées ;
- La présence de valeurs aberrantes pour certains emprunteurs, ce qui nous a mené à les éliminer et à réduire davantage la taille de l'échantillon ;

Conclusion générale

- L'indisponibilité d'une base de données consolidée et mise à jour sous forme numérique au niveau de la banque.

En guise de conclusion, nous pouvons dire qu'afin d'améliorer le processus de gestion du risque de crédit et d'apporter de nouveaux outils d'aide à la décision d'octroi de crédit et à la tarification pour les chargés d'études de notre banque, l'amélioration de notre système et sa mise en application pratique est envisageable, mais requiert certainement la prise en considération des suggestions suivantes :

- La construction d'une base de données numérique consolidant les informations des emprunteurs quantitatives et qualitatives qui permettent une meilleure prédiction du risque de défaut, et qui facilite la procédure de mise en place des modèles sophistiqués destinés à l'évaluation du risque de crédit.
- La nécessité d'intégrer d'autres variables qualitatives relatives aux entreprises dans l'analyse et l'étude des dossiers de crédit, ainsi que le calcul des variables comportementales qui se basent sur les données bancaires et permettent un meilleur suivi de la situation des contreparties.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

➤ Textes réglementaires :

Banque d'Algérie, **Règlement N°2011-08 relatif au contrôle interne des banques et établissements financiers**, Algérie, 28 Novembre 2011.

Banque d'Algérie, **Règlement N°2014-01 portant coefficients de solvabilité applicables aux banques et établissements financiers**, Algérie, 16 Février 2014.

Banque d'Algérie, **Règlement N°2014-02 relatif aux grands risques et aux participations**, Algérie, 16 Février 2014.

Banque d'Algérie, **Règlement N°2014-03 relatif au classement et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers**, Algérie, 16 Février 2014.

➤ Ouvrages :

Bessis.J. (1995), **Gestion des risques et gestion actif passif des banques**, France, Edition DALLOZ.

Brunel.V & Roger.B, (2014), **Le risque de crédit : des modèles au pilotage de la banque**, France, Editions Economica.

Cassou.P-H. (1997), **La réglementation prudentielle**, Québec, Edition SEFI.

DeLabruslerie.H. (2010), **Analyse financière, information financière, diagnostic et évaluation**, France, Edition DUNOD.

Dietsch.M & Petey.J, (2008), **Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières**, France, Revue Banque Edition.

Gassouma.M. (2014), **Gestion et couverture du risque de crédit bancaire**, Allemagne, Editions Universitaires Européennes.

Gourieroux.C & Tiomo, A. (2007), **Risque de crédit : une approche avancée**, Paris, France, Economica.

GRESSE.C. (2003), **L'entreprise en difficulté**, Paris, Edition Economica.

Hull.J. (2007), **Gestion des risques et institutions financières**, France, Edition Pearson Education.

Références bibliographiques

Kharoubi.C, & Thomas.P. (2013), **Analyse de risque de crédit : Banque et marchés**, France, RB édition.

Lahille.J-P. (2001), **Analyse financière**, Paris, Edition DALLOZ.

Mathieu.M. (1995), **L'exploitant bancaire & le risque crédit**, Paris, Edition La revue Banque.

Roncalli.T. (2004), **la gestion des risques financiers**, France, Edition ECONOMICA.

Sardi, A & Jacob, H, (2001), **Mangement des risques bancaires**, Paris, Edition Afges.

Zelenko.I & Servigny. A ,(2010), **Le risque de crédit face à la crise** (Vol. 4ème édition), France, Edition Dunod.

➤ Périodiques :

ABID.F. (2021), **La prévision de la défaillance des entreprises marocaines : Analyse empirique**, International Journal of Financial Accountability, Economics, Management, and Auditing, Volume N° 05.

ALTMAN.I. (1968), **Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy**, Journal of Finance, vol. 23, N° 4, pp. 589-609.

Benthami. A. (2016), **Les limites de l'outil de notation interne appliqué par les banques aux petites et moyennes entreprises**, Revue Épargne sans frontière, N° 124.

BOUAZZARA.A (2020), **Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME : une application du modèle de la régression logistique**, Revue DIRASSAT, Vol 11. N°02, PP :491-505.

BOUHLAL.N.(2021), **La notation interne : un outil de gestion du risque de crédit bancaire des PME**, Algérie, Revue d'Economie et de Statistique Appliquée, Volume 18, numéro 02.

CHIBEL.Z(2018), **Etude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit : Revue de littérature**, Maroc, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, Numéro 7.

GADHOUM.Y. (2007), **La décision de crédit, procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité**, Paris, La Revue des Sciences de Gestion, N°224-225, p177-183.

Gouriéroux.C. (2003), **Économétrie de la finance : l'exemple du risque de crédit**, Revue L'Actualité économique, Volume 79, numéro 4.

Références bibliographiques

Hammed.A, & Reda.A. (2018), **Le processus de la défaillance des entreprises : Etat des lieux au Maroc**, Maroc, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit.

Jacolin.L.(1995), **La tarification des crédits**, Revue d'économie financière, n°35, p. 119-140.

KARYOTIS.D. (1995), **La notation financière : une nouvelle approche du risque**, Paris, La revue Banque Editeur.

Levy.A. (2021), **Evaluation du risque de défaut de solvabilité des PME par une double approche**, Association de Recherches et Publications en Management, Volume 38.

LIU.C. (2019), **A new pricing approach for SME loans issued by commercial banks**, Journal of Business Economics and Management, Volume 20.

Mokhtari.S.(2022), **Les déterminants de la défaillance des PME en Algérie : Une modélisation quantitative basée sur les systèmes experts**, El - Acil Journal for Economic and Administrative Research, Volume 06, N°2, PP 52-71.

OHLSON.J.(1980), **Financial Ratios and Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy**, Journal of Accounting Research, Vol. 18, p109-131.

OUSSOUADI K. & CHERKAOUI K. (2020), **Risk-Adjusted Credit Pricing : Application to the state's guarantee funds for Moroccan enterprises**, Revue du contrôle de la comptabilité et de l'audit, Volume 4 : numéro 3, pp : 485-505.

PAGET-BLANC.E. (2003), **Rating et probabilité de défaut des entreprises européennes : détermination par un modèle de régression logistique ordonnée**, Banque & Marché N°65.

Thoraval.P-H. (2006), **Le dispositif de Bâle II : rôle et mise en œuvre du pilier 2**, France, Revue de la stabilité financière N° 09, Banque de France.

➤ Mémoires et thèses :

AMOUSSA.M.(2019), **La mise en place d'un système de notation interne pour la mesure du risque de crédit**, Maroc, Institut national de statistique et d'économie appliquée.

Ben Jabeur.S & Fahmi.Y.(2014), **Les modèles de prévision de la défaillance des entreprises françaises : une approche comparative**, France, IPAG Business School.

Ben Mahfoudh.MS & Maalej.B. (2007), **Gestion des risques bancaire : définition, mesures, gestion, déterminants et impact sur la performance**, Tunisie, IHEC Sfax.

Godlewski.C-J. (2003), **Modélisation de la prévision de la défaillance bancaire une application aux banques des pays émergents**, France, Université Robert Schuman.

Références bibliographiques

MAMATTAH.V.(2020), **Conception d'un modèle de notation pour l'octroi de microcrédit**, Maroc, Institut national de statistique et d'économie appliquée.

Petrescu.A.M. (2007), **Évaluation des risques des prêts bancaires** ; Canada, HEC MONTRÉAL.

Sublet.R.(2016), **La gestion du risque de crédit bancaire sur les portefeuilles professionnels et particuliers**, France, Ecole de commerce de Lyon.

➤ Articles et documents spécialisés :

Boisselier.P & Dufour.D.(2003), **Scoring et anticipation de défaillance des entreprises : une approche par la régression logistique**, Belgique.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (1991), **Un nouveau dispositif d'adéquation des fonds propres**, Banque des règlements internationaux, Suisse : Bâle.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2003), « **Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres**, Banque des règlements internationaux, Suisse : Bâle.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2006), **Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres**, Banque des règlements internationaux, Suisse : Bâle.

Djoudad.R & Bordeleau.E.(2013), **Méthodologie de construction de séries de taux de défaut pour l'industrie canadienne**, Document d'analyse 2013-2 ; Banque du Canada ; Canada.

S&P ratings (2022), **Annual global corporate default and rating transition study**, ratingsdirect.

➤ La sitographie :

<http://www.iotafinance.com/>

<https://www.bank-of-algeria.dz/>

<https://www.cairn.info/>

<https://www.semanticscholar.org/>

<https://www.sndl.cerist.dz/>

Tables des matières

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Sommaire

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste des annexes

Liste des abréviations

Résumé

Introduction générale

Chapitre I : Les aspects théoriques et réglementaires du risque de crédit bancaire .. 2

Introduction 2

Section 01 : Généralités sur le risque de crédit 3

1. Concepts de base sur le risque crédit 3

1.1. Définition du risque de crédit 3

1.2. Les composantes du risque de crédit 4

1.3. Les paramètres du risque de crédit 4

2. La défaillance des entreprises au cœur du risque de crédit 5

2.1. L'événement du défaut et de défaillance 6

2.2. La nécessité d'une analyse à priori du risque de défaillance 6

2.3. Les déterminants de la défaillance des entreprises 7

2. L'impact du risque de crédit sur la banque 8

3.1. L'impact sur le résultat de la banque 8

3.2. L'impact sur la marge d'intérêts 8

3.3. L'impact sur le rating de la banque 8

3.4. L'impact sur la solvabilité de la banque 9

3.5. Le risque de crédit et le risque systémique 9

Section 02 : Aspects règlementaires du risque de crédit 9

1. Le cadre réglementaire du risque de crédit sur le plan international 9

1.1. Les accords de Bâle I 10

1.2. Les accords de Bâle II et l'introduction des modèles internes 10

1.3. Les accords de Bâle III 12

2. Le cadre réglementaire du risque de crédit sur le plan national 13

2.1. Le ratio de solvabilité 14

2.2. Division des risques 14

Table des matières

2.3. Classement des créances	14
Section 03 : Les méthodes d'évaluation du risque de crédit	15
1. Les modèles individuels	16
1.1. Les modèles quantitatifs	16
1.2. Les modèles qualitatifs	17
2. Les modèles de portefeuille.....	18
2.1. Les modèles structurels	18
2.2. Les modèles macro-facteurs	18
2.3. Les modèles actuariels	19
Conclusion.....	20
Chapitre II : La notation interne et la tarification du risque de crédit.....	22
Introduction	23
Section 01 : Généralités sur la notation interne.....	24
1. La notation externe et la notation interne.....	24
1.1. La notation externe	24
1.2. La notation interne	25
2. Le système de notation interne.....	26
2.1. Les exigences nécessaires pour l'adoption d'un système de notation interne	27
3. Les différents usages d'un système de notation interne dans la banque	27
3.1. Mettre en place une politique de tarification	28
3.2. Adapter un schéma délégataire pour la prise de décision d'octroi des crédits	28
3.3. Calcul des probabilités de défaut	29
3.4. Détermination du niveau de provisions	29
3.5. Évaluation de la performance et allocation du capital économique.....	29
Section 02 : La méthodologie de mise en place d'un système de notation interne.....	29
1. Etape I : la conception de l'échantillon et le choix des variables.....	29
1.1. La construction de l'échantillon.....	29
1.2. Le choix des variables.....	31
2. Etape II : choix de la méthode.....	32
2.1. Approche paramétrique	32
2.2. Approche non paramétrique	34
3. Etape III : Élaboration de la grille de notation et sa validation.....	35
3.1. Élaboration d'une grille de notation.....	35
3.2. La constitution des classes de risque.....	35
4. Etape IV : validation du modèle.....	35

Table des matières

4.1. La validation qualitative	36
4.2. La validation quantitative.....	36
Section 03 : La notation interne au cœur de la tarification	38
1. Généralités sur la tarification des crédits	39
1.1. Définition de la tarification des crédits	39
1.2. Composantes de la tarification des crédits	39
2. La tarification comportementale « Risk based pricing ».....	41
2.1. Principe de la tarification comportementale	41
2.2. La prime de risque	42
3. La notation interne comme outil d'aide à la tarification	43
Conclusion.....	44
Chapitre III : La mise en place d'un outil d'aide à la tarification du risque de crédit par la méthode de notation interne	46
Introduction	47
Section 01 : Méthodologie de travail et présentation de l'échantillon	48
1. Méthodologie suivie	48
1.1. Etape I : la construction du modèle scoring et sa validation.....	48
1.2. Etape II : la construction de l'échelle de notation.....	50
1.3. Etape III : l'association d'une prime de risque à chaque classe de risque	50
2. Constitution de l'échantillon	50
2.1. Traitement des données.....	50
2.2. Présentation de l'échantillon	50
3. Structure des variables utilisées	51
3.1. Les variables extra comptables	51
3.2. Les variables comptables	54
Section 02 : Élaboration du modèle de notation interne	55
1. Tests statistiques préalables	55
1.1. Test multivarié : Test de corrélation entre les variables quantitatives.....	55
1.2. Test univarié : Test de dépendance entre les variables quantitatives et le défaut ..	56
1.3. Test de dépendance entre les variables qualitatives et le défaut	57
2. Construction du modèle de score	58
2.1. Présentation de variables retenues	59
2.2. Sélection des variables	60
2.3. Elaboration du modèle	61
3. Validation du modèle	66

Table des matières

3.1. La validation par l'échantillon de construction.....	66
3.2. La validation par l'échantillon de validation	68
Section 03 : La détermination du coût de risque de crédit par la notation interne.....	71
1. Construction de l'échelle de notation.....	71
1.1. Choix de l'échelle de référence.....	71
1.2. Détermination des probabilités de défaut	72
2. Estimation de la rémunération du risque de crédit par classe de risque.....	76
2.1. Les composantes de la tarification des crédits	76
2.2. Composantes de la perte attendue.....	76
2.3. Estimation de la prime de risque.....	78
Conclusion.....	82

Conclusion générale

Références bibliographiques

Tables des matières

Annexes

Annexes

Annexes

Annexe 1 : Les résultats du test de corrélation de Pearson

Corrélations

		R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17	R18	R19	R20	R21	R22	R23	R24	R25	R26
R1	Corrélation de Pearson	1	,025	-,019	,102	,082	,015	,131 [*]	,053	-,093	-,295 ^{**}	-,023	-,004	,009	,073	,974 ^{**}	,399 ^{**}	,172 ^{**}	-,006	,023	,019	-,111 [*]	-,113 [*]	-,198 ^{**}	,092	,039	,105
	Sig. (bilatérale)		,658	,733	,069	,145	,796	,019	,347	,097	,000	,681	,946	,867	,190	,000	,000	,002	,919	,680	,732	,048	,044	,000	,101	,483	,060
	N	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320
R2	Corrélation de Pearson	,025	1	-,995 ^{**}	-,217 ^{**}	-,829 ^{**}	,035	-,002	,032	-,047	-,045	,012	,050	,001	-,149 ^{**}	,022	,636 ^{**}	,778 ^{**}	,815 ^{**}	,907 ^{**}	,909 ^{**}	-,139 [*]	,027	-,261 ^{**}	,145 ^{**}	,019	-,003
	Sig. (bilatérale)	,658		,000	,000	,000	,538	,973	,573	,399	,421	,825	,373	,986	,008	,696	,000	,000	,000	,000	,000	,013	,627	,000	,009	,742	,954
	N	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319
R3	Corrélation de Pearson	-,019	-,995 ^{**}	1	,204 ^{**}	,842 ^{**}	-,003	-,012	-,008	,045	,035	-,022	-,052	-,014	,134 [*]	-,018	-,640 ^{**}	-,783 ^{**}	-,817 ^{**}	-,907 ^{**}	-,909 ^{**}	,113 [*]	-,034	,270 ^{**}	-,118 [*]	-,017	,013
	Sig. (bilatérale)	,733	,000		,000	,000	,957	,830	,887	,420	,534	,694	,357	,798	,016	,747	,000	,000	,000	,000	,000	,043	,550	,000	,034	,764	,823
	N	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319
R4	Corrélation de Pearson	,102	-,217 ^{**}	,204 ^{**}	1	,199 ^{**}	,046	,047	-,006	-,032	,029	-,035	-,009	,028	,043	,112 [*]	-,133 [*]	-,167 ^{**}	-,167 ^{**}	-,158 ^{**}	-,160 ^{**}	,137 [*]	-,034	,049	-,142 [*]	,009	,040
	Sig. (bilatérale)	,069	,000	,000		,000	,410	,399	,914	,567	,603	,531	,870	,623	,442	,045	,018	,003	,003	,005	,004	,014	,549	,382	,011	,878	,473
	N	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319
R5	Corrélation de Pearson	,082	-,829 ^{**}	,842 ^{**}	,199 ^{**}	1	-,053	,006	-,052	,033	,040	-,031	-,085	-,021	-,101	,087	-,646 ^{**}	-,735 ^{**}	-,746 ^{**}	-,788 ^{**}	-,788 ^{**}	,222 ^{**}	-,013	,149 ^{**}	-,224 ^{**}	-,017	,017
	Sig. (bilatérale)	,145	,000	,000	,000		,341	,919	,352	,561	,473	,578	,130	,705	,072	,119	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,819	,008	,000	,759	,764

Annexes

N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R6	Corrélation de Pearson	,015	,035	-,003	,046	-,053	1	,180"	,715"	-,031	-,101	,003	,076	-,013	,048	,020	,025	,036	,043	,030	,028	-,328"	-,065	,087	,326"	-,036	,003
	Sig. (bilatérale)	,796	,538	,957	,410	,341		,001	,000	,578	,071	,956	,174	,815	,392	,726	,654	,519	,442	,592	,614	,000	,247	,119	,000	,518	,957
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R7	Corrélation de Pearson	,131	-,002	-,012	,047	,006	,180"	1	,341"	-,113	,006	,129	,214"	,209"	,126	,120	,087	,066	,087	,036	,035	-,229"	-,051	,033	,196"	-,180"	,045
	Sig. (bilatérale)	,019	,973	,830	,399	,919	,001		,000	,043	,910	,021	,000	,000	,024	,032	,120	,236	,122	,521	,533	,000	,361	,551	,000	,001	,421
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R8	Corrélation de Pearson	,053	,032	-,008	-,006	-,052	,715"	,341"	1	-,062	-,012	,004	,166"	,026	,050	,058	,040	,029	,049	,053	,050	-,387"	-,062	,125	,369"	-,055	-,010
	Sig. (bilatérale)	,347	,573	,887	,914	,352	,000	,000		,267	,835	,946	,003	,637	,371	,305	,477	,603	,378	,346	,373	,000	,270	,026	,000	,325	,855
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R9	Corrélation de Pearson	-,093	-,047	,045	-,032	,033	-,031	-,113	-,062	1	-,040	-,031	-,123	-,122	-,022	-,089	-,102	-,076	-,102	-,096	-,094	,008	,036	-,022	,000	,019	-,020
	Sig. (bilatérale)	,097	,399	,420	,567	,561	,578	,043	,267		,474	,578	,028	,029	,697	,110	,070	,172	,069	,087	,092	,888	,518	,692	1,000	,738	,720
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R10	Corrélation de Pearson	-,295"	-,045	,035	,029	,040	-,101	,006	-,012	-,040	1	,019	,154"	,108	,046	-,265"	-,148"	-,070	,076	-,016	-,018	-,116	-,198"	,628"	,108	-,229"	-,009
	Sig. (bilatérale)	,000	,421	,534	,603	,473	,071	,910	,835	,474		,738	,006	,054	,409	,000	,008	,212	,177	,774	,745	,037	,000	,000	,053	,000	,873
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R11	Corrélation de Pearson	-,023	,012	-,022	-,035	-,031	,003	,129	,004	-,031	,019	1	-,067	,050	-,024	-,019	,020	,033	,042	-,012	-,012	-,071	-,055	,061	,067	-,033	-,004
	Sig. (bilatérale)	,681	,825	,694	,531	,578	,956	,021	,946	,578	,738		,233	,370	,669	,731	,720	,558	,454	,837	,835	,205	,326	,280	,234	,560	,937

Annexes

N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R12	Corrélation de Pearson	-.004	.050	-.052	-.009	-.085	.076	.214 ^{**}	.166 ^{**}	-.123 [*]	.154 ^{**}	-.067	1	.525 ^{**}	.030	-.008	.057	.016	.046	.239 ^{**}	.234 ^{**}	-.196 ^{**}	-.094	.159 ^{**}	.195 ^{**}	-.102	-.023
	Sig. (bilatérale)	.946	.373	.357	.870	.130	.174	.000	.003	.028	.006	.233		.000	.594	.883	.310	.776	.409	.000	.000	.000	.094	.004	.000	.068	.688
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R13	Corrélation de Pearson	.009	.001	-.014	.028	-.021	-.013	.209 ^{**}	.026	-.122 [*]	.108	.050	.525 ^{**}	1	.118 [*]	.006	-.023	.007	-.028	.176 ^{**}	.174 ^{**}	.131 [*]	.061	-.038	-.190 ^{**}	-.095	-.020
	Sig. (bilatérale)	.867	.986	.798	.623	.705	.815	.000	.637	.029	.054	.370	.000		.035	.915	.675	.907	.623	.002	.002	.019	.280	.502	.001	.091	.719
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320
R14	Corrélation de Pearson	.073	-.149 ^{**}	.134 [*]	.043	-.101	.048	.126 [*]	.050	-.022	.046	-.024	.030	.118 [*]	1	.072	.145 ^{**}	.139 [*]	.003	-.051	-.051	.012	-.018	.009	-.030	.010	.062
	Sig. (bilatérale)	.190	.008	.016	.442	.072	.392	.024	.371	.697	.409	.669	.594	.035		.200	.009	.013	.953	.365	.367	.827	.743	.878	.598	.857	.268
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320
R15	Corrélation de Pearson	.974 ^{**}	.022	-.018	.112 [*]	.087	.020	.120 [*]	.058	-.089	-.265 ^{**}	-.019	-.008	.006	.072	1	.406 ^{**}	.172 ^{**}	-.010	.023	.019	-.114 [*]	-.119 [*]	-.202 ^{**}	.095	.041	.068
	Sig. (bilatérale)	.000	.696	.747	.045	.119	.726	.032	.305	.110	.000	.731	.883	.915	.200		.000	.002	.864	.677	.730	.041	.033	.000	.090	.464	.226
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320
R16	Corrélation de Pearson	.399 ^{**}	.636 ^{**}	-.640 ^{**}	-.133 [*]	-.646 ^{**}	.025	.087	.040	-.102	-.148 ^{**}	.020	.057	-.023	.145 ^{**}	.406 ^{**}	1	.835 ^{**}	.671 ^{**}	.560 ^{**}	.558 ^{**}	-.174 ^{**}	-.022	-.230 ^{**}	.156 ^{**}	.077	.028
	Sig. (bilatérale)	.000	.000	.000	.018	.000	.654	.120	.477	.070	.008	.720	.310	.675	.009	.000		.000	.000	.000	.000	.002	.700	.000	.005	.170	.615
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320
R17	Corrélation de Pearson	.172 [*]	.778 ^{**}	-.783 ^{**}	-.167 ^{**}	-.735 ^{**}	.036	.066	.029	-.076	-.070	.033	.016	.007	.139 [*]	.172 ^{**}	.835 ^{**}	1	.769 ^{**}	.627 ^{**}	.626 ^{**}	-.138 [*]	.008	-.201 ^{**}	.131 [*]	.040	.016
	Sig. (bilatérale)	.002	.000	.000	.003	.000	.519	.236	.603	.172	.212	.558	.776	.907	.013	.002	.000		.000	.000	.000	.013	.885	.000	.019	.471	.770

Annexes

N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R24	Corrélation de Pearson	,092	,145**	-,118*	-,142*	-,224**	,326**	,196**	,369**	,000	,108	,067	,195**	-,190**	-,030	,095	,156**	,131*	,187**	,138*	,134*	-,967**	-,277**	,550**	1	-,150**	,029
	Sig. (bilatérale)	,101	,009	,034	,011	,000	,000	,000	,000	1,000	,053	,234	,000	,001	,598	,090	,005	,019	,001	,013	,017	,000	,000	,000		,007	,599
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320	
R25	Corrélation de Pearson	,039	,019	-,017	,009	-,017	-,036	-,180**	-,055	,019	-,229**	-,033	-,102	-,095	,010	,041	,077	,040	,003	-,015	-,014	,157**	,110	-,239**	-,150**	1	-,183**
	Sig. (bilatérale)	,483	,742	,764	,878	,759	,518	,001	,325	,738	,000	,560	,068	,091	,857	,464	,170	,471	,954	,784	,810	,005	,050	,000	,007		,001
N		319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319	319
R26	Corrélation de Pearson	,105	-,003	,013	,040	,017	,003	,045	-,010	-,020	-,009	-,004	-,023	-,020	,062	,068	,028	,016	,020	-,022	-,023	-,029	-,047	,029	,029	-,183**	1
	Sig. (bilatérale)	,060	,954	,823	,473	,764	,957	,421	,855	,720	,873	,937	,688	,719	,268	,226	,615	,770	,722	,694	,684	,602	,403	,600	,599	,001	
N		320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	319	320

*. La corrélation est significative au niveau 0.05 (bilatéral).

** . La corrélation est significative au niveau 0.01 (bilatéral).

Annexes

Annexe 2 : Test de dépendance des variables quantitatives au défaut ANOVA

		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
R1	Intergruppes	24,430	1	24,430	,075	,785
	Intragruppes	104151,851	318	327,522		
	Total	104176,281	319			
R3	Intergruppes	168309756,109	1	168309756,109	7,794	,006
	Intragruppes	6866848750,112	318	21593863,994		
	Total	7035158506,221	319			
R4	Intergruppes	5608,104	1	5608,104	,125	,724
	Intragruppes	14296610,377	318	44957,894		
	Total	14302218,481	319			
R7	Intergruppes	54,620	1	54,620	,142	,707
	Intragruppes	122365,980	318	384,799		
	Total	122420,600	319			
R8	Intergruppes	224529,550	1	224529,550	10,757	,001
	Intragruppes	6637267,975	318	20871,912		
	Total	6861797,525	319			
R9	Intergruppes	56494,789	1	56494,789	9,039	,003
	Intragruppes	1987440,059	318	6249,812		
	Total	2043934,848	319			
R10	Intergruppes	1912,610	1	1912,610	2,690	,102
	Intragruppes	226072,760	318	710,921		
	Total	227985,370	319			
R11	Intergruppes	1002158,885	1	1002158,885	,106	,745
	Intragruppes	3000707669,937	318	9436187,641		

Annexes

	Total	3001709828,822	319			
R12	Intergroupes	539,308	1	539,308	10,439	,001
	Intragroupes	16429,078	318	51,664		
	Total	16968,385	319			
R13	Intergroupes	4724,512	1	4724,512	10,240	,001
	Intragroupes	146724,648	318	461,398		
	Total	151449,159	319			
R14	Intergroupes	5724,992	1	5724,992	2,769	,097
	Intragroupes	657464,193	318	2067,497		
	Total	663189,186	319			
R15	Intergroupes	7,700	1	7,700	,024	,877
	Intragroupes	102340,300	318	321,825		
	Total	102348,000	319			
R16	Intergroupes	244,422	1	244,422	,507	,477
	Intragroupes	153358,915	318	482,261		
	Total	153603,337	319			
R21	Intergroupes	692,044	1	692,044	1,016	,314
	Intragroupes	216536,685	318	680,933		
	Total	217228,729	319			
R22	Intergroupes	621016,223	1	621016,223	4,413	,036
	Intragroupes	44751510,064	318	140728,019		
	Total	45372526,287	319			
R23	Intergroupes	1401,450	1	1401,450	1,270	,261
	Intragroupes	350897,864	318	1103,452		
	Total	352299,314	319			
R25	Intergroupes	144470208,234	1	144470208,234	1,765	,185
	Intragroupes	25946751312,599	317	81850950,513		
	Total	26091221520,833	318			

Annexes

R26	Intergroupes	20060569,367	1	20060569,367	,765	,383
	Intragroupes	8341515557,267	318	26231180,998		
	Total	8361576126,634	319			

Annexe 3 : Résultats du test de dépendance des variables qualitatives au défaut

Défaut

* Situation de la centrale des risques

		Situation de la centrale des risques		
		Existant	Néant	Total
Défaut	0	66	186	252
	1	45	23	68
Total		111	209	320

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-carré de Pearson	6,303 ^a	1	,012		
Correction pour continuité ^b	5,511	1	,019		
Rapport de vraisemblance	6,321	1	,012		
Test exact de Fisher				,014	,009
N d'observations valides	320				

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 23,59.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Annexes

Défaut * Impayés confrères

		Impayés confrères		Total
		Non	Oui	
Défaut	0	184	68	252
	1	22	46	68
Total		206	114	320

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-carré de Pearson	38,609 ^a	1	,000		
Correction pour continuité ^b	36,856	1	,000		
Rapport de vraisemblance	37,292	1	,000		
Test exact de Fisher				,000	,000
N d'observations valides	320				

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 24,23.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Défaut * Mouvements confiés

		Mouvements confiés		Total
		Partiel	Quasi intégral	
Défaut	0	43	209	252
	1	42	26	68
Total		85	235	320

Annexes

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-carré de Pearson	54,854 ^a	1	,000		
Correction pour continuité ^b	52,587	1	,000		
Rapport de vraisemblance	49,728	1	,000		
Test exact de Fisher				,000	,000
N d'observations valides	320				

a. 0 cellules (,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 18,06.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Défaut * Forme juridique

		Forme juridique				Total
		EURL	SARL	SNC	SPA	
Défaut	0	74	160	10	8	252
	1	13	52	1	2	68
Total		87	212	11	10	320

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-carré de Pearson	4,411 ^a	3	,220
Rapport de vraisemblance	4,745	3	,191
N d'observations valides	320		

a. 2 cellules (25,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 2,13.

Annexes

Annexe 4 : Résultats de la régression logistique

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1	Situation de la centrale des risques (1)	,585	,498	1,377	1	,241	1,795
	Impayés confrères (1)	2,207	,556	15,785	1	,000	9,090
	Mouvements confiés (1)	-2,506	,519	23,302	1	,000	,082
	R3	,802	,196	16,752	1	,000	2,231
	R8	-1,047	,211	24,747	1	,000	,351
	R9	,003	,005	,423	1	,515	1,003
	R12	-2,134	,780	7,477	1	,007	,118
	R13	-,080	,024	10,858	1	,000	,923
	R22	2,002	,740	7,314	1	,007	7,404
	Constante	-1,354	,510	7,058	1	,008	,258
	Pas 2	Impayés confrères (1)	2,409	,533	20,442	1	,000
Mouvements confiés (1)		-2,595	,515	25,421	1	,000	,075
R3		2,032	,492	17,090	1	,000	7,632
R8		-1,048	,421	6,207	1	,010	,351
R9		,004	,006	,481	1	,488	1,004
R12		-2,132	,788	7,311	1	,006	,119
R13		-,079	,023	11,448	1	,000	,924
R22		2,092	,745	7,886	1	,000	8,102
Constante		-1,053	,427	6,083	1	,014	,349
Pas 3	Impayés confrères (1)	2,320	,521	19,806	1	,000	10,178
	Mouvements confiés (1)	-2,518	,506	24,800	1	,000	,081
	R3	2,002	,499	16,116	1	,000	7,406
	R8	-1,049	,425	6,091	1	,015	,350
	R12	-2,143	,790	7,366	1	,007	,117
	R13	-,084	,024	12,281	1	,000	,919
	R22	3,042	,750	16,439	1	,000	20,950
	Constante	-1,892	,397	5,047	1	,025	,151

Annexes

Annexe 5 : Résultats du test du rapport de vraisemblance

Bloc 0 : Bloc de début

Historique des itérations

Itération	Log de vraisemblance -		Coefficients
		2	Constante
Pas 0	1	251,828	-1,167
	2	250,644	-1,329
	3	250,641	-1,336
	4	250,641	-1,336

Bloc 1 : Méthode = Pas à pas descendante (Rapport de vraisemblance)

Tests composites des coefficients du modèle

		Khi-carré	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	169,346	9	,000
	Bloc	169,346	9	,000
	Modèle	169,346	9	,000
Pas 2	Pas	-,033	1	,857
	Bloc	169,314	8	,000
	Modèle	169,314	8	,000
Pas 3	Pas	-,078	1	,780
	Bloc	169,235	7	,000
	Modèle	169,235	7	,000

Annexes

Récapitulatif des modèles

Pas	Log de vraisemblance - 2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	81,295	,499	,779
2	81,328	,499	,779
3	81,406	,499	,779

Annexe 6 : Test d'ajustement du modèle de Hosmer et Lemeshow

Pas	Khi-carré	ddl	Sig.
1	4,000	8	,857
2	4,031	8	,854
3	3,406	8	,906

Annexe 7 : Table de classification de l'échantillon de construction

	Observé	Prévisions		Pourcentage correct
		Défaut 0	Défaut 1	
Pas 1	Défaut 0	187	7	96,4
	Défaut 1	11	40	78,4
	Pourcentage global			92,7
Pas 2	Défaut 0	187	7	96,4
	Défaut 1	11	40	78,4
	Pourcentage global			92,7
Pas 3	Défaut 0	187	7	96,4
	Défaut 1	11	40	78,4
	Pourcentage global			92,7

Annexes

Annexe 8 : Test de significativité de la courbe ROC sur l'échantillon de construction

Zone sous la courbe

Zone	Erreur standard	Sig. asymptotique	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,971	,011	,000	,948	,993

a. Dans l'hypothèse non-paramétrique

b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5

Annexe 9 : Test de significativité de la courbe ROC sur l'échantillon de validation

Zone sous la courbe

Variable(s) de résultats tests : Probabilité prédite

Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,967	,020	,000	,928	1,000

a. Dans l'hypothèse non-paramétrique

b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5