

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

Ecole Supérieur de Commerce

Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention d'un diplôme de Master en science



commerciales et financières

Spécialité : Monnaie finance et banque

Thème :

**LA GESTION DES RISQUES DES CREDITS BANCAIRES
PAR LA METHODE SCORING**

CAS : Banque extérieure d'Algérie

Elaboré par :

Mr. DJABOUR Aymen

Mr. SEFSAFA Lotfi

Encadré par :

Dr. MELZI Zohir

Etablissement d'accueil : Banque Extérieur d'Algérie (BEA)

Durée de stage : Mars 2025 –Mai 2025

Année universitaire : 2024-2025

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

Ecole Supérieure de Commerce

Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention d'un diplôme de Master en science



commerciales et financières

Spécialité : Monnaie finance et banque

Thème :

**LA GESTION DES RISQUES DES CREDITS BANCAIRES
PAR LA METHODE SCORING**

CAS : Banque extérieure d'Algérie

Elaboré par :

Mr. DJABOUR Aymen

Mr. SEFSAFA Lotfi

Encadré par :

Dr. MELZI Zohir

Etablissement d'accueil : Banque Extérieur d'Algérie (BEA)

Durée de stage : Mars 2025 –Mai 2025

Année universitaire : 2024-2025

Remerciements

Nous exprimons avant tout notre profonde gratitude à Dieu, le Tout-Puissant, pour nous avoir accordé la santé, la patience et la force nécessaires à l'accomplissement de ce travail.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à Monsieur **ZOHIR MELZI**, notre encadreur de mémoire, pour ses conseils avisés, son accompagnement constant et sa grande disponibilité tout au long de cette recherche.

Nos remerciements vont également au personnel de la **Banque Extérieure d'Algérie**, et tout particulièrement à Monsieur **MONCEF**, notre maître de stage, pour son encadrement, son soutien et les ressources précieuses qu'il a mises à notre disposition.

Nous tenons aussi à remercier l'ensemble de nos **enseignants de l'École Supérieure de Commerce** ainsi que **le personnel administratif** pour leur appui et leur disponibilité.

Enfin, nous exprimons notre reconnaissance à toutes les personnes, de près ou de loin, ayant contribué à la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous.

Aymen & Lotfi

Dédicace

Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut...

Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude, l'amour, le respect, la reconnaissance...

Aussi, c'est tout simplement que

Je dédie ce modeste travail... 

À mon cher père, pour ses sacrifices, son soutien sans faille et ses prières silencieuses qui m'ont accompagné tout au long de ce parcours.

À ma chère mère, source de tendresse, de patience et de force, qui a toujours cru en moi, même dans les moments les plus difficiles.

À mon frère, bien que loin, pour sa présence morale, ses encouragements constants et sa bienveillance.

À mes amis fidèles, pour leur soutien, leur motivation et leur présence tout au long de cette aventure.

À mon binôme, pour son engagement, son sérieux et l'esprit de collaboration qui a marqué notre travail commun.

À tous les camarades de la promotion ESC 2025, avec qui j'ai partagé des années de travail, de défis et de souvenirs inoubliables.

Ce mémoire est le fruit de votre soutien, de votre confiance et de votre bienveillance. Merci d'avoir été ma force.

AYMEN DJABOUR

Dédicace

*À ma bougie dans l'obscurité de mes jours, à mon refuge contre la dureté du monde, à ma chère maman **Noura**,
Je te dédie ce travail, en espérant alléger ne serait-ce qu'un peu le poids que tu portes depuis tant d'années. Maman chérie, je t'aime profondément.*

*À mon père **Noureddine**, mon pilier, mon havre de paix, l'homme qui a toujours guidé mes pas et que j'ai toujours pris pour modèle, Merci pour ta sagesse, ta force et ton amour constant.*

*À mes sœurs bien-aimées **Meriem, Kaouther et Imane**,
Présences lumineuses et réconfortantes, votre affection a coloré mes journées et m'a souvent fait oublier la fatigue.*

À mon camarade et partenaire dans la réalisation de ce travail, et avant tout à mon ami fidèle, Merci pour ton implication sincère et ton soutien constant.

*Avec un cœur sincère et des émotions partagées entre la joie de l'accomplissement et la tristesse des adieux,
Je dédie aussi ces mots à mes amis, un à un, qui m'ont accompagné tout au long de ce long parcours scolaire.*

Un parcours long, certes, mais rempli de souvenirs inoubliables que nous avons créés ensemble, entre les murs de notre école, témoins de nos rires, de nos inquiétudes et de toutes nos émotions.

SEFSABA Lotfi

SOMMAIRE

Remerciements

Dédicace

SOMMAIRE I

Liste des tableaux III

Liste des figures IV

Liste des Abréviations VI

Résumé..... VII

Abstract VIII

Introduction générale IX

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE B

Introduction du chapitre..... 2

Section 01 : Fondements théoriques sur les banques et le crédit bancaire 3

Section 02 : Les risques de crédit bancaire 16

Section 03 : La réglementation prudentielle internationale 20

Conclusion du chapitre 26

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT..... 27

Introduction du chapitre..... 28

Section 01 : présentation des méthodes d'analyse de risque de crédit 29

Section 02 : Les techniques de la méthode scoring 39

Section 03 : Méthodologie de construction d'un modèle de scoring 48

Conclusion du chapitre 53

CHAPITRE III : L'ELABORATION D'UN MODELE SCORING : CAS BANQUE EXTERIEURE D'ALGERIE	54
Introduction du chapitre.....	55
Section 01 : Présentation de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA)	56
Section 02 : Constitution de l'échantillon et l'analyse des variables	59
Section 03 : L'élaboration des modèles et comparaison des résultats	67
Conclusion du chapitre	80
BIBLIOGRAPHIE	84
Annexes.....	87
Table de matière	92

Liste des tableaux

Tableau 1 : Les pondérations des engagements risqués	21
Tableau 2 : Architecture de Bale III	23
Tableau 3 : Échelle de notation à long terme – Standard et Poor’s	32
Tableau 4 Comparaison entre Crédit Scoring et Crédit Rating	38
<i>Tableau 5 échelle d’efficacité d’un modèle en fonction de l’aire sous la courbe ROC (swets)</i>	51
Tableau 6 : matrice de confusion	52
Tableau 7 : Répartition de l’échantillon selon chaque variable	63
Tableau 8 : présentation des variables quantitatives	63
Tableau 9 : Variables significatives selon le test de Student	65
Tableau 10 : Résultat du test de Khi-deux sur les variables qualitatives	65
Tableau 11 : Les variables retenues	67
Tableau 12 : Constitution de l’échantillon	68
Tableau 13 : Résultats du modèle de régression logistique final	68
<i>Tableau 14 : Résultat du test de Odds ratio</i>	70
Tableau 15 : résultats Matrice de confusion de l’échantillon de validation	73
Tableau 16 : Taux de bons classements par modèle	78
Tableau 17 : Tableau comparatif des valeurs AUC des deux modèles	79

Liste des figures

Figure 1 : nouvel accord de Bâle.....	22
Figure 2 : Séquence de l'analyse financière	30
Figure 3 : Processus crédit scoring	33
Figure 4 : les techniques de la méthode scoring.....	39
Figure 5 : Représentation graphique des fonctions de distribution Logit et Probité.....	42
Figure 6 : structure d'un réseau de neurones	43
Figure 7 : Exemple d'arbre de décision.....	44
Figure 8 : Schéma illustratif du fonctionnement d'une forêt aléatoire	46
Figure 9 : Importance des variables dans le modèle Random Forest.....	46
Figure 10 : la courbe ROC.....	50
Figure 11 : Organigramme général de la B.E.A	57
Figure 12: Organigramme de la direction de crédit.....	58
Figure 13 : Application de la fonction de remplacement des valeurs extrêmes par la médiane ..	59
Figure 14 : Répartition selon la Forme juridique.....	60
Figure 15 : Répartition selon MAC	61
Figure 16 : Répartition selon l'impayés chez confrères	61
Figure 17 : Répartition selon la Situation de la centrale des risques	62
Figure 18 : Répartition de l'échantillon	67
Figure 19 : Principaux indicateurs de performance du modèle sur l'échantillon de validation selon la méthode RL.....	71
Figure 20 : Courbe de ROC « Echantillon de validation » du modèle RL.....	72
Figure 21 : Matrice de confusion de l'échantillon de validation (RL).....	72
Figure 22 : Importance des variables dans le modèle Random Forest.....	74
Figure 23 : Principaux indicateurs de performance du modèle sur l'échantillon de validation selon la méthode RF	75
Figure 24 : Matrice de confusion de l'échantillon de validation (RF)	77
Figure 25 : Comparaison de la performance des modèles (AUC ROC).....	79

Liste des Annexes

Annexe 01 : Répartition des valeurs extrêmes par variable avant et après traitement par la médiane

Annexe 02 : Comparaison globale des valeurs extrêmes avant et après traitement par la médiane

Annexe 03 : Résultats du test Student

Annexe 04 : Résultats du test χ^2

Annexe 05 : Répartition du défaut – échantillon de construction

Annexe 06 : Répartition du défaut – échantillon de validation

Annexe 07 : Modèle RL

Annexe 08 : Test des Odds Ratios

Annexe 09 : Spécification du modèle RF

Liste des Abréviations

ABEF : Association des Banques et Établissements Financiers

ADL : Analyse Discriminante Linéaire

AUC : Area Under Curve (Aire sous la courbe ROC)

BCE : Banque Centrale Européenne

BEA : Banque Extérieure d'Algérie

CA : chiffre d'affaires

CF : crédits confrère

EURL : Entreprise Unipersonnelle à Responsabilité Limitée

FMI : Fonds Monétaire International

LCR : Liquidity Coverage Ratio

MAC : Mouvement d'Affaires Confiées

NSFR : Net Stable Funding Ratio

OR : Odds Ratio

PD : probabilité de défaut

PIB : Produit Intérieur Brut

PME : petite et moyenne entreprise

RL : Régression Logistique

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

ROC : Receiver Operating Characteristic

SARL : Société à Responsabilité Limitée

SNC : Société au Nom Collectif

SPA : Société Par Actions

VA : Valeur Ajoutée

Résumé

La gestion du risque de crédit constitue un enjeu majeur pour les institutions bancaires, dans la mesure où elle conditionne à la fois leur stabilité financière et leur rentabilité. Face à l'incertitude entourant la capacité des emprunteurs à rembourser leurs dettes, les banques recourent à des outils d'évaluation performants afin d'anticiper les risques de défaut de paiement. Parmi ces outils, les méthodes de scoring s'imposent comme des approches statistiques modernes, permettant de classer les clients selon leur niveau de risque sur la base de critères socio-économiques, financiers et comportementaux. Dans le cadre de ce travail de recherche, une approche quantitative a été adoptée, fondée sur l'exploitation d'un ensemble de données réelles issues du portefeuille de crédit de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA). Deux modèles de classification ont été développés et comparés : le premier repose sur la régression logistique (Logit), une méthode statistique classique largement utilisée dans le domaine du scoring ; le second sur la méthode Random Forest, un algorithme d'apprentissage automatique reconnu pour sa robustesse et sa capacité à modéliser des relations complexes entre les variables. L'objectif principal de cette étude est de développer un système de scoring performant, capable de discriminer efficacement entre les bons et les mauvais payeurs, afin de soutenir les décisions d'octroi de crédit. En parallèle, il s'agit d'évaluer et de comparer les performances des deux modèles en termes de précision, de sensibilité et de capacité prédictive. Les résultats obtenus révèlent que les deux modèles présentent un bon pouvoir discriminant, avec un avantage notable en faveur du modèle Random Forest.

Mots clés : Scoring, Risque de crédit, Régression logistique

Abstract

Credit risk management is a major challenge for banking institutions, as it directly affects their financial stability and profitability. Faced with the uncertainty surrounding borrowers' ability to repay their debts, banks rely on effective evaluation tools to anticipate default risks. Among these tools, scoring methods stand out as modern statistical approaches that allow the classification of clients based on their risk level, using socio-economic, financial, and behavioral criteria. In this research, a quantitative approach was adopted, based on the analysis of real data from the credit portfolio of the External Bank of Algeria (BEA). Two classification models were developed and compared: the first relies on logistic regression (Logit), a traditional statistical method widely used in credit scoring; the second uses the Random Forest algorithm, a machine learning technique known for its robustness and ability to capture complex relationships between variables. The main objective of this study is to develop an efficient scoring system capable of accurately distinguishing between good and high-risk payers, thus supporting informed credit granting decisions. In parallel, the study aims to evaluate and compare the performance of both models in terms of accuracy, sensitivity, and predictive capability. The results show that both models have good discriminative power, with a notable advantage for the Random Forest model.

Keywords: Scoring, Credit risk, Logistic regression

Introduction générale

Introduction générale

Le système bancaire joue un rôle central dans la dynamique économique à travers sa fonction d'intermédiation financière, en canalisant les ressources disponibles vers les agents économiques en besoin de financement. L'octroi de crédit représente ainsi l'une des principales activités des établissements bancaires, mais constitue également une source majeure de vulnérabilité. Le risque de crédit, défini comme la possibilité de non-remboursement d'un prêt accordé, demeure l'un des risques les plus fréquents et les plus redoutés dans le secteur bancaire.

Les conséquences d'une mauvaise gestion du risque de crédit peuvent être lourdes : dégradation de la qualité du portefeuille, baisse de rentabilité, tensions de liquidité, voire faillite de l'institution. Pour cette raison, les banques doivent mettre en œuvre des dispositifs rigoureux d'évaluation et de surveillance du risque. L'évolution du contexte financier mondial, marquée par des crises successives et un durcissement de la réglementation (notamment avec les accords de Bâle II et III), a renforcé la nécessité d'adopter des méthodes plus objectives, précises et automatisées d'analyse du risque.

Dans ce cadre, les modèles de scoring apparaissent comme des outils modernes et efficaces. Ils permettent de mesurer la probabilité de défaut d'un emprunteur à partir d'un ensemble de données historiques et actuelles, en utilisant des techniques statistiques comme la régression logistique. Le scoring permet ainsi une prise de décision plus rapide, plus standardisée et plus fiable, contribuant à limiter l'exposition au risque tout en optimisant les opérations de crédit.

Cependant, avec les avancées récentes dans le domaine de la science des données et de l'intelligence artificielle, de nouvelles approches, plus performantes, sont apparues. Parmi elles, la méthode Random Forest, issue de l'apprentissage automatique (machine learning), offre une alternative puissante aux techniques traditionnelles. En combinant plusieurs arbres de décision, elle permet de mieux capturer les relations complexes entre les variables et d'améliorer la précision des prévisions de défaut. Ce type de modèle est particulièrement adapté aux environnements bancaires où les données sont nombreuses, variées et souvent non linéaires.

En Algérie, bien que le système bancaire ait connu des réformes importantes, l'adoption de ces approches quantitatives et intelligentes reste encore limitée, en particulier dans les banques publiques. Face à une demande croissante de financement, notamment de la part des PME et des ménages, il devient urgent de moderniser les outils de gestion du risque pour renforcer la solidité du secteur bancaire et soutenir le développement économique.

Ce mémoire s'inscrit dans cette perspective d'amélioration. Il vise à étudier l'apport de la méthode de régression logistique dans l'évaluation et la gestion du risque de crédit, tout en comparant ses performances avec celles de la méthode Random Forest. Un modèle empirique sera proposé à partir de données réelles issues de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), afin d'évaluer l'efficacité de ces deux approches. Le travail sera structuré en trois chapitres : le premier analysera les fondements du crédit bancaire et les risques qui y sont associés ; le deuxième présentera les méthodes d'évaluation du risque de crédit, en mettant l'accent sur les

approches quantitatives, classiques comme avancées ; enfin, le troisième chapitre portera sur la mise en œuvre pratique des deux modèles et leur comparaison dans le cadre d'une étude de cas appliquée à la BEA.

La Problématique

Face à l'augmentation des risques de défaut et à la complexité des profils emprunteurs, les banques cherchent à améliorer leurs méthodes d'évaluation du risque de crédit. Parmi les approches les plus utilisées figure le credit scoring, qui permet de mieux orienter les décisions de financement. D'où la problématique suivante :

Comment les méthodes de credit scoring peuvent-elles être appliquées afin d'améliorer la qualité des décisions de crédit et de réduire le risque de défaut ?

Pour mieux cerner cette problématique principale, plusieurs questions secondaires méritent d'être explorées :

- ❖ Quels sont les fondements du risque de crédit et en quoi les réformes de Bâle II et III ont-elles contribué à en renforcer la gestion au sein des banques ?
- ❖ Quelles approches sont utilisées pour gérer le risque de crédit et quelles sont les principales techniques de scoring utilisées dans ce cadre ?
- ❖ Quel modèle, entre le scoring classique et la méthode Random Forest, permet une meilleure évaluation du risque de défaut dans le cas pratique de la BEA ?

Les hypothèses

- ❖ Les réformes de Bâle II et III ont renforcé la gestion du risque de crédit en incitant les banques à adopter des approches quantitatives et des outils de mesure plus rigoureux.
- ❖ La gestion efficace du risque de crédit repose sur l'adoption de méthodes rigoureuses, combinant des dispositifs traditionnels et des techniques quantitatives de scoring comme la régression logistique et les algorithmes d'apprentissage automatique.
- ❖ Dans le contexte de la BEA, l'intégration d'un modèle d'apprentissage automatique comme Random Forest permet d'améliorer significativement la qualité de la décision de crédit.

Choix de thème

Le choix de ce thème s'explique par plusieurs raisons à la fois économiques, technologiques, pratiques et académiques :

- Le rôle central du crédit bancaire dans le financement de l'économie, en tant que levier fondamental de l'investissement, de la consommation et de la croissance, notamment dans les pays en développement comme l'Algérie.
- La critique particulière du risque de crédit, qui reste l'un des risques les plus déterminants pour la stabilité financière des établissements bancaires, et qui, s'il est mal géré, peut entraîner des pertes importantes et nuire à la rentabilité du système bancaire.

- La nécessité, dans un environnement bancaire concurrentiel et exposé à de fortes incertitudes, de recourir à des approches plus rigoureuses, automatisées et prédictives, pour évaluer la solvabilité des clients de manière objective et rapide.
- L'évolution des outils d'aide à la décision dans le secteur bancaire, marquée par le passage des modèles statistiques traditionnels à des techniques d'intelligence artificielle et de machine learning.

Méthodologie de la recherche

Afin de répondre à la problématique principale et de traiter l'ensemble des questions soulevées dans cette étude, nous avons adopté une approche méthodologique mixte, combinant une analyse théorique rigoureuse à une étude empirique comparative fondée sur des outils statistiques classiques et des techniques modernes d'apprentissage automatique.

- Sur le plan théorique, nous avons procédé à une revue approfondie des concepts liés au crédit bancaire et à ses risques, en particulier le risque de crédit. Nous avons également présenté les différentes approches de gestion et d'évaluation de ce risque, en mettant en évidence les limites des méthodes traditionnelles et l'apport des techniques quantitatives telles que le scoring et les algorithmes d'intelligence artificielle.
- Sur le plan empirique, nous avons construit et évalué deux modèles de prédiction du risque de crédit à partir de données réelles issues d'un portefeuille de prêts de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA). Ces modèles sont :
 - ✓ Un modèle de régression logistique (Logit), largement utilisé dans le cadre du crédit scoring pour sa simplicité et son interprétabilité.
 - ✓ Un modèle fondé sur la méthode Random Forest, une technique d'apprentissage supervisé réputée pour sa performance en classification, sa capacité à traiter des ensembles de données complexes et à gérer la non-linéarité.

La performance de chaque modèle a été évaluée à l'aide de plusieurs indicateurs statistiques tels que la précision, la matrice de confusion, l'aire sous la courbe ROC (AUC), et le taux d'erreur, afin d'identifier la méthode la plus efficace pour prédire les défauts de paiement et appuyer les décisions de crédit.

- **Le premier chapitre** : Présentation générale du crédit bancaire et des risques qui y sont associés, avec un focus particulier sur la nature du risque de crédit, ses causes et ses conséquences sur la solidité des établissements financiers.
- **Le deuxième chapitre** : Revue des méthodes d'évaluation du risque de crédit, allant des approches traditionnelles aux approches quantitatives modernes.
- **Le troisième chapitre** : Étude empirique appliquée à la BEA : collecte et traitement des données, construction des deux modèles (Logit et Random Forest), évaluation de leurs performances respectives et comparaison des résultats obtenus.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Introduction du chapitre

Le crédit bancaire constitue aujourd'hui un levier essentiel du financement de l'économie moderne, en permettant aux agents économiques qu'ils soient ménages, entreprises ou institutions publiques d'accéder à des ressources financières nécessaires pour consommer, investir ou développer leurs activités. En tant qu'intermédiaires financiers, les banques jouent un rôle central dans ce mécanisme, transformant l'épargne collectée en prêts accordés selon des conditions encadrées. Loin d'être un simple instrument technique, le crédit s'inscrit au cœur de la stratégie des établissements bancaires, conditionnant à la fois leur rentabilité, leur stabilité et leur contribution au développement économique.

Cependant, l'activité de crédit n'est pas sans risque. Le principal danger auquel les banques sont confrontées réside dans le risque de crédit, c'est-à-dire la possibilité que l'emprunteur ne soit pas en mesure d'honorer ses engagements financiers, partiellement ou totalement. Ce risque, s'il n'est pas maîtrisé, peut engendrer des pertes importantes, affectant la solidité financière de l'établissement, voire avoir des répercussions systémiques sur l'ensemble du secteur bancaire. C'est pourquoi la gestion du risque de crédit s'impose comme un enjeu stratégique majeur, nécessitant des outils d'évaluation performants, des mécanismes de suivi rigoureux et un cadre réglementaire adapté.

L'analyse de ce risque repose sur plusieurs dimensions. Elle implique d'abord une étude approfondie de la solvabilité de l'emprunteur, fondée sur des critères financiers, sectoriels et comportementaux. Elle suppose ensuite l'évaluation des garanties et sûretés associées aux prêts, ainsi que la définition de politiques de crédit adaptées au profil de risque des clients. Enfin, elle nécessite l'instauration de systèmes de contrôle et de surveillance permettant de détecter précocement les signaux de dégradation du portefeuille.

Dans ce chapitre, nous nous attacherons à étudier les fondements du crédit bancaire ainsi que les mécanismes liés à la gestion de son risque. Nous commençons par poser le cadre conceptuel et opérationnel du crédit, avant d'analyser les outils et méthodes d'utilisation par les banques pour évaluer, mesurer et encadrer le risque de crédit. Nous concluons par une réflexion sur les enjeux actuels de cette problématique dans un environnement économique marqué par la possibilité, l'innovation financière et l'évolution des attentes réglementaires.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Section 01 : Fondements théoriques sur les banques et le crédit bancaire

Les banques jouent un rôle essentiel dans le fonctionnement de l'économie en assurant l'intermédiation entre les agents à capacité de financement et ceux à besoin de financement. À travers l'octroi de crédit, elles participent activement à la création monétaire, à la stimulation de l'investissement et à la croissance économique. Toutefois, cette activité repose sur des fondements théoriques solides, liés à la gestion du risque, à l'asymétrie d'information et à la régulation financière. Ce chapitre vise à présenter les principales bases théoriques expliquant le rôle des banques et les mécanismes du crédit bancaire dans une économie moderne.

1. La banque : notions de base

1.1. Définition de la banque

Selon la définition proposée par GOLVAN, une banque est un établissement qui exerce de manière habituelle l'activité de collecte de fonds auprès du public que ce soit sous forme de dépôts ou par d'autres moyens et qui utilise ces fonds pour son propre compte à travers des opérations d'escompte, de crédit ou encore des opérations financières. Cette définition met l'accent sur la dimension traditionnelle et technique de l'activité bancaire, envisagée avant tout comme un commerce de l'argent.¹

La banque est traditionnellement reconnue pour son rôle d'intermédiaire financier, en assurant le lien entre les agents économiques disposant d'un excédent de financement et ceux ayant un besoin de financement. D'un point de vue juridique, et selon les articles 66 à 70 de l'ordonnance n° 03-11 relative à la monnaie et au crédit, les banques sont définies comme des personnes morales qui exercent, à titre de profession habituelle et principale, les opérations de banque. Ces opérations comprennent notamment la réception de fonds du public, l'octroi de crédits, ainsi que la mise à disposition et la gestion des moyens de paiement pour la clientèle.²

1.2. Le rôle des banques

Le rôle principal des banques est de collecter des dépôts et d'accorder, grâce à ceux-ci, des crédits. Les banques opèrent une transformation monétaire : à partir des dépôts souvent à vue ou à court terme qu'elles reçoivent, les banques peuvent accorder des crédits à court, moyen, mais aussi long terme. Leur traditionnelle fonction d'intermédiation entre ceux qui ont des capacités de financement et ceux qui ont des besoins de financement a tendance à perdre de l'importance par rapport aux autres services qu'elles peuvent offrir à leur clientèle, on parle même de désintermédiation.³

Autrement dit, le rôle de la banque consiste à collecter les capitaux disponibles pour son propre compte et les utiliser sous sa responsabilité à des opérations de crédit pour gagner de l'argent.⁴

¹ LE GOLVAN. Y, « Banque Assurance » », éd DUNOD, Bordas, Paris, 1988, P19.

² Ordonnance n° 03-11 du 26 août 2003, relative à la monnaie et au crédit.

³ Chamblay D. et Montoussé M., « **100 fiches pour comprendre les sciences économiques** », Bréal, 2013, P : 130.

⁴ Benkhedda E. « **Technique bancaire** », Cour dans le programme académique de l'école supérieur de commerce, Alger, Algérie, 2024, P : 43.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

- **La collecte des dépôts :** Les dépôts bancaires constituent des produits d'investissement : ils représentent des fonds collectés auprès du public, avec le droit de les utiliser à titre personnel, mais sous l'obligation de les rembourser. On dispose de :
 - Les dépôts à vue : ce sont des dépôts que l'on peut retirer à tout moment, sans qu'ils soient soumis à un délai (comptes chèques, comptes courants, comptes sur livrets d'épargne...) ;
 - Les dépôts à terme : Montant d'argent immobilisé dans un compte bancaire qui ne peut être récupéré par son titulaire avant une période déterminée à l'avance dans un contrat (comptes à terme, bons de caisse...).
- **La distribution des crédits :** les ressources collectées par la banque auprès de sa clientèle, soit à travers des dépôts en compte courant (mobiles) ou à terme (fixes), représentent un actif crucial qui ne doit pas demeurer figé au sein de ses coffres. Selon la loi, il a le droit de les exploiter sous sa pleine responsabilité afin d'octroyer des prêts aux acteurs économiques nécessitant des fonds pour investir, produire et consommer. Avant d'accorder ces crédits, l'établissement bancaire est dans l'obligation d'évaluer le risque de contrepartie.

En rassemblant les fonds disponibles et en orchestrant les requêtes de prêts, le banquier offre l'accès à tous les capitaux, indépendamment de leur valeur ou de leur durée de disponibilité, en les mettant à la disposition des demandeurs de crédit.

1.3. L'organisation d'une banque

Pour remplir sa fonction d'intermédiaire entre les détenteurs et les requérants de fonds, tout en garantissant certains services à ces derniers, la banque est souvent tenue de disposer d'une structure appropriée.

Chaque institution bancaire possède une structure qui lui est propre et propose des services sous diverses appellations, accompagnés de leurs missions respectives. Toutefois, il y a parmi ces derniers certains qui sont communs :¹

- **Le siège de la banque :** La direction générale et les différentes directions centrales spécialisées dans les opérations bancaires et techniques sont toutes situées au siège de la banque.
La direction générale définit la politique de l'institution bancaire et supervise les opérations de toutes les directions.
- **La direction de l'exploitation ou des agences :** Cette direction supervise et gère les activités des agences. Elle se structure en départements ou divisions spécialisés dans la gestion commerciale, le crédit, le contrôle et l'administration.
Il est possible de constituer des directions régionales pour rassembler plusieurs agences.
- **L'agence :** L'agence représente l'entité fondamentale d'opération. Elle assure un contact direct avec les clients. Sa mission consiste à servir le client en rassemblant

¹ BOURGUIGNON, F., & LÉVY, B., « **Économie bancaire** », 3e édition, Éditions La Découverte, Paris, France, 2001, P :23

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

les ressources (ouverture de compte) et en distribuant des crédits, ainsi que les divers produits (services) qu'elle propose à ses partenaires.

1.4. La classification des banques

On peut classer les banques en banque centrale, qui est un type spécifique de banque, et en quatre catégories cruciales : les banques de détail, les banques de dépôt, les banques d'investissement et les banques d'affaires.¹

- **La banque centrale** : Règle et contrôle les activités de diverses institutions bancaires, en s'assurant principalement de leur capacité à honorer les dépôts, et particulièrement en gérant la création monétaire par ces banques, tout en régulant son utilisation via les taux d'intérêt directeurs. Les banques centrales sont des institutions spécifiques, car elles sont des entités gouvernementales qui détiennent le monopole de la création de monnaie. Habituellement, c'est la banque centrale qui exerce le rôle d'autorité monétaire dans un pays.
- **Banque de détail** : Également connue sous le nom de banque commerciale ou de banque de réseau, elle cible principalement les particuliers, mais aussi les petites et moyennes entreprises, les professions indépendantes ainsi que les associations et collectivités locales.
La banque de détail offre des services bancaires traditionnels : gestion de comptes, prêts, produits d'épargne, assurances vie... Elle possède généralement un réseau d'agences assez dispersé à l'échelle nationale.
- **Banque de dépôt** : Comparativement aux banques de détails, les banques de dépôts ont un domaine d'activité restreint. Leur rôle est de recevoir et de gérer les dépôts financiers, en collaborant principalement avec des individus ou des sociétés.
- **Les banques d'investissement** : Les banques d'investissement sont des institutions financières spécialisées dans les opérations sur les marchés financiers, le financement des entreprises et le conseil en fusions et acquisitions. Contrairement aux banques commerciales, elles ne collectent pas de dépôts du public mais interviennent dans l'émission de titres, le trading et l'ingénierie financière. Elles jouent un rôle clé dans l'économie en facilitant l'accès au capital et en optimisant la gestion des risques financiers.²
- **Les banques d'affaires** : La banque d'affaire joue un rôle d'intermédiaire dans les opérations financières : introduction en bourse, augmentation de capital, placement d'emprunt, opération de fusion acquisition ... Elle ne prête quasiment pas et elle travaille sur des opérations de longues durées.³

¹ Benkhedda E., « **Technique bancaire** », Cour dans le programme académique de l'école supérieur de commerce, Alger, Algérie, 2024, P : 123.

² MISHKIN, F.S., « **L'économie de la monnaie, de la banque et des marchés financiers** », Pearson, 2019.P :67

³ Idem

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

En d'autres termes, une banque d'affaires est une institution qui facilite à ses clients l'investissement dans leur entreprise en fournissant un soutien financier à long terme sous la forme de participation, principalement par l'acquisition d'actions, plutôt que par l'octroi de crédits. De plus, elle propose un soutien individualisé en fournissant des recommandations stratégiques. Elle est directement engagée dans le capital de l'entreprise, ce qui signifie qu'elle partage les risques et endure les répercussions en cas de mauvaise administration.

1.5. La clientèle de la banque

La banque sert deux groupes distincts de clients : les entreprises et les particuliers.

- ❖ **Les entreprises :** Le rôle primordial des entreprises en tant qu'agents économiques est de générer des biens et services à destination des consommateurs. On les catégorise en trois types : industrielles, commerciales et de services.

Afin de garantir leur opérationnalité et la pérennité de leurs opérations, les sociétés nécessitent une variété d'actifs, y compris des biens immobiliers, des matières premières et des articles finis. Le financement nécessaire pour l'obtention de ces ressources est généralement proportionnel à la durée de vie des biens en question :

En priorité, elles se basent sur leurs ressources internes et peuvent, si nécessaire, rechercher des financements extérieurs auprès des institutions bancaires ou de leurs fournisseurs.

Les fonds à long terme sont alloués au financement des actifs fixes, alors que les capitaux à court terme sont utilisés pour financer les opérations, les créances et pour assurer l'équilibre de la trésorerie.

Afin de satisfaire les exigences de financement des entreprises, diverses formes de prêts sont offertes par les banques :

- Crédits à court terme : lignes de crédit, découverts bancaires, escomptes de billets à ordre, avals, garanties, et ainsi de suite.
- Prêts à long et moyen terme : destinés à l'achat d'équipements et d'investissements pérennes.

Au-delà du soutien financier, les banques fournissent aux entreprises leur expertise via divers services de consultation, d'aide, d'information et de support sur les marchés des capitaux.

- **Les particuliers :** Le terme particulier se réfère aux individus physiques, sans tenir compte de leur situation sociale ou professionnelle.

L'activité humaine se répartit en deux éléments cruciaux :

- L'aspect privé : se réfère à l'usage ou la consommation de biens et services pour des objectifs individuels.
- L'aspect professionnel : se réfère à la contribution, qu'elle soit intellectuelle ou manuelle, au sein des entreprises.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Afin de satisfaire leurs différents besoins, les banques proposent diverses catégories de prêts :

- Les crédits de trésorerie, conçus pour garantir des fonds disponibles à travers l'attribution de prêts.
- Les prêts à la consommation, qui facilitent l'achat de biens tels que les meubles ou les voitures.
- Les crédits immobiliers, destinés à l'achat ou à la construction de résidences.

Outre les prêts, les institutions bancaires proposent des services destinés à assurer sécurité et commodité, comme l'établissement de comptes, les transferts d'argent, les investissements financiers ou encore la location d'un coffre-fort.

Finalement, les services et produits bancaires sont constamment modifiés pour répondre aux changements économiques, sociaux et culturels de la société.

2. La notion de crédit bancaire

Le crédit bancaire est un levier fondamental du financement économique, facilitant l'accès aux ressources financières pour les particuliers et les entreprises. Il se décline en plusieurs types, adaptés aux besoins spécifiques des emprunteurs, qu'il s'agisse de financer des projets, d'acquérir des biens ou de soutenir la trésorerie. En mettant ces solutions à disposition, les banques jouent un rôle clé dans la stimulation de l'activité économique et le développement des agents économiques.

2.1. Définition de crédit bancaire

« Le crédit est considéré comme un acte de confiance comportant l'échange dans le temps d'un bien sous condition d'une contrepartie futur. »¹

Le crédit est une opération financière par laquelle une institution (généralement une banque) met à disposition d'un emprunteur une somme d'argent, sous condition de remboursement à une date ultérieure, généralement assortie d'intérêts. Il repose sur un acte de confiance et implique un transfert temporaire de ressources, en contrepartie d'un engagement de restitution future.

2.1.1. Définition juridique

« Le crédit ce défini comme étant tout titre onéreux par lequel une personne met ou promet de mettre des fonds à la disposition d'une autre personne et prend dans l'intérêt de celle-ci un engagement par signature tel qu'un aval, un cautionnement ou une garantie. Sont assimilées les opérations de crédit les opérations de location assorties d'opérations d'achats ou notamment les crédits-bails. »²

¹ DUTALLIS G., « **faire crédit, c'est faire confiance** », 1964, P : 15.

² Article N° 68 de l'ordonnance N° :03-11 du 26 avril 2003 relative à la loi sur la monnaie et le crédit journal officiel de la démo algérien.

2.1.2. Définition économique

Le crédit est une opération financière par laquelle une personne met des fonds à la disposition d'une autre, en contrepartie d'une rémunération correspondant au service rendu et aux risques encourus. Il constitue un levier essentiel de la création de richesse et favorise l'expansion de l'activité économique. À ce titre, le crédit exerce un effet multiplicateur sur le développement des activités humaines. De manière générale, son octroi repose sur quatre éléments fondamentaux et indissociables : le temps, la confiance, le risque et les garanties.

2.2. La typologie des crédits

Il existe quatre types de crédit :¹

- Les crédits d'exploitation ;
- Les crédits d'investissement ;
- Le financement du commerce extérieur ;
- Les crédits aux particuliers.

2.2.1. Les crédits d'exploitation

Les crédits d'exploitation sont destinés à financer les actifs circulants d'une entreprise, notamment ses besoins à court terme liés à la production, la fabrication et la commercialisation. Ils fournissent immédiatement des liquidités, évitant ainsi la nécessité de céder certains éléments du patrimoine à court terme. Ces crédits permettent de couvrir le cycle d'exploitation lorsque le fonds de roulement s'avère insuffisant. Leur montant correspond à un plafond fixé par la banque, mais les intérêts ne sont appliqués que sur la somme effectivement utilisée. Le remboursement est assuré par les recettes d'exploitation, avec une durée généralement limitée à une année.

Ce type de crédit est subdivisé en crédit par caisse et crédit par signature.

a. Crédit par caisse

C'est le décaissement immédiat de fonds en faveur du bénéficiaire, il y a deux catégories dans ce modèle :

- **Les Crédit par caisse globaux**

Les crédits par caisse globaux servent à financer les besoins généraux liés à l'exploitation, sans être rattachés à un actif spécifique ou à une opération particulière. Ils visent principalement à pallier les écarts de montant et de timing entre les recettes et les dépenses d'exploitation.

Leur importance varie en fonction de plusieurs facteurs, tels que la durée du cycle de production et/ou de stockage, les retards de livraison et de facturation, ainsi que la

¹ Touadri K. et Rahmani A., « **La gestion du risque de crédit bancaire par la méthode scoring** », mémoire fin d'étude, Ecole supérieure de commerce – kolea, 2019.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

saisonnalité de l'activité. Bien que simples dans leur conception, ces crédits présentent un risque élevé pour la banque, car ils ne sont assortis d'aucune garantie intrinsèque, mais reposent uniquement sur un engagement de remboursement.

Les principales formes de crédit par caisse globaux sont :

- **La facilité de caisse**

Il s'agit d'un financement bancaire visant à combler des décalages de trésorerie de très courte durée. Autrement dit, ce crédit permet de couvrir des besoins ponctuels de liquidités, qui surviennent généralement en fin de mois, période marquée par des décaissements importants tels que le paiement des salaires, le règlement des dettes fournisseurs et de la TVA, entre autres.

- **Le crédit de compagne**

Ce type de crédit vise à financer les activités saisonnières en compensant les décalages de trésorerie résultant de la différence entre les dépenses et les recettes. Son octroi requiert l'élaboration préalable d'un plan de trésorerie détaillé, mettant en évidence les flux de dépenses et de recettes de l'entreprise mois par mois.

- **Le découvert**

Le découvert est un crédit accorde par votre banque, celle-ci est autorisée à vous facturer des intérêts et frais, plus couramment appelés agios.¹

- **Le crédit relais**

Le crédit relais est un prêt onéreux qui peut être mis en place en faveur du véhicule d'acquisition dans l'attente d'une recette future qui ne peut avoir lieu qu'au moment du closing (remontée de trésorerie, augmentation de capital, emprunt obligataire, cession d'une filiale, etc.) qui assurera son remboursement. Souvent utilisé pour des montants importants, le crédit relais se contracte habituellement auprès du banquier senior. Accordé à court terme (d'une durée habituellement inférieure à six mois), ses caractéristiques d'exigibilité, de marges et de rang sont généralement calquées sur celles de la dette senior.²

- **Les crédits par caisse spécifiques**

Les crédits par caisse spécifiques sont principalement destinés au financement de l'actif circulant. Ils sont assortis de garanties réelles directement liées à l'opération de crédit. Par ailleurs, lorsque leur montant dépasse 2.000.000 DA, ils peuvent être réescomptés auprès de la Banque d'Algérie.

¹ Banque de France, <https://www.banque-france.fr>, consulter le 23-05-2025 à 12 :24

² Peter H., « **la forme juridique des clubs suisses : situation actuelle et perspectives souhaitables** », Suisse, Piermarco, 2000, PP : 7–37.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

○ **L'escompte commercial**

L'escompte est une opération de crédit à court terme par laquelle une banque avance à son client le montant d'un effet de commerce qu'il lui remet en contrepartie. En échange, la banque déduit une somme correspondant aux intérêts dus jusqu'à l'échéance, ainsi que certaines commissions. Cet ensemble de prélèvements est appelé « agio d'escompte ». L'escompte peut également être défini comme l'achat au comptant d'une créance à terme.

○ **Le factoring (L'affacturage)**

L'affacturage (ou factoring) est un procédé par lequel l'entreprise cède ou remet à l'encaissement ses créances à une société spécialisée, le « factor ».¹

La société d'affacturage s'engage à payer les créances qui lui ont été transférées sous déduction de commissions et d'agios.

○ **L'avance sur marchandise (warrantage)**

« L'avance sur marchandise est un crédit par caisse qui finance en stock, financement garanti par des marchandise remises en gage au banquier. »²

Cette méthode de financement demeure fortement périlleuse pour le prêteur bancaire qui se doit d'évaluer la valeur, la qualité et la liquidité de la garantie. Ce genre de prêt est attribué à des clients soigneusement sélectionnés.

○ **Avance sur marchés publics**

« Un marché public est un contrat passé entre un emprunteur et une administration publique pour la fourniture de bien ou l'exécution de travaux.»³

La philosophie de l'administration se fonde sur le règlement post-prestation, ce qui peut causer des difficultés significatives de liquidité pour les sociétés. Pour résoudre ce problème, elles font appel à leur banque afin de recevoir le financement nécessaire.

○ **L'avance sur facture**

« Est une caisse consentie contre remise de facture visées par des administrations ou des entreprises publiques généralement domiciliées aux guichets de la banque prêteuse »⁴

Le montant de cette avance ne peut dépasser 70% du montant de la facture.

b. Crédit par signature

¹ GUERTAOU I A., MONIN M. et al, « **Gestion et organisation** », Bréal, 1998, P : 45.

² Bouyacoub F., « **L'entreprise et le financement bancaire** », Alger, Algérie, 2000, P. :237.

³ Ibid., P. 238.

⁴ Ibid., P. 236.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

À la différence du crédit par caisse, ce mode de financement ne nécessite pas de sortie de fonds réelle de la part de l'établissement bancaire. C'est un simple engagement formel qui se concrétise par une signature bancaire.

- **L'aval**

L'aval est un engagement par lequel un tiers se porte garant du paiement d'un effet de commerce. Il peut être accordé sous la forme d'un acte couvrant plusieurs échéances avec des montants variés.

- **L'acceptation**

L'acceptation est la promesse du tiré de régler un effet de commerce à sa date d'échéance. L'acceptation d'un banquier correspond à une promesse où le banquier appose sa signature sur un effet de commerce pour assurer son règlement à l'échéance.

- **Les cautions**

Le cautionnement est régi par les dispositions des articles 644 à 673 du code civil, l'article 644 stipule :

« Le cautionnement est un contrat par lequel une personne garantit l'exécution d'une obligation, en s'engageant, envers le créancier, à satisfaire à cette obligation, si le débiteur n'y satisfait pas lui-même ».

2.2.2. Les crédits d'investissement

Les crédits d'investissement sont destinés à financer l'actif immobilisé du bilan. Ils peuvent être accordés à moyen ou à long terme.

Les crédits d'investissement sont destinés à financer l'actif immobilisé du bilan son remboursement est assuré par les bénéfices de l'entreprise, ces crédits peuvent revêtir deux formes, les crédits classiques (moyen et long terme), et le crédit-bail.

a. Les crédits à moyen terme

Le crédit à moyen terme est un prêt conçu pour l'achat d'équipements, de machines et d'installations légères. Elle s'étend sur une période de deux à sept ans, qui coïncide généralement avec la durée comptable de l'équipement financé. Ça peut également comporter un report de paiement qui varie de six mois à deux ans.

« Les crédits à moyen terme sont réescomptables auprès de la Banque d'Algérie, qui peut prendre en pension les effets créés en représentation de CMT, pour une période n'excédant pas trois (03) ans. »¹

¹ Article N°71 de la loi 90-10 du 14 Avril 1990 relative à la loi sur la monnaie et le crédit.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Il existe trois types de crédits à moyen terme, selon que ce dernier permet à la banque de reconstituer sa trésorerie ou non ;

- **CMT réescomptable**

Cette forme de crédit est la plus répandue dans les banques algériennes, car elle leur offre la possibilité de récupérer la liquidité déboursée lors de l'octroi du crédit, en procédant à un réescompte du billet à ordre signé par l'investisseur auprès de la Banque d'Algérie.

- **CMT mobilisable**

Dans le cas de ce genre de prêt, le banquier ne cherche pas à réescompter le crédit auprès de la Banque d'Algérie, mais plutôt à le monétiser sur le marché financier. Cette option n'est cependant pas encore disponible en Algérie.

- **CMT direct**

Il s'agit d'un prêt accordé par la banque en utilisant ses propres fonds ; il n'est pas susceptible de refinancement. Les reconnaissances de dette générées par l'usage de ce type de crédit ne constituent qu'une affirmation des obligations du client envers sa banque.

b. Les crédits à long terme

Ces prêts sont spécifiquement destinés à financer des actifs lourds sur une période de 8 à 20 ans. Toutefois, les établissements bancaires hésitent souvent à les accorder en raison de leur échéance de remboursement prolongée, nécessitant des moyens financiers sur le long terme.

c. Le crédit-bail (leasing)

Il s'agit d'une transaction commerciale et financière effectuée par les banques et établissements financiers, ou par les entreprises de crédit-bail, avec des entités économiques sur la base d'un contrat de location d'un bien, qui inclut l'option éventuelle d'acquérir ce bien.¹

On distingue deux types de crédit-bail :

- ✓ Le leasing mobilier : action de louer des biens meubles tels que les équipements, le matériel ou l'outil requis pour les opérations de l'entité économique.
- ✓ Le crédit-bail immobilier : un processus de location de biens immobiliers à édifier pour répondre aux exigences professionnelles de l'acteur économique.

2.2.3. Le financement du commerce extérieur

Le commerce international implique des acteurs situés dans différents pays. Sa principale particularité réside dans la distance qui sépare ces acteurs, mais d'autres obstacles, tels que la langue et la monnaie, peuvent également compliquer les échanges.

¹ Journal officiel, l'ordonnance n°96-09 du 10 janvier 1996 article : 1-3

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

C'est pourquoi l'intervention d'un expert en la matière, le banquier, est essentielle. Celui-ci met en place des solutions de financement adaptées, notamment :

- ✓ Le crédit à l'importation (crédit documentaire).
 - ✓ Le crédit à l'exportation (crédit fournisseur et crédit acheteur).
- **Le crédit documentaire** : « Le crédit documentaire ou lettre de crédit est un engagement donné par une banque pour le compte de l'acheteur (donneur d'ordre) ou pour son propre compte afin de payer au bénéficiaire la valeur d'un effet de commerce, et/ou documents, sous réserve, que les termes et conditions du crédits soient respectés » ¹
- Ainsi, le crédit documentaire sert d'instrument de crédit et de moyen de paiement pour les transactions commerciales. Les acteurs impliqués dans le crédit documentaire comprennent :
- L'initiateur de la demande (l'importateur) ;
 - L'institution bancaire émettrice (banque de l'importateur) ;
 - La banque notifiée (banque de l'exportateur) ;
 - Le destinataire (l'exportateur).
- **Le crédit d'exportation**
- **Le crédit fournisseur** : C'est un rabais offert au fournisseur qui a accordé des délais de règlement à son partenaire international. Cela lui donne la possibilité de recevoir immédiatement, dès la livraison, les montants qui lui sont dus.
 - **Le crédit acheteur** : C'est un crédit accordé par l'établissement bancaire du pays du fournisseur à un acheteur étranger, lui donnant la possibilité de régler son fournisseur sur-le-champ.

2.2.4. Les crédits aux particuliers

a. Les crédits aux particuliers

En raison du niveau de vie en Algérie, de nombreux Algériens sollicitent le soutien bancaire pour financer certains de leurs besoins. Ainsi, la banque propose une variété de produits adaptés à ces exigences.

b. Le crédit immobilier

Le crédit immobilier est un emprunt à long terme destiné au financement de l'acquisition d'un bien immobilier, généralement garanti par une hypothèque de premier rang sur le bien concerné.

Le demandeur doit fournir un apport personnel d'au moins 20 % du prix du bien, tandis que le montant du crédit peut couvrir jusqu'à 80 % de sa valeur.

Le plan de remboursement est établi en fonction de la capacité financière de l'emprunteur, avec des mensualités calculées sur la base de son revenu net global.

¹ Del Busto C., « **Guide CCI des opérations de crédit documentaire pour les RUU500** », IIC publishing, Paris, France, 1994. P : 90.

c. Le crédit à la consommation

Ce crédit, distinct du crédit immobilier, est accordé par les banques aux particuliers pour financer l'achat de biens d'équipement, de véhicules ou d'électroménagers.

Il est accessible à toute personne physique résidente justifiant d'un revenu régulier et d'au moins une année d'activité au moment de la demande. En règle générale, l'emprunteur doit contribuer avec un apport personnel d'au moins 30 % de la valeur du bien, tandis que le montant du crédit accordé par la banque est limité à 70 % de cette valeur.

De plus, une assurance, à la charge de l'emprunteur, doit être souscrite auprès d'une compagnie d'assurance lors de la mise en place du crédit.

Remarque : Selon l'article 75 de la loi de finances complémentaire pour 2009 : « Les établissements bancaires ne peuvent consentir des prêts aux particuliers que dans le contexte des crédits immobiliers ». D'après l'article, la loi interdit à toutes les banques algériennes d'accorder des prêts à la consommation, sauf pour les crédits immobiliers. Ces institutions financières sont donc obligées de respecter cette législation, car ce type de crédit est instauré par l'Etat.

2.3. Le crédit bancaire en Algérie

Le crédit bancaire constitue un levier fondamental du financement de l'économie en Algérie, permettant aux ménages, entreprises et institutions publiques d'accéder aux ressources nécessaires pour consommer, investir et se développer. Dans un contexte de transition économique et de diversification progressive hors hydrocarbures, le rôle des banques algériennes dans l'allocation du crédit devient de plus en plus stratégique. Encadrée par un dispositif réglementaire spécifique mis en place par la Banque d'Algérie, l'activité de crédit doit répondre à des impératifs de prudence, d'efficacité et de soutien à la croissance.

2.3.1. Le système bancaire algérien

Le système bancaire algérien est connu, depuis le tournant vers l'économie de marché au début des années 1990, une transformation progressive marquée par une volonté de modernisation et d'adaptation aux normes internationales. Cette orientation s'est imposée comme une nécessité, dans le but de répondre efficacement aux nouveaux besoins de financement de l'économie nationale et de combler le retard accusé par le rapport à certains pays voisins, notamment le Maroc et la Tunisie, dont les systèmes financiers ont connu des avancés plus rapides.

Issu d'un modèle centralisé hérité de l'économie planifiée, le secteur bancaire algérien a dû faire face à de nombreux défis structurels, parmi lesquels une faible intermédiation financière, une culture du crédit peu développée, et une prédominance des banques publiques. Les réformes engagées par les pouvoirs publics au fil des décennies ont visé à restructurer ce secteur en profondeur. Comme le soulignait J. Denizet « les enjeux monétaires figurent parmi les plus critiques de notre époque, et l'Algérie n'échappe pas à cette réalité. »¹

¹ Benhalima A., « **Le système bancaire algérien : Textes et réalité** », Algérie, Editions Dahlab, 1994, p. 3.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Ainsi, plusieurs objectifs ont guidé ces réformes :¹ renforcer la stabilité et la rentabilité du secteur financier, améliorer l'efficacité du marché du crédit, réduire le coût de l'intermédiation, et moderniser les systèmes d'information et de paiement afin d'améliorer la qualité des services rendus aux usagers. L'accès au crédit, en particulier pour les ménages (à travers le crédit immobilier et le crédit à la consommation), a également été placé au cœur des priorités, dans l'optique de dynamiser la demande intérieure et de soutenir la croissance.

Dans cette dynamique, les institutions internationales telles que le Fonds Monétaire International (FMI) et les représentants de l'Association des Banques et Établissements Financiers (ABEF) ont régulièrement appelé à concentrer les efforts sur deux axes majeurs : d'une part, la modernisation des infrastructures de paiement, et d'autre part, le renforcement du cadre réglementaire et prudentiel encadrant l'activité bancaire.²

Aujourd'hui, bien que des progrès notables aient été accomplis, le secteur bancaire algérien reste confronté à de nombreux défis : la digitalisation lente des services, la prédominance du cash dans les transactions, la faiblesse de la bancarisation, ainsi que les contraintes liées à l'environnement juridique et institutionnel. Néanmoins, les réformes engagées offrent des perspectives prometteuses pour la construction d'un système bancaire plus ouvert, plus performant et mieux intégré à l'économie mondiale, en particulier dans un contexte où la résilience financière constitue un facteur clé de développement durable.

¹ Tamalghaght M., « **la réforme financière et son impact sur le secteur de la justice** », 2005, Disponible sur : www.mjustice.dz.

² Arroudj H., « **Réforme et modernisation du système bancaire algérien durant la période 1990-2010** », Thèse de Doctorat en sciences commerciales, option finances et économie internationale, Université d'Oran 2, Oran, Algérie, 2015, P : 116.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Section 02 : Les risques de crédit bancaire

Le risque de crédit représente l'un des principaux défis auxquels sont confrontées les institutions bancaires. Il correspond à la possibilité qu'un emprunteur ne respecte pas ses obligations de remboursement, mettant ainsi en péril la rentabilité et la stabilité financière de la banque. En raison de son impact potentiel sur la solidité du système bancaire et sur l'économie dans son ensemble, la compréhension et la maîtrise de ce risque sont devenues des priorités stratégiques. Ce chapitre a pour objectif de présenter la nature du risque de crédit, ses sources, ainsi que les outils et méthodes utilisés par les banques pour le mesurer, le prévenir et le gérer efficacement.

1. Définition du risque de crédit

Le risque de crédit correspond à la perte potentielle qu'un agent économique peut subir en raison d'une dégradation de la qualité de crédit d'une contrepartie, ou d'un ensemble de contreparties, sur une période déterminée.¹

Le risque de crédit découle de l'incertitude liée à la capacité ou à la volonté des contreparties ou des clients d'honorer leurs engagements à l'échéance.

La banque s'expose ainsi à un risque dès qu'elle se trouve dans l'attente d'un encaissement provenant d'un client ou d'une contrepartie de marché.

Le risque de crédit est présent dans tous les contrats financiers et constitue la principale source de perte pour les institutions financières.

Le risque de crédit est naturellement fonction de trois paramètres :²

- ✓ Le montant de la créance
- ✓ La probabilité de défaut
- ✓ La proportion de la créance qui sera recouvert en cas de défaut

2. Typologie du risque de crédit

En général, le risque de crédit peut prendre trois formes qui sont comme suit :

- ✓ Le risque de contrepartie ou de défaut
- ✓ Le risque de dégradation du spread de signature
- ✓ Le risque lié à l'incertitude du recouvrement.

2.1. Le risque de contrepartie ou de défaut (default risk)

Cette première forme de risque se rapporte à « l'occurrence d'un défaut qui se caractérise par l'incapacité du débiteur à faire face à ses obligations »³

¹ Koffi-M. Yao J., « Les accords de Bâle et la gestion du risque de crédit », version préliminaire, 2003, P : 9.

² VERNIMMEN P., « Finance d'entreprise », Broché, 2005, P : 105.

³ RONCALLI T., « la gestion des risques financiers », economica, Paris, France, 2004, P : 105.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

L'agence Moody's retient la définition suivante du risque de défaut : « tout manquement ou tout retard du paiement du principale ou des intérêts ».

Un défaut est considéré comme réalité par rapport à un débiteur particulier lorsqu'un ou plusieurs de ces événements suivants se réalisent :

- Le débiteur ne remboursera vraisemblablement pas en totalité ses dettes (principal, intérêts et commissions) ;
- La constatation d'une perte portant sur l'une de ses facilités : comptabilisation d'une perte, restructuration de détresse impliquant une réduction ou un rééchelonnement du principal, des intérêts ou des commissions ;
- Retard de plus de 90 jours sur l'une de ses obligations ;
- Le débiteur introduit une procédure de faillite ou une procédure similaire pour protéger de ses créances ».

2.2. Le risque de dégradation du spread de signature

Cela correspond à une dégradation de la qualité du crédit, se traduisant par une augmentation de la prime de risque exigée par les investisseurs sur le marché des capitaux. Par ailleurs, si l'emprunteur dispose d'une notation attribuée par une agence de notation, celle-ci peut être révisée à la baisse. Ces signaux, étroitement corrélés au risque de défaut, sont d'ailleurs interprétés par les marchés comme des indicateurs d'un risque imminent.

2.3. Le risque de recouvrement

Ce risque est estimé en tenant compte de la part de la dette que le prêteur pense ne pas pouvoir recouvrer suite à la procédure judiciaire ouverte après un manquement au paiement (également désignée comme gravité de la perte).

Deux éléments principaux l'influencent :

- ✓ Le rang du titre de la créance (le montant recouvrable varie selon l'exigibilité de la créance) ;
- ✓ « La présence de garanties associées à la dette concernée (elles servent de protection au créancier en cas de défaillance du débiteur). »¹

La banque détermine un taux de recouvrement, qui représente un pourcentage estimé de la partie d'une dette non garantie, mais qui pourrait être récupérée en cas de défaut de paiement. Cet élément de l'actif peut aider à couvrir les pertes sur les créances, ce qui permet de diminuer le montant à provisionner.

Le taux de recouvrement sert à évaluer la portion d'une créance qui pourrait être récupérée suite à des procédures judiciaires initiées après la faillite d'un débiteur. Ce remboursement englobe aussi bien le principal que les intérêts, après soustraction des garanties déjà reçues. Son calcul se base sur l'examen de plusieurs éléments déterminants :

¹ PAGET B.E. et PAINVIN N., « La notation financière : rôles des agences et méthodes de notation », Dunod, Paris, France 2007, P : 37.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

- ✓ La durée des procédures judiciaires qui varie d'un pays à un autre ;
- ✓ La valeur réelle des garanties ;
- ✓ Le rang de la banque dans la liste des créanciers.

3. Les moyens de se prémunir contre le risque de crédit

Cette partie nous aidera à comprendre les différentes façons de se protéger contre les risques liés au crédit, en deux aspects principaux :¹

- ✓ Les documents nécessaires dans la gestion du crédit,
- ✓ Les garanties pour éviter le risque de défaillance.

3.1. Les supports (documents)

Un lot de documents accompagne le crédit tout au long de son existence et constitue un ensemble indispensable pour l'établissement d'une base de données. Ces documents servent également à constituer une base de données pour le futur renouvellement de ce crédit ou pour une autre forme d'aide que l'entreprise demandera à la banque. Nous prévoyons d'élaborer une présentation des documents essentiels dans le dossier de prêt :

➤ La convention de crédit

La convention de crédit est un contrat qui encadre la relation entre la banque et son client. Elle précise la nature du crédit, ses modalités ainsi que les conditions applicables. Ce document permet au bénéficiaire de solliciter, à une date ultérieure et selon ses besoins, le financement accordé dans les termes préalablement définis. Elle a une valeur contractuelle : le client, après en avoir pris connaissance, doit l'approuver afin de lui conférer sa pleine portée juridique.

➤ Assurance-crédit

L'assurance-crédit est une forme spécifique d'assurance destinée à protéger les entreprises ou les établissements bancaires contre les risques de non-paiement de leurs débiteurs. Elle vise à offrir des solutions concrètes en matière de prévention et de gestion du risque d'impayés, ainsi qu'à garantir une indemnisation rapide en cas de défaut de paiement.

Pour répondre aux différents besoins des emprunteurs, les compagnies d'assurance ont développé plusieurs types de couvertures. L'assurance-crédit se situe à mi-chemin entre une garantie de type caution – nécessitant le paiement d'une prime par l'emprunteur – et une assurance dommage telle que l'assurance incendie, qui couvre les pertes liées à la destruction, la dégradation ou le vol de biens appartenant à l'entreprise.

En général, ce type d'assurance permet de garantir :

- Le règlement des créances restées impayées à la suite de procédures collectives ;
- L'indemnisation des impayés susceptibles de menacer la stabilité de l'entreprise ;
- Le recouvrement des sommes prêtées à d'autres entreprises.

¹ Yahiaoui M., Moali L., « **La Gestion et la modélisation du risque de crédit par la méthode scoring** », Mémoire de Master, Ecole supérieure de commerce, 2017, P : 57.

3.2. Les garanties

Une institution bancaire demande des garanties pour se prémunir contre une éventuelle défaillance de l'emprunteur, selon diverses modalités. Ces conséquences d'une relation emprunteur-prêteur permettent aux créanciers de se protéger contre le risque d'insolvabilité en prenant des garanties sur l'emprunteur qui peuvent être présentées sous différentes formes :

- Des garanties traditionnelles ;
- Des garanties liquides.

➤ **Les garanties traditionnelles**

On peut distinguer les garanties réelles des garanties personnelles :

- **Les garanties réelles** : Ces garanties concernent des biens et se manifestent sous forme d'hypothèques lorsqu'un bien immobilier est affecté au paiement d'une obligation, de gages lorsqu'on offre des biens mobiliers en garantie avec le droit pour le créancier de conserver possession du bien, ou de nantissement lorsque le créancier ne possède pas de droit de rétention.
- **Les garanties personnelles** : Elles sont fournies par une tierce partie dans le contexte d'un cautionnement ou d'un aval. Dans le contexte des prêts accordés aux sociétés, il est courant que l'institution financière exige une garantie conjointe de la part des dirigeants de l'entreprise. Ceci vise à éviter une responsabilité financière restreinte aux apports et à encourager les gestionnaires à diriger l'entreprise dans l'intention de régler les créanciers.

➤ **Les garanties liquides**

Ces dernières comprennent des dépôts à terme et divers autres investissements, ainsi que des instructions de transfert irrévocables. Elles offrent à la banque la possibilité de tracer le parcours des fonds de l'entreprise afin de récupérer rapidement le montant de son prêt.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Section 03 : La réglementation prudentielle internationale

Dans un environnement financier de plus en plus interconnecter et caractérisé par la complexité croissante des opérations bancaires, la réglementation prudentielle internationale s'affirme comme un pilier essentiel de la stabilité du système financier mondial. Elle vise principalement à limiter les risques systémiques, à protéger les déposants et à renforcer la solidité des institutions financières face aux chocs économiques. À travers les différents accords de Bâle et les recommandations du Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, ce cadre réglementaire définit des exigences précises en matière de fonds propres, de gestion de la liquidité et de couverture des risques.

Parmi les activités bancaires les plus sensibles, le crédit occupe une place centrale et nécessite un encadrement rigoureux. Afin de prévenir les dérives susceptibles de fragiliser les établissements financiers, les autorités monétaires ont mis en place des normes prudentielles strictes. Ces dispositifs imposent aux banques le respect de règles spécifiques visant à assurer une gestion saine, responsable et maîtrisée du risque de crédit. Ce chapitre se propose ainsi d'analyser les fondements, les mécanismes et les effets de cette réglementation sur l'activité de crédit au sein du système bancaire international.

1. Quelle est la nécessité de réglementer l'activité bancaire ?

La banque représente à la fois un allié crucial et une menace pour l'économe, d'où la nécessité de veiller sur elle :

- L'économie a connu un ralentissement généralisé suite aux trente glorieuses ;
- L'instabilité des marchés des changes suite à l'effondrement du système de Bretton-Woods ;
- L'instabilité du système bancaire s'est manifestée par les faillites des banques Herstatt et Franklin National.

2. L'accord de Bâle I

La réglementation prudentielle bancaire actuelle trouve son origine à la fin des années 1980. L'accord de 1988, connu sous le nom de **Bâle I**, marque la première tentative de mise en place de normes internationales destinées à encadrer l'activité des grandes banques à l'échelle mondiale.

2.1. Le ratio Cooke

Ce taux symbolise une directive prudentielle et nécessite la correspondance entre les fonds propres et les obligations contractées par l'institution bancaire. Cette obligation prend la forme d'un capital réglementaire qui doit être au moins de 8% du total des actifs ajustés en fonction de leurs risques. Il s'agit du fameux critère des 8%, connu sous le nom de ratio de solvabilité ou ratio d'adéquation de capital, également appelé Ratio Cooke (Ce ratio est appelé ratio Cooke, du nom du directeur de la Banque d'Angleterre qui présidait le comité de Bâle à l'époque).

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

$$\text{Ration Cooke} = \frac{\text{Capitaux propres réglementaires}}{\text{total des engagements pondérés par leur risques}} > 8\%$$

Afin d'homogénéiser le calcul de ce ratio, il est proposé des pondérations (Ces pondérations représentent celles retenues par la Banque d'Algérie) pour chaque catégorie d'emprunteurs.

Tableau 1 : Les pondérations des engagements risqués

<i>Coefficient de pondération</i>	<i>Poste</i>
0%	Créances sur les Etats
20%	Créances sur les banques ou collectivités locales
50%	Créances à garantie hypothécaire
100%	Toutes les autres créances

Source : LEMARQUE.E, Management de la banque, risque, relation client, organisation, ED, Pearson Éducation, paris, France 2005, P39.

Les dirigeants bancaires ont jugé que cette réglementation représentait un trop grand coût. C'est pour cette raison qu'ils ont choisi de se diriger vers les marchés, essayant ainsi de l'éviter, car elle n'incluait pas le risque de marché dans ses considérations. Cette approche a donc donné naissance à une nouvelle sorte de risque : le risque lié au marché.

L'identification du risque de marché remonte à 1994/95, et il a été intégré dans le calcul du ratio de solvabilité dès 1996. Ainsi, le ratio de Cooke (ajusté pour le risque de marché) se transforme en¹:

$$\frac{\text{Fonds propres}}{\text{Risques crédits pondérés} + \text{Risques de marche}} > 8\%$$

2.2. Avantages et Limites

L'application de ratio Cooke a permis :

- La mise en adéquation des fonds propres par rapport aux risques de crédit encourus ;
- Le renforcement de la stabilité du système bancaire ;

¹ PUJAL A., « **De Cooke à Bâle II** », Revue d'économie financière, N°73, 2003, PP : 65-76.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

- L'harmonisation des conditions concurrentielles entre les banques ;
- La mise en place de véritables départements de gestion des risques.

Face à ces avantages, le Ratio Cooke présente d'importants défauts :

- Le manque de fondement économique au choix de 8% ;
- Les coefficients de pondération ne prennent en considération que la nature de la contrepartie et négligent d'autres éléments contribuant au risque crédit, notamment la notation de la contrepartie et la durée des engagements ;
- Les risques des différents crédits sont additionnés dans le calcul de ratio de solvabilité, c'est-à-dire qu'ils sont considérés comme étant indépendants. Or, il existe une interdépendance entre eux, ce qui fausse le calcul ;
- Enfin, plusieurs banques qui ont fait faillite ont respecté ce ratio. Donc son application n'a pas empêché des faillites bancaires.

3. Les accords de Bâle II (ratio MacDonough) : cadre réglementaire plus adapté

L'accord de Bâle de 1988 a été considéré comme insuffisant pour plusieurs raisons :¹

- Une définition trop restrictive des risques bancaires, se concentrant exclusivement sur le risque de crédit et, depuis 1996, sur le risque de marché.
- Une évaluation du risque qui manque de finesse : une pondération uniforme des entreprises à 100%, même si elles disposent de garanties solides et d'une bonne note, alors que certains pays de l'OCDE, pourtant pondérés à 0%, ont pu présenter des risques.
- Une matrice de pondération qui néglige les méthodes d'atténuation des risques (garanties), ce qui la rend inflexible.

C'est pourquoi un nouvel accord de surveillance prudentielle, connu sous le nom de Bâle 2, a vu le jour en 2004. Il vise à améliorer l'évaluation des risques bancaires et à établir un cadre de supervision prudentielle et de transparence.

En plus du risque de crédit, le rapport McDonough intégrera le risque de marché ainsi que les risques opérationnels comme détaillé ci-dessous :

$$\text{Ratio de Mc Donough} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Risque de crédit} + \text{risque de marché} + \text{risque opérationnel}}$$

Il impose aux banques un niveau minimum de fonds propres pour couvrir leurs risques de crédit, de marché et opérationnel.

3.1. Les trois piliers de Bâle 2

Figure 1 : nouvel accord de Bâle

¹ Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, « *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres – texte intégral de l'accord de Bâle II* », Bâle : Banque des règlements internationaux, juin 2004, P. 4-5.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Pilier I : Exigence minimale de fonds propres : - Risque de crédit (nouvelles approches de calcul) - Risque de marché (inchangé) - Risque opérationnel (nouveau)	Pilier II : Surveillance par les autorités prudentielles : - Evaluation des risques et dotation en capital spécifique à chaque banque. - Communication plus soutenue et régulière avec les banques	Pilier III : Transparence et discipline de marché : - Obligation accrue de publication (notamment de la dotation en fonds propres et des méthodes d'évaluation des risques)
--	---	---

Source : crédit suisse

4. La nouvelle réglementation Bâle III

Depuis 2007, la crise financière a profondément affecté les places financières ainsi que l'économie mondiale. Cette situation a mis en évidence l'inadéquation du cadre réglementaire international, notamment celui du Comité de Bâle, face aux crises majeures.

Sous l'impulsion du G20, le Comité de Bâle a entrepris une réforme en profondeur de ce cadre, afin de l'adapter à un environnement bancaire devenu plus volatil et incertain.

Cette réforme a été amorcée à la mi-2009 avec la publication d'un texte relatif au risque de marché. Elle s'est poursuivie en décembre de la même année par la diffusion de deux documents consultatifs traitant des exigences en capital et de la gestion du risque de liquidité.

En 2010, d'autres initiatives ont suivi : des études d'impact, des ajustements des mesures précédemment évoquées, ainsi que la possibilité d'introduire de nouvelles réglementations complémentaires.

L'ensemble de ces mesures était prévu pour entrer en vigueur au début de l'année 2013

4.1. Architecture de Bale III

Tableau 2 : Architecture de Bale III

Capital	Liquidité	Risque Symétrique
Renforcer la qualité et le niveau des fonds propres de base	Introduire un ratio de liquidité à court terme (LCR)	Inciter à l'utilisation de chambres de compensation (CCP) pour les produits dérivés
Faire face à l'ensemble des	Introduire un ratio de	Renforcer les exigences en

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

risques	liquidité à long terme (NSFR)	fonds propres pour les expositions entre institutions financières
Maîtriser l'effet de levier		Envisager une surcharge en capital pour les institutions systémiques
Intégrer des matelas de sécurité (coussin de conservation, coussin contra cyclique)		

Source : KPMG, Bale III, les impacts à anticiper, Mars 2011, P.3.

4.2. Les mesures de Bâle III

Les principales recommandations de ce nouvel accord :¹

4.2.1. Amélioration et renforcement de niveau des fonds propres

- Augmentation du capital politique de versement de dividendes respectifs tant que le taux minimal n'est pas observé ;
- Promotion de l'émission d'instruments convertibles en actions et transformation de ces instruments lorsque le taux des fonds propres d'une banque descend en dessous d'un seuil établi.
- Le taux de solvabilité augmente de 8% pour atteindre 10,5%.

4.2.2. Maitrise de l'effet de levier

Le comité de Bâle a mis en place un nouveau ratio de capital destiné à contrôler l'expansion des bilans, ce ratio ne prend pas en compte la pondération des actifs détenus selon les risques qu'ils font courir à la banque. Ainsi, les banques sont susceptibles de :

- Restreindre leur activité de prêt ;
- Être fortement encouragées à se défaire des actifs à faible marge ;
- Examiner la probabilité de conserver un rapport qui dépasse le seuil établi par les régulateurs.

4.2.3. Amélioration de la gestion de la liquidité

• Ratio de liquidité à court terme

Mise en place d'un nouveau ratio de liquidité à court terme, avec une exigence minimale de 100%, qui tient compte de la qualité des actifs liquides dans leur pondération. Le Ratio de Couverture de Liquidité (LCR pour Liquidité Coverage Ratio) est destiné à renforcer la solidité à court terme du profil de risque de liquidité d'une banque, en s'assurant qu'elle possède une quantité suffisante d'actifs liquides de haute qualité pour faire face à une crise sévère durant un mois. On le détermine de la manière suivante :²

¹ KPMG, « **Bale III : les impacts à anticiper** », Financial service, 2011, P : 7.

² Ilmane, M. C., « **Réflexion sur la politique monétaire en Algérie : objectifs, instruments et résultats** », Cahiers de CREAD, 2006, PP : 69-107.

$$\frac{\text{Encours d'actifs liquid de hautequalite}}{\text{tptal sorties nettes de tresorerie sur 30 jours calendaires suivants}} \geq 100\%$$

- **Ratio structurel de liquidité à long terme**

Le ratio de financement stable net (NSFR), qui couvre une période d'un an, a pour but de favoriser la robustesse sur le long terme en mettant en place des encouragements additionnels pour les banques afin qu'elles s'approprient des sources financées structurellement plus stables pour leurs opérations. Ce ratio est élaboré pour offrir une structure solide des échéances des actifs et passifs.

Il se calcule comme suit ¹ :

$$\frac{\text{Montant du financement stable disponible}}{\text{Montant du financemen stable exige}} > 100\%$$

¹ Ibid.

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE

Conclusion du chapitre

Ce premier chapitre a permis d'établir les fondements conceptuels et théoriques nécessaires à la compréhension du crédit bancaire, en tant que mécanisme central du financement de l'économie. En clarifiant les rôles respectifs des établissements de crédit, les types de prêts offerts, ainsi que les modalités d'octroi et de remboursement, il apparaît que le crédit n'est pas simplement une opération financière, mais un outil stratégique au service de la croissance économique et de la rentabilité bancaire.

L'étude du risque de crédit, en tant que composante indissociable de l'activité de prêt, a mis en lumière la complexité de sa gestion et l'importance des dispositifs mis en place pour en limiter les effets. De l'analyse de la solvabilité à l'évaluation des garanties, en passant par la mise en œuvre de politiques de suivi et de couverture, les banques doivent adopter une démarche rigoureuse et proactive pour préserver leur équilibre financier face aux incertitudes du comportement des emprunteurs.

Enfin, cette réflexion a permis de souligner que la maîtrise du risque de crédit ne relève pas uniquement d'une exigence de rentabilité ou de conformité réglementaire, mais qu'elle constitue un pilier fondamental de la stabilité du système bancaire dans son ensemble. Dans cette perspective, une gestion prudente et efficace du crédit s'impose comme un facteur déterminant de résilience, de confiance et de développement durable au sein des économies modernes.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Introduction du chapitre

L'évaluation du risque de crédit constitue un enjeu majeur pour les établissements financiers, qui doivent impérativement anticiper les éventuels défauts de paiement des emprunteurs afin de préserver leur stabilité financière. À cet effet, diverses méthodes d'analyse ont été développées, évoluant au fil du temps pour s'adapter aux besoins croissants en précision et en automatisation.

Dans un premier temps, les approches traditionnelles reposent principalement sur l'analyse détaillée des informations financières et comptables des clients, permettant d'évaluer leur solvabilité à travers des indicateurs clés. Ces méthodes fournissent une base solide mais peuvent présenter des limites en termes d'objectivité et de rapidité dans le traitement des demandes.

Par la suite, des outils plus formalisés ont vu le jour, notamment les systèmes de notation, qui classent les emprunteurs selon un barème prédéfini. Ces systèmes offrent une évaluation standardisée et facilitent la prise de décision.

Parmi ces outils, la méthode du scoring s'est imposée comme une solution incontournable. Elle combine rigueur statistique et automatisation, permettant d'évaluer efficacement un grand nombre de dossiers. Cette méthode repose sur plusieurs techniques, classées en deux catégories principales : les approches paramétriques, telles que la régression logistique et l'analyse discriminante, et les approches non paramétriques, qui exploitent des outils issus de l'intelligence artificielle, comme les réseaux de neurones artificiels et les arbres de décision. Ces techniques diversifiées visent à améliorer la qualité des prévisions en s'adaptant à la complexité des données.

Enfin, la construction d'un modèle de scoring suit une méthodologie précise, comprenant des étapes successives allant de la collecte et la préparation des données, au choix des variables pertinentes, jusqu'à la validation du modèle final. Cette démarche méthodique assure la robustesse et la fiabilité des outils utilisés par les banques.

Ce chapitre propose ainsi une synthèse complète des méthodes d'évaluation du risque de crédit, avec un focus particulier sur la méthode du scoring, qui représente aujourd'hui un pilier essentiel dans la gestion du risque bancaire.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Section 01 : présentation des méthodes d'analyse de risque de crédit

Afin de mieux cerner les approches utilisées pour évaluer le risque de crédit, cette section présente un aperçu des principales méthodes d'analyse. Nous commencerons par la méthode traditionnelle, à savoir l'analyse financière, qui repose essentiellement sur l'étude des états financiers de l'emprunteur. Ensuite, nous aborderons la méthode de notation (rating), utilisée principalement par les agences spécialisées pour apprécier la solvabilité d'un agent économique. Enfin, nous présenterons la méthode du crédit scoring, approche plus récente et automatisée, fondée sur des modèles statistiques permettant d'estimer la probabilité de défaut.

1. L'Approche Traditionnelle : L'Analyse Financière

1.1. Définition

« L'analyse financière est un ensemble de concepts, de méthodes et d'instruments qui permettent de formuler une appréciation relative à la situation financière d'une entreprise, aux risques qui l'affectent, au niveau et à la qualité de ses performances ».¹

Selon DAYAN Armand « L'analyse financière est un ensemble de concepts, méthodes et outils qui permettent de traiter des informations internes et externes, en vue de formuler des recommandations pertinentes concernant la situation d'un agent économique spécifique, le niveau et la qualité de ses performances, ainsi que le degré de risque dans un environnement fortement concurrentiel ».²

L'analyse Financière est une technique de l'approche traditionnelle. Il s'agit probablement de la méthode à la fois la plus ancienne et la plus utilisée en analyse du risque qui a pour objectif d'étudier le passé afin de prévoir le présent et l'avenir, (Vernimmen, 1998)

L'établissement de crédit procède à une analyse financière approfondie de l'entreprise à travers l'étude de son bilan et de son compte de résultat. Cette analyse repose notamment sur le calcul de ratios financiers (structure, endettement, rentabilité et liquidité) afin d'évaluer la santé financière de l'entreprise.

Selon Ndaynou (2001), deux éléments sont particulièrement examinés :³

- ❖ **Les flux de trésorerie prévisionnels** : obtenus par la différence entre les entrées et les sorties de trésorerie, permettent d'estimer la capacité de l'entreprise à rembourser ses dettes tout en maintenant son activité. La banque peut également suivre l'évolution de la rentabilité et de la trésorerie disponible, afin d'évaluer la couverture des besoins en fonds de roulement.
- ❖ **Le fonds de roulement** : indicateur clé de l'équilibre financier à court terme, montre si l'entreprise dispose d'une marge de sécurité pour faire face à ses obligations. Il peut être calculé :
 - par le haut du bilan : ressources stables (capitaux propres + dettes LT) – actifs immobilisés nets ;
 - ou par le bas du bilan : actif circulant – dettes à court terme

¹ COHEN. E, « **Analyse financière** », 4^{ème} édition, Economica, Paris, France 1997.

² DAYAN Armand, « **Manuel de gestion, édition Collectif ellipses** » volume 2, 2004, P59.

³ Lotfi, S., & Mesk, H. « **Prédiction du risque de crédit : étude comparative des techniques de Scoring.** » International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 2020, vol. 1, no 2, 2020.P: 516.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

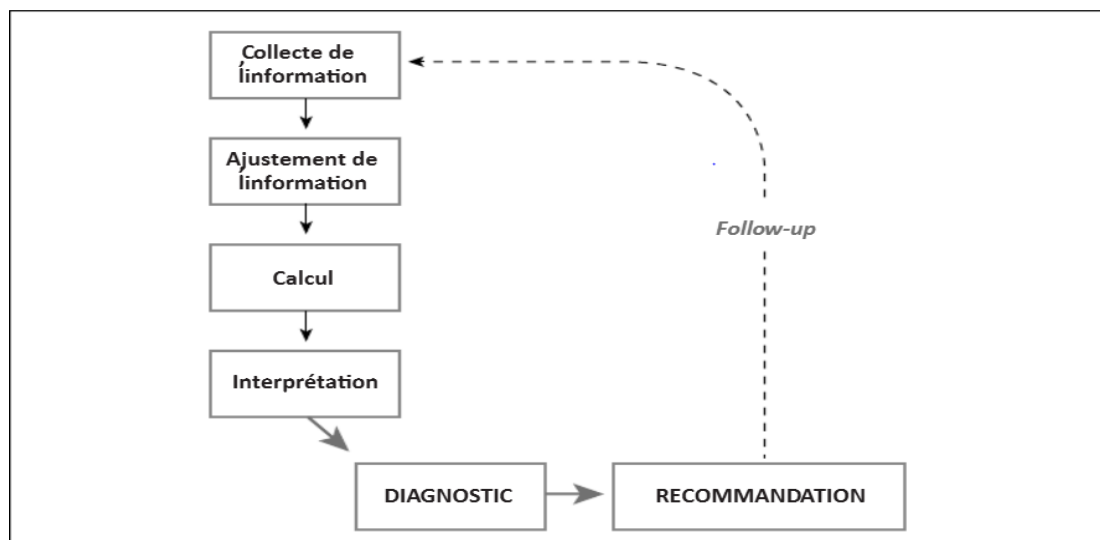
1.2 Les Objectifs de l'analyse financière

- ❖ Établir un diagnostic précis de la situation financière et patrimoniale de l'entreprise en analysant le bilan et le compte de résultat.
- ❖ Comprendre le comportement économique et financier de l'entreprise à travers ses performances passées et actuelles, afin de prévoir son évolution future.
- ❖ Identifier les points forts et les points faibles de l'activité de l'entreprise, en détectant les dysfonctionnements et les déséquilibres financiers.
- ❖ Porter un jugement objectif et indépendant sur l'état financier de l'entreprise, en se basant sur une analyse complète des données disponibles.
- ❖ Proposer des actions concrètes et stratégiques pour améliorer la rentabilité, la liquidité, et la solvabilité de l'entreprise, afin de redresser ou maintenir sa situation financière.

1.3. Processus de réalisation de l'analyse financière ¹

- ❖ Collecte de l'information : Rassembler les données financières et qualitatives sur l'entreprise, son secteur et son environnement économique.
- ❖ Retraitement de l'information : Ajuster les données comptables pour les rendre cohérentes avec les normes et les besoins de l'analyse financière.
- ❖ Calcul des indicateurs : Appliquer des outils (ratios, modèles) pour mesurer la performance, la rentabilité, la solvabilité, etc.
- ❖ Interprétation des résultats : Analyser les chiffres obtenus pour comprendre la situation financière réelle de l'entreprise.
- ❖ Diagnostic financier : Évaluer globalement la santé de l'entreprise en identifiant ses points forts, ses faiblesses et les risques.
- ❖ Recommandations : Proposer des actions à entreprendre selon les résultats du diagnostic et les objectifs de l'analyse.

Figure 2 : Séquence de l'analyse financière



Source : KHAROUBI, C. et THOMAS, P, « **Analyse du risque de crédit, 2^e éd** », RB Édition, Paris, France, P : 51

¹ KHAROUBI, C. et THOMAS, P, « **Analyse du risque de crédit, 2^e éd** », RB Édition, Paris, France, PP :50-51.

1.4. Les limites de l'analyse financière

L'analyse financière présente certaines limites. Les ratios utilisés peuvent conduire à des prévisions contradictoires pour une même entreprise, ce qui remet en cause la fiabilité des résultats. De plus, l'asymétrie d'information entre prêteurs et emprunteurs complique l'interprétation des données et peut fausser la prise de décision.¹

2. La notation (le rating)

2.1. Définition

Le rating, ou système de notation, est un outil d'évaluation du risque de crédit reposant sur une échelle fermée. Il vise à estimer la probabilité de défaut d'un emprunteur à travers une note synthétique, attribuée à l'issue d'un processus structuré fondé sur l'analyse d'un ensemble de données pertinentes. Cette note reflète la qualité globale de crédit de l'entité notée et permet de classer les emprunteurs selon des catégories de risque standardisées.

L'activité de notation est née de la nécessité de résumer une grande quantité d'informations financières et qualitatives en une seule mesure représentative, facilitant ainsi la prise de décision. Ce système repose sur une logique de classification statistique discrète, chaque note correspondant à une classe de risque déterminée.²

2.2. La notation externe

Les ratings externes sont attribués par des agences de notation telles que Moody's, Standard & Poor's (S&P) ou Fitch Ratings, sur la base d'avis indépendants, objectifs et transparents. La crédibilité de ces agences repose en grande partie sur l'acceptation, par le client noté, de l'évaluation qui lui est attribuée. Par exemple, lorsqu'un État ou une grande entreprise demande une notation, il est essentiel qu'il respecte l'opinion rendue, même si celle-ci met en évidence un risque élevé. Ainsi, plus les clients reconnaissent ces opinions comme justes, plus la réputation de l'agence se renforce.³

2.3. Échelles de notation

Pour mieux comprendre les différents niveaux de risque liés à l'endettement à long terme, il est important de se référer aux échelles de notation internationales utilisées notamment par Standard & Poor's. Ces échelles permettent de classer la qualité de crédit des emprunteurs selon des critères précis et reconnus mondialement.

¹ DAYAN Armand, Op. Cit, P20.

² Kharoubi, C. et thomas, P, Op. Cit, P71.

³ De Servigny, A., & Zelenko, I, « **Le risque de crédit-4e éd. : Nouveaux enjeux bancaires** », Dunod, Paris, France, 2010, P : 82.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Tableau 3 : Échelle de notation à long terme – Standard et Poor's

<i>Note</i>	<i>Évaluation</i>
AAA	Sécurité extrêmement élevée.
AA	Aptitude au paiement des intérêts et du capital très forte.
A	Forte aptitude au paiement des intérêts et du capital, mais créance ayant une certaine sensibilité aux changements de circonstances ou aux conditions économiques.
BBB	Capacité de paiement des intérêts et du capital suffisante, mais créance davantage sensible aux conditions économiques.
BB B	Obligations ayant un caractère plus ou moins spéculatif quant aux paiements d'intérêts et aux remboursements du capital, même si certaines d'entre elles présentent certaines qualités de protection.
CCC CC C	Le paiement à l'échéance est plus ou moins douteux et dépend de conditions économiques et financières favorables. L'émetteur est vulnérable.
D	Titre déjà en défaut de paiement des intérêts ou du principal.

Source : DE LA BRUSLERIE, H, « **Analyse financière-5e éd. : Information financière, évaluation, diagnostic** », Dunod, 2014, P : 471.

2.4 Les limites des Agences de Notation

Les agences de notation font face à plusieurs critiques, notamment :¹

- ❖ L'opacité des méthodes : utilisées pour attribuer les notations
- ❖ La forte concentration du secteur : dominé par trois grandes agences (Moody's, Standard & Poor's, et Fitch Ratings), ce qui soulève des questions sur l'impact de cette situation d'oligopole sur la qualité des notes ;
- ❖ Les conflits d'intérêts : dans la mesure où les revenus des agences proviennent principalement des émetteurs de dette qu'elles notent, ce qui met en doute leur impartialité et leur objectivité.

3. Le crédit scoring

3.1. Définition

Plusieurs définitions permettent de cerner ce concept. Selon Flaman (1997), le crédit scoring est le processus d'assignation d'une note (ou score) à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt.

D'autres auteurs précisent que :

¹ GAILLARD, N, « **Norbert. Les agences de notation. La Découverte** », 2022.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

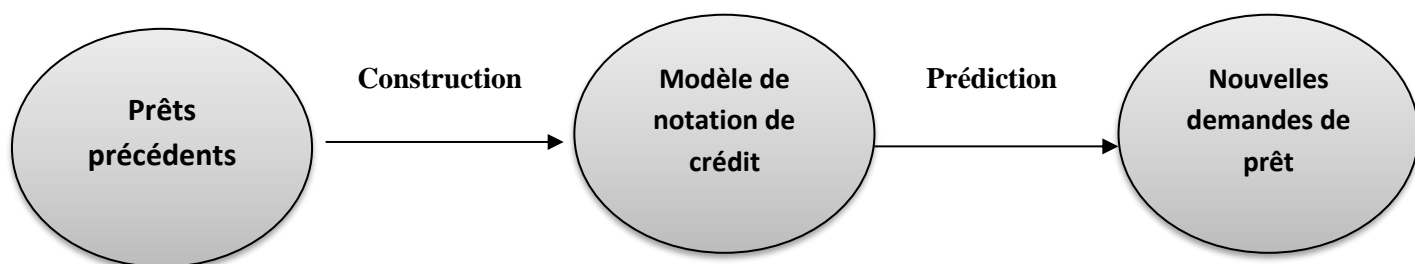
« Les modèles de score sont des outils de mesure du risque qui utilisent des données historiques et des techniques statistiques. Leur objet est de déterminer les effets de diverses caractéristiques des emprunteurs sur leur chance de faire défaut. Ils produisent des scores qui sont des notes mesurant le risque de défaut des emprunteurs potentiels ou réels. Les institutions financières peuvent utiliser ces notes pour ranger les emprunteurs en classes de risque. »¹

« Le crédit Scoring est une méthode d'évaluation du risque de crédit. Il consiste en l'utilisation de données historiques et de techniques statistiques, dans le but d'isoler et de faire apparaître la contribution de certaines variables dans le critère de « délinquance » ou de défaut »²

« Le Scoring de crédit est l'utilisation de modèles statistiques pour transformer des données pertinentes en mesures numériques qui orientent les décisions en matière de crédit. Il s'agit de l'industrialisation de la confiance. »³

Pour conclure, Anderson (2007) définit le scoring comme : l'ensemble des modèles statistiques capables de transformer des informations (qualitatives, quantitatives) en indicateurs numériques mesurables afin de prendre la décision d'octroi ou de rejet du prêt.⁴

Figure 3 : Processus crédit scoring



SOURCE : Adapter de Yang Liu (2001)

3.2. Historique de crédit Scoring⁵

Les origines du credit scoring remontent à l'utilisation de techniques statistiques pour la prise de décision. En 1936, le statisticien anglais Sir Ronald Aylmer Fisher a publié un article sur l'utilisation de l'analyse discriminante linéaire pour classer différentes espèces d'iris. Bien que son travail soit axé sur les sciences, il a fourni la base des statistiques prédictives utilisées dans de nombreuses autres disciplines.

En 1941, David Durand a montré que les mêmes techniques pouvaient être utilisées pour discriminer entre les bonnes et les mauvaises affaires. Son étude a examiné 7200 rapports sur

¹ DIETCH .M et PETEY. J, « **Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières** », éd. Revue banque éditeur, Paris, 2003, P48.

² L.J. MESTER, « **What's the point of Credit Scoring?** », Business review, Septembre-Octobre 1997, P3.

³ Anderson, R., « **The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation.** » Oxford university press.2007, P5.

⁴ Lotfi, S., & Mesk, H, Op. Cit, P514.

⁵ Anderson, R, Op.Cit, PP:27-43.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

des prêts à tempérament bons et mauvais, utilisant des données sur l'âge, le sexe, la stabilité (durée à l'adresse et à l'emploi), l'occupation, l'industrie et les principaux actifs.

Pendant la Seconde Guerre mondiale, lorsque les hommes expérimentés étaient absents, les souscripteurs de crédit ont écrit leurs "règles empiriques" pour être utilisées par des non-experts. Cependant, une entreprise, Spiegel Corporation, a développé un véritable système de crédit scoring, dirigé par Henry Wells, qui a reconnu que des techniques statistiques solides pouvaient être utilisées pour développer des modèles de décision. De même, en 1946, E.F. Wonderlic de Household Finance Corporation a développé un "Credit Guide Score" basé sur ses connaissances en statistiques, bien qu'il n'ait jamais été vraiment accepté par l'organisation.

Dans les années 1950, Sears a utilisé des scorecards de propension pour décider à qui envoyer ses catalogues de vente par correspondance.

Les pionniers les plus connus du crédit scoring sont l'ingénieur Bill Faire et le mathématicien Earl Isaac, qui ont fondé leur cabinet de conseil, Faire Isaac (FI), à San Francisco en 1956. Leur premier contrat concernait un système de facturation pour Carte Blanche. C'est deux ans plus tard, en 1958, qu'ils ont introduit le concept de credit scoring auprès de 50 organismes de crédit via un publipostage. Seul American Investments a répondu, et en 1958, FI a produit ses premières scorecards de risque d'application. Au début des années 1960, de nombreuses compagnies de cartes de crédit ont largement adopté le crédit scoring.

Le crédit scoring a d'abord été utilisé dans le domaine du crédit à la consommation, principalement pour les décisions d'"accepta/rejet" dans le processus de demande de nouveaux comptes (scoring d'application). Aujourd'hui, le terme est utilisé plus largement pour décrire toute utilisation de modèles statistiques pour l'octroi et la gestion du crédit en général.

En 1962, Cyert, Davidson et Thompson ont fourni le premier travail académique abordant la théorie des probabilités autour du scoring comportemental, le décrivant comme une "chaîne de Markov". Ce n'est qu'en 1975 que FI a mis en œuvre le premier système de scoring comportemental approprié, également chez Wells Fargo.

En 1974/5, John Coffman et Gary Chandler ont formé Management Decision Systems (MDS), qui a développé les premiers scores de bureau pour la prédiction de faillite en 1987. MDS a été acheté par CCN en 1982. En Afrique du Sud, Stannic a été le premier à scorer les demandes de financement automobile en 1978.

Selon Mays (2004), le premier score de bureau, "PreScore", a été développé par FI en 1984/5 pour le pré-ciblage de listes de diffusion, utilisant les données de bureau. Ce concept a été largement accepté après que MDS a développé des modèles de scoring de faillite pour les trois principaux bureaux en 1987, et par la suite, FI a développé des scores de délinquance concurrents entre 1989 et 1991. En 1984, Jean-Michel Trousse, un ancien employé de FI, a fondé Scorex, voyant l'avenir du credit scoring dans les partenariats avec les bureaux de crédit. Experian-Scorex a été créé en 2003.

Le crédit scoring a été utilisé pour la première fois par les organismes de titrisation hypothécaire Freddie Mac et Fannie Mae en 1995 (scorecards développées par FI). En 1996,

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

ils demandaient aux prêteurs de leur vendre des prêts inclure un score de crédit. En deux ans, le scoring était utilisé pour évaluer 40% de toutes les demandes de prêt hypothécaire aux États-Unis. Initialement, les organismes de titrisation acceptaient des prêts plus risqués sans variation de conditions, mais à mesure que les scores de crédit sont devenus acceptés, ils ont commencé à varier les conditions en fonction du risque. À partir de ce moment-là, la tarification basée sur le risque (risk-based pricing) a été de plus en plus utilisée pour les prêts titrisés de tous types.

L'utilisation du crédit scoring pour le crédit aux petites entreprises a évolué, les prêteurs réalisant qu'il y avait peu de différence entre prêter à un particulier et à une entreprise individuelle. FI a lancé son Small Business Scoring Service (SBSS) en 1993.

Bien que le crédit scoring ne soit pas normalement associé aux évaluations de risque des grandes entreprises, en 2000, Moody's Investor Services (MIS) a lancé RiskCalc, un modèle de crédit scoring utilisé pour fournir des fréquences de défaut attendues pour les petites et moyennes entreprises (SME et middle market) sur la base de leurs états financiers.

Au début du XXI^e siècle, une question centrale est le Basel II Accord, qui vise à protéger le système bancaire en imposant une bonne gouvernance. L'accord met un accent significatif sur le crédit scoring pour les évaluations de risque, qui sont utilisées pour déterminer les exigences minimales en capital des banques.

Le crédit scoring est devenu une pierre angulaire pour déterminer les exigences de fonds propres des banques pour le risque de crédit de détail. Il est également devenu un élément fondamental pour la détermination des exigences de fonds propres des banques pour le risque de crédit de détail, dans le cadre des accords de Bâle I et Bâle II.

En résumé, l'histoire du crédit scoring est marquée par la transition de l'évaluation subjective et manuelle à l'utilisation de modèles statistiques objectifs et automatisés, initiée dans les années 1940, rendue largement applicable par des pionniers comme Fair Isaac dans les années 1950 et 1960, étendue au scoring comportemental dans les années 1970 et aux scores de bureau et d'entreprise plus tard, et influencée par la législation et la réglementation.

3.3. Le modèle de crédit scoring

Les modèles de scoring du crédit se présentent sous la forme suivante :

$$S = \beta + \sum_{i=1}^n \alpha_i X_i$$

X_i : Les variables explicatives

α_i : Les coefficients associés aux variables

β : Constante

n : Nombre total de variables

3.4. Les avantages et les limites du crédit scoring

Le crédit scoring est un outil utile pour évaluer les demandes de crédit, mais comme tout outil, il a ses avantages et ses limites.¹

3.4.1. Les avantages du crédit scoring

Le recours au crédit scoring dans l'évaluation des demandes de prêt présente plusieurs avantages notables. Tout d'abord, il permet d'automatiser le processus d'octroi de crédit, ce qui accélère considérablement les délais de traitement. Par exemple, alors qu'une évaluation classique, reposant uniquement sur l'analyse d'un expert, pouvait nécessiter plusieurs jours ouvrables, l'introduction d'un modèle de score permet de réduire ce délai à environ une heure.

L'un des prérequis essentiels pour l'établissement d'un score de crédit est la collecte des données clients, utilisées ensuite dans le modèle. Grâce aux technologies de l'internet, cette collecte devient plus rapide et plus souple.

De plus, le crédit scoring facilite la réévaluation des prêts existants. Un gestionnaire de risque peut aisément comparer les scores de crédit d'un même compte au fil du temps pour suivre l'évolution de la solvabilité d'un client. Cette efficacité opérationnelle permet d'optimiser les coûts pour l'établissement financier. Ainsi, un nombre réduit d'analystes peut traiter un volume important de dossiers de prêt dans une même période.

Les logiciels de scoring peuvent aussi être déployés rapidement dans les différentes agences d'un établissement, augmentant ainsi la performance globale de l'entreprise grâce aux économies d'échelle. Par ailleurs, l'utilisation de méthodes statistiques dans le processus de décision permet de réduire la subjectivité et les biais humains. Lors de la conception du modèle, il est possible d'exclure des facteurs discriminants comme le sexe, l'âge ou l'origine ethnique, ce qui garantit une évaluation plus équitable.

Enfin, la pertinence des variables explicatives peut être mathématiquement prouvée, ce qui permet au prêteur de justifier les scores attribués auprès du client et des autorités de régulation, augmentant ainsi la transparence et l'objectivité du processus de décision.

3.4.2. Les limites du crédit scoring

Malgré ses nombreux avantages, le crédit scoring présente aussi certaines limites.

Premièrement, il ne permet pas toujours une comparaison précise entre différents emprunteurs. Par exemple, un score faible ne reflète pas nécessairement à quel point le risque est supérieur par rapport à un emprunteur ayant un score plus élevé.

Deuxièmement, pour que le modèle prédise correctement la probabilité de défaut (PD), il doit être à la fois précis et stable. Trouver le bon équilibre entre cohérence et exactitude est souvent difficile. Un biais élevé peut résulter d'un modèle trop simpliste, qui ne tient pas compte des schémas complexes dans les données ou d'un jeu de données d'apprentissage incomplet. Cela conduit à un sous-apprentissage (underfitting), où le modèle est incapable de bien représenter les données.

¹ Popovych, B. « **Application of AI in Credit Scoring Modeling.** » Springer Gabler, 2022.P11.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

À l'inverse, un sur-apprentissage (overfitting) peut faire en sorte que le modèle soit très performant sur les données d'entraînement, mais inefficace sur de nouvelles données.

Pour réduire le biais et la variance, plusieurs solutions sont envisageables :

- augmenter la taille des données d'apprentissage,
- explorer des techniques statistiques et d'intelligence artificielle variées,
- valider soigneusement les résultats du modèle,
- effectuer des tests de résistance (stress-tests),
- et développer des modèles spécifiques pour différents segments de clientèle ou objectifs.

3.5. Conditions d'utilisation efficace des modèles de scoring

Pour que les modèles de scoring puissent jouer pleinement leur rôle dans l'évaluation du risque de crédit et optimiser les décisions de financement, certaines conditions fondamentales doivent être respectées :¹

- Le modèle doit s'appuyer sur un ensemble de variables explicatives pertinentes, permettant de capter au mieux les caractéristiques financières et comportementales des emprunteurs.
- Selon les recommandations du Comité de Bâle, les données historiques utilisées dans la construction du modèle doivent couvrir une période assez étendue pour inclure au moins un cycle économique complet.
- Les coefficients estimés doivent non seulement être statistiquement significatifs, mais également conformes à une logique économique et comptable cohérente.
- Il est essentiel de ne pas se limiter à une lecture statique du score. Une analyse plus détaillée de la situation financière actuelle du client est nécessaire afin de prendre en compte les évolutions temporelles et de limiter les effets de la dérive dans le temps (le futur ne se déduit pas toujours du passé).
- L'échantillon servant à la construction du modèle doit inclure un nombre suffisant d'observations sélectionnées aléatoirement, de manière à refléter fidèlement la structure du portefeuille de crédit.
- Le modèle doit permettre de discriminer efficacement entre les bons et les mauvais profils de risque. L'objectif étant d'obtenir un taux de bonne classification le plus élevé possible.
- Les performances du modèle doivent rester constantes, aussi bien à un moment donné (tests sur des sous-populations) qu'à travers le temps (durée de validité entre 18 et 24 mois). Au-delà de cette période, il est recommandé d'estimer un nouveau modèle, compte tenu de l'évolution des caractéristiques des emprunteurs.

¹ Michel DIETSCH. Et Joel PETEY, Op.cit., 2008, p : 73-74.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Tableau 4 Comparaison entre Crédit Scoring et Crédit Rating

Aspect	Scoring de Credit	Rating de Credit
Entités cibles	Particuliers, petites et moyennes entreprises (PME)	Sociétés, entreprises moyennes, États, titres financiers
Sources de Données	Historique de crédit, données financières et sociodémographiques ; états financiers	États financiers, paiements, analyse sectorielle et économique
Champ d'application	Secteur du crédit de détail (beaucoup de clients à faible risque)	Clients non-détaillants (nombre plus réduit de clients à risque plus élevé)
Évaluation du Risqué	Risque individuel faible, volume élevé d'emprunteurs	Risque individuel élevé, nombre limité de clients
Methodologies	Modèles statistiques automatisés	Combinaison de modèles statistiques et jugement des analystes
Echelon Utilisé	Score numérique (ex: 300–850)	Notation par lettres (ex : AAA, BB-) ou parfois échelle numérique

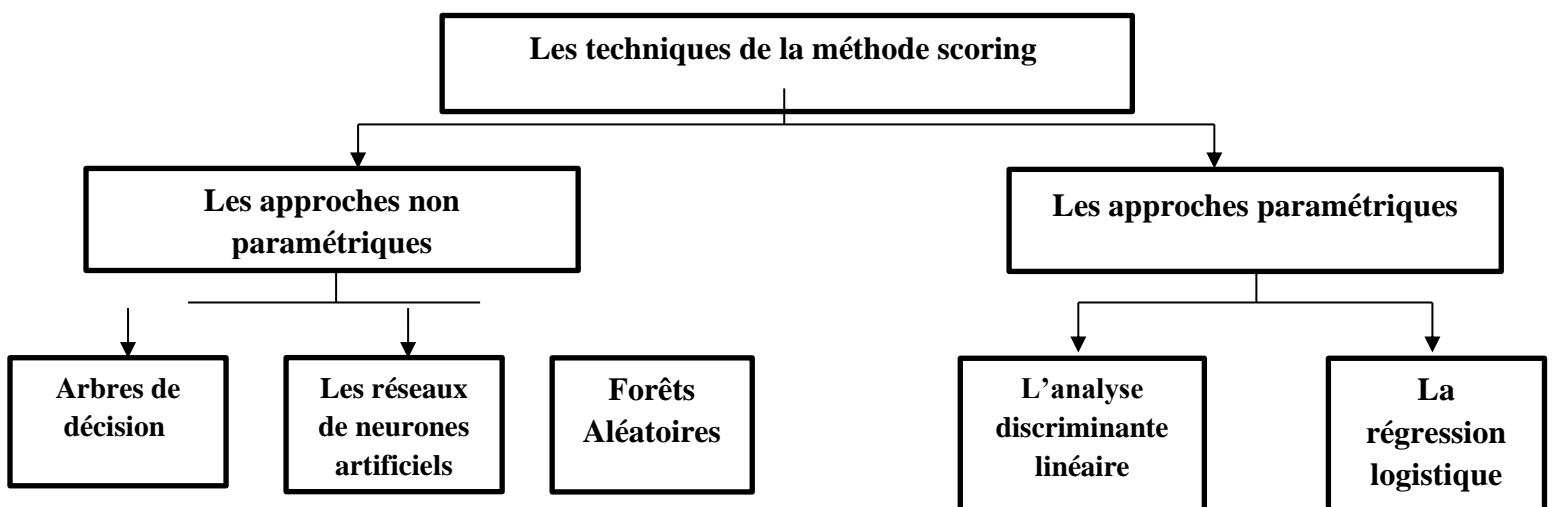
Source : Elaboré sur la base de Popovych, B, Op. Cita, P1

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Section 02 : Les techniques de la méthode scoring

Après avoir présenté de manière générale la méthode du crédit scoring, ses objectifs et ses enjeux dans le domaine financier, il est désormais pertinent de s'intéresser aux techniques concrètes qui permettent sa mise en œuvre. En effet, le choix de la technique de scoring influence directement la précision du modèle prédictif ainsi que sa capacité à généraliser sur de nouveaux dossiers. Parmi les approches les plus utilisées, on distingue deux grandes familles : les approches paramétriques classiques, telles que l'analyse discriminante et la régression logistique, et les approches non paramétriques, à l'instar des arbres de décision, des réseaux de neurones et les Forêts Aléatoires. Avant de détailler chacune de ces approches, nous présentons ci-dessous un schéma récapitulatif qui illustre cette classification.

Figure 4 : les techniques de la méthode scoring



Source : établie par nous même

I. Les Approches paramétrique

1. L'analyse discriminante linéaire (ADL)

1.1. Définition

« L'analyse discriminante est un instrument statistique qui peut servir à des fins descriptives et de classification pour analyser une variété de situations dans divers secteurs tels que la finance et le marketing. Elle sert à représenter la valeur d'une variable qualitative dépendante et sa relation avec un ou plusieurs variables explicatives. Comme il s'agit d'un ensemble de variables indépendantes, l'analyse discriminante cherche à trouver des correspondances linéaires de ces variables qui permettent de mieux différencier les différents groupes de cas. On désigne ces combinaisons sous le nom de fonctions discriminantes ».¹

La fonction discriminante est présentée comme suit :

$$Z = \sum_{i=1}^n a_i R_i + a_0$$

Avec :

¹ Boubacar DIALLO, un modèle de "crédit scoring" pour une institution de micro-finance africaine : le cas de NYESIGISO AU MALI, Université d'Orléans 2006, P18.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Z : Score de l'entreprise

R_i : Ratios retenus pour l'analyse discriminante ;

a_i : Coefficients ou pondérations associés aux ratios R_i ;

a_0 : Constante ;

n : Nombre de ratios retenus.

1.2. Les hypothèses de l'analyse discriminante linéaire

L'application de l'analyse discriminante linéaire repose sur un certain nombre d'hypothèses statistiques, à savoir :

- ❖ Les variables explicatives présentent des corrélations faibles entre elles.
- ❖ Il n'existe aucune corrélation entre la moyenne et la variance d'une même variable explicative.
- ❖ Les variables explicatives suivent une distribution normale au sein de chaque groupe.
- ❖ La relation entre deux variables explicatives reste constante à l'intérieur d'un même groupe (homogénéité de la matrice variance-covariance).¹

1.3. La fonction d'Altman

Le Z-Score, élaboré par Edward Altman en 1968, est un outil de scoring financier qui permet d'évaluer la probabilité de faillite d'une entreprise dans un horizon de deux ans. Il repose sur cinq ratios financiers extraits des états comptables, représentant la liquidité, la rentabilité, l'autonomie financière, la solvabilité et l'efficacité opérationnelle. Chaque ratio est pondéré selon son importance, et combiné dans une formule linéaire² :

$$Z = 1,2A + 1,4B + 3,3C + 0,6D + 1,0E,$$

où :

A = Fonds de roulement / Actif total,

B = Bénéfices non répartis / Actif total,

C = EBIT / Actif total,

D = Valeur boursière des capitaux propres / Total du passif,

E = Chiffre d'affaires / Actif total.

Les données empiriques montrent que ce modèle offre une capacité prédictive notable. Lors de son étude initiale, Altman a pu distinguer avec précision les entreprises en difficulté : un Z-Score moyen de -0,25 pour les entreprises défaillantes contre 4,48 pour celles en bonne santé. Le modèle a permis de prédire correctement 94 % des faillites et 97 % des cas sains, avec une précision allant de 72 % à deux ans d'intervalle, jusqu'à 90 % à un an

¹ Ibid.

² <https://www.leanpay.io/blog/z-score-d-altman-formule-et-interpretation> ; Chevallier, M. (2025, 6 mars). Z-Score d'Altman: formula ET interpretation. LeanPay. Consulté le 07/05/2025; 15:42.

1.4. Les limites de l'analyse discriminante linéaire

- ❖ « Les recherches montrent que, le non-respect des hypothèses n'affecte pas la capacité de séparer les groupes dans l'échantillon de construction, mais il réduit la capacité prédictive de la fonction des scores ».¹
- ❖ En pratique, l'hypothèse selon laquelle les matrices de variances-covariances sont égales n'est généralement pas vérifiée.
- ❖ « L'analyse discriminante repose sur l'hypothèse que les vecteurs des variables suivent une distribution normale. EISENBEIS a démontré que le non-respect de cette hypothèse compromet l'efficacité du modèle »²

2. Les modèles LOGIT & PROBIT

2.1. La régression logistique (LOGIT)

Selon M. Bardos « la régression logistique est un outil de discrimination, il modélise la probabilité a posteriori et non les lois conditionnelles sur les groupes, de plus il permet d'utiliser pour descripteurs des variables binaires et /ou des variables continues »

Le modèle Logit permet de modéliser la probabilité de défaut d'un emprunteur, en s'assurant que cette probabilité reste toujours entre 0 et 1. Cette probabilité est décrite par une fonction logistique, dont la fonction de répartition s'écrit :³

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

La fonction logistique supprime les bornes par une transformation appelée « transformation LOGIT »⁴

Le modèle Logit s'écrit :

$$\text{Logit } p = \ln(p / (1 - p)) = \beta_0 + \sum^{i(p)} \beta_i \ln(x_i)$$

- Lorsque les valeurs de probabilité sont faibles, la valeur de $p / (1 - p)$ tend vers 0.
- Au contraire, cette valeur tend vers l'infini lorsque la probabilité est élevée.⁵

2.2. Le modèle probit

Le modèle probit : Ce modèle est utilisé pour effectuer une discrimination entre des variables quantitatives. Il repose sur l'hypothèse que la fonction de répartition suit une loi normale standard, notée $N(0,1)$. Ainsi, la fonction de répartition F est donnée par :⁶

¹ Barbo BACK & All, « **Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis and Genetic Algorithms** », Turku Center, Technical Report, N°40, Finland, 1996, P2.

² Eisenbeis, R. A, « **Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics** », 1977 The Journal of Finance, **32**(3), 875–900.

³ <https://aws.amazon.com/fr/what-is/logistic-regression> consulté le 10/05/2025 ; 23 :19.

⁴ C.Y.J PENG, « **Logistic Regression Analysis: A primer** », Department of counseling and educational psychology, Indiana University-BLOOMINGTON, P35.

⁵ Moalla, E. « **Décider à l'international : Est-ce une question de distance ?** » édition L'Harmattan, 2017, P177.

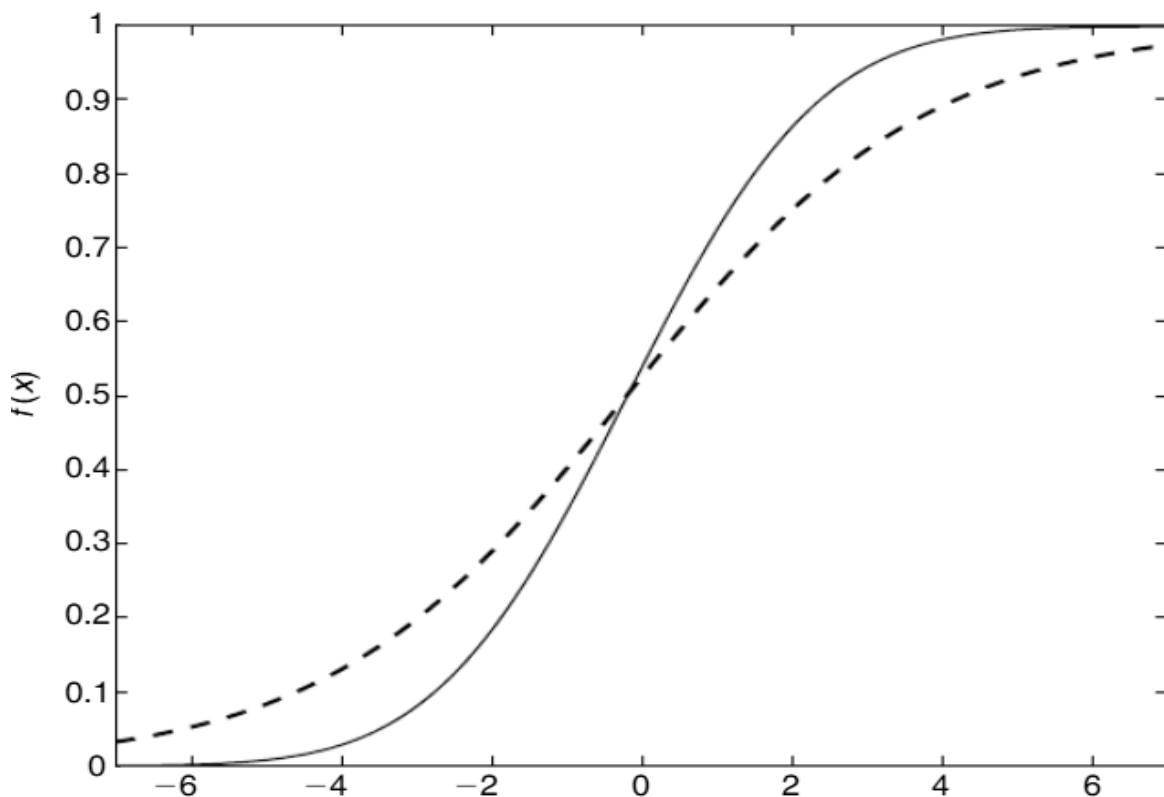
⁶ Trueck, S., & Rachev, S. T, « **Rating based modeling of credit risk: theory and application of migration matrices**. Academic press», 2009, P23.

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt$$

Les fonctions Logit et probit peuvent être représentées graphiquement comme suit. Ces deux courbes illustrent la relation non linéaire entre les variables explicatives et la probabilité de défaut, avec une légère différence dans la forme de la courbe :

- La ligne continue représente la fonction probit.
- La ligne en pointillés représente la fonction Logit.

Figure 5 : Représentation graphique des fonctions de distribution Logit et Probit



Source: Truck, S., & Rachel, S. T, « **Rating based modeling of credit risk: theory and application of migration matrices.** Academic press», 2009, P24

2.3. Les limites du modèles (LOGIT & PROBIT)

Les résultats obtenus grâce à ces méthodes sont satisfaisants, mais ils reposent sur des hypothèses restrictives :

- ❖ Une distribution particulière des erreurs
- ❖ Le traitement des ratios comme des données qualitatives, nécessitant un codage par modalités, ce qui suppose une relation linéaire du risque.
- ❖ La faible corrélation des variables, même si les ratios sont naturellement corrélés¹
- ❖ La méthode exige l'utilisation de grands échantillons.

¹ Kharoubi, C. ET thomas, P, Op.Cit, PP: 87- 88.

II. Les approches non paramétriques

1. Les réseaux de neurones artificiels (ANN)

1.1. Qu'est-ce qu'un neurone ?

Un neurone est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées.¹

1.2. Définition de RNA

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des systèmes composés de nombreuses unités interconnectées, chacune capable d'effectuer un seul calcul. Ils fonctionnent en traitement parallèle, peuvent s'auto-organiser à partir d'une architecture aléatoire, et s'adaptent progressivement pour accomplir une tâche donnée. Bien qu'ils restent relativement simples, les RNA ont apporté d'importantes capacités de calcul à l'intelligence artificielle, notamment grâce à l'apprentissage profond, et sont utilisés dans divers domaines comme la Bourse, la reconnaissance vocale ou faciale²

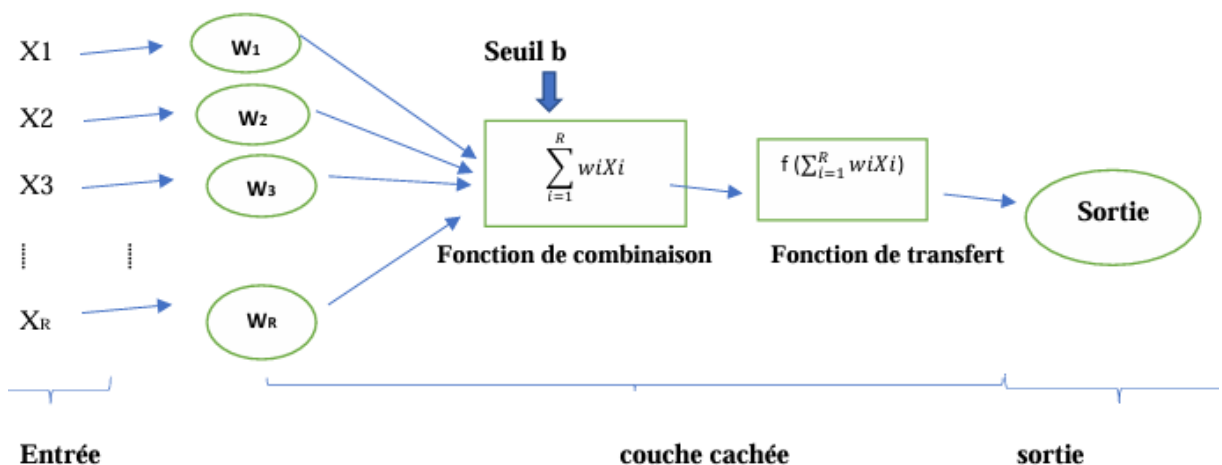
1.3. Structure des réseaux neurones

Les réseaux de neurones fonctionnent en trois étapes principales :³

- ❖ **Entrée des données** : Les données brutes sont envoyées à la première couche du réseau.
- ❖ **Traitement interne dans les couches cachées** : Ces couches transforment l'information, chaque neurone prenant une décision basée sur les entrées qu'il reçoit.
- ❖ **Sortie des résultats** : La couche finale génère la prédiction ou la décision basée sur les transformations effectuées dans les couches précédentes.

Cette architecture permet au réseau de traiter des données complexes de manière progressive et de fournir des résultats précis après apprentissage.

Figure 6 : structure d'un réseau de neurones



Source : Adapté de Tufféry, 2012

¹ DREYFUS, G, « **Apprentissage statistique** ». Editions Eyrolles, Paris, France, 2008.P74.

² BODEN, M« **L'intelligence artificielle** » EDP sciences, 2021, PP 91-92.

³ <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/neural-networks> consulté le 22/05/2025 ; 22 :29.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

1.4. Organisation et fonctionnement d'un réseau neuronal

Les réseaux neuronaux reçoivent les données en entrée via une couche réceptrice composée de neurones.

Ces neurones traitent l'information, avec ou sans l'intervention d'une ou plusieurs couches cachées contenant elles aussi un ou plusieurs neurones, et génèrent un signal transmis aux différentes sorties.

Chaque neurone, qu'il appartienne à la couche d'entrée, aux couches cachées ou à la couche de sortie, est relié aux autres neurones par des connexions associées à des poids spécifiques.

2. Arbres de décision

2.1. Définition

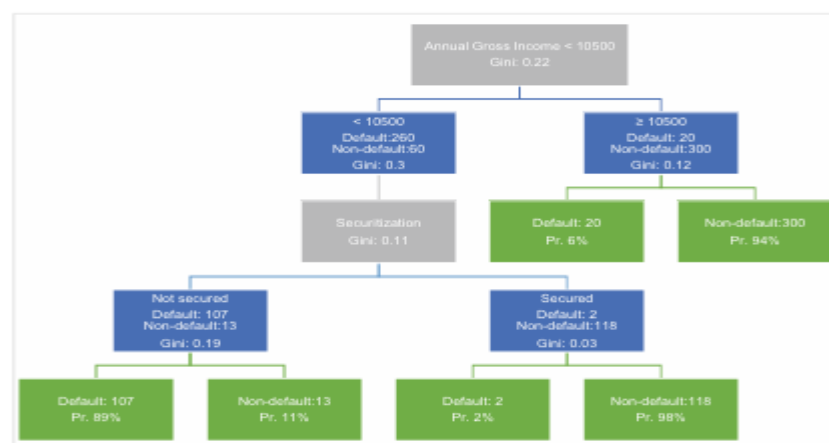
Un arbre de décision est un modèle d'apprentissage automatique utilisé pour résoudre des problèmes de classification ou de régression, en suivant une hiérarchie de règles logiques « si/sinon » menant à une décision finale. Il est largement utilisé dans le scoring de crédit pour prédire le risque d'octroi d'un prêt¹

2.2. Les composants d'un arbre de décision

L'arbre de décision contient les composants suivants ²

- ❖ Nœud racine (NR) : le premier nœud de l'arbre, où s'effectue le premier test.
- ❖ Nœuds intermédiaires (NI) : situés aux niveaux suivants, ils permettent de réaliser des tests supplémentaires pour affiner la classification.
- ❖ Flèches : indiquent le chemin à suivre en fonction du résultat du test (True ou False).
- ❖ Feuilles : les nœuds terminaux de l'arbre, contenant la décision ou la classe prédite ; elles ne possèdent que des flèches entrantes.

Figure 7 : Exemple d'arbre de décision



Source : Popovych, B, Op. Cit, P34

¹ Benzaki, Y, « Les data sciences en 100 questions/réponses. », Éditions Eyrolles, 2020, P34.

² AMZILE, K, « Intelligence artificielle et modélisation du risque de crédit. » Ed Harmattan, 2023, P152.

2.3. Les avantages et les inconvénients des arbres de décision

Les arbres de décision, bien qu'efficaces, présentent des avantages et des inconvénients à considérer :

2.3.1. Les avantages

- ❖ Interprétabilité claire : chaque décision peut être expliquée par une suite de règles logiques simples, ce qui est essentiel en finance.
- ❖ Facilité d'utilisation : fonctionne avec des données numériques et catégorielles sans transformation complexe.
- ❖ Capacité à modéliser des relations complexes entre variables sans nécessiter de paramétrage avancé.

2.3.2. Les inconvénients

- ❖ Risque de surapprentissage (overfitting), surtout avec des arbres très profonds.
- ❖ Performance parfois limitée comparée à des modèles plus avancés.
- ❖ Sensibilité au choix des variables et à la qualité des données.
- ❖ Même avec pré-élagage, les arbres peuvent devenir complexes et difficiles à interpréter.

3. Forêts Aléatoires (RF)

3.1. Définition

Les forêts aléatoires sont des méthodes d'apprentissage automatique utilisées pour la classification et la régression ; en credit scoring, elles permettent de prédire si un emprunteur sera défaillant ou non en construisant plusieurs arbres de décision sur des échantillons aléatoires, puis en classant selon la majorité des votes ; comparées à un seul arbre, elles offrent une meilleure précision car l'agrégation de nombreux arbres réduit la variance du modèle et limite le risque de surapprentissage (*overfitting*).¹

3.2. Mécanisme de fonctionnement des forêts aléatoires

Pour appliquer cette stratégie, il est nécessaire de construire un grand nombre d'arbres de décision, chacun étant basé sur un échantillon aléatoire d'observations, avec pour objectif de prédire la variable cible tout en étant distinct des autres arbres.

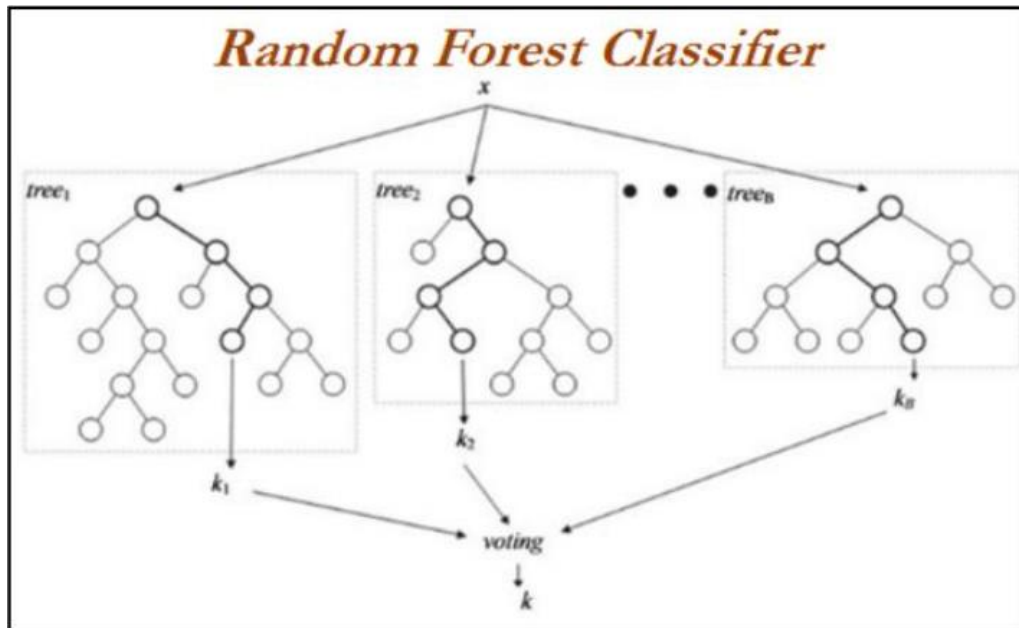
Les étapes sont les suivantes :²

- ❖ Sélectionner aléatoirement un sous-ensemble d'observations à partir des données d'apprentissage ;
- ❖ Construire un arbre de décision à partir de cet échantillon ;
- ❖ Définir le nombre total d'arbres à inclure dans la forêt, puis répéter les deux premières étapes pour chaque arbre ;
- ❖ Lorsqu'une nouvelle observation est introduite, chaque arbre prédit sa classe, et la classification finale est déterminée en fonction de la classe ayant obtenu le plus grand nombre de votes.

¹ Popovych, B, Op. Cit, PP:36-37.

² Benzaki, Y, Op, Cit, P35.

Figure 8 : Schéma illustratif du fonctionnement d'une forêt aléatoire

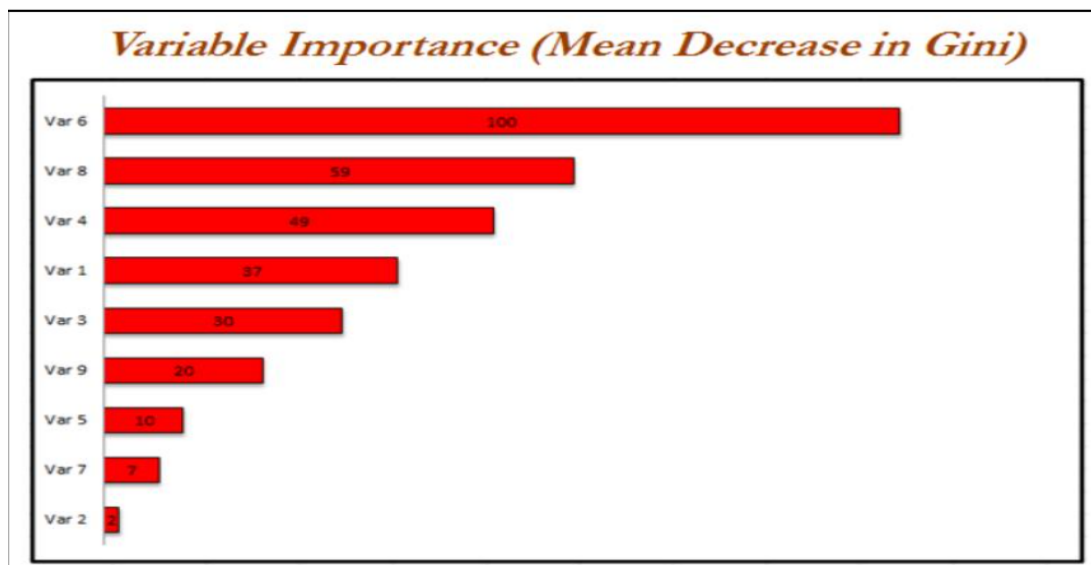


Source : DANGETI, P, « *Statistics for machine learning* » Packt Publishing Ltd, 2017, P112.

3.3. Interprétabilité et Importance des Variables dans Une Forêts Aléatoire

En raison de l'agrégation d'un grand nombre d'arbres de décision, le modèle Random Forest présente une interprétabilité limitée et ne permet pas d'évaluer précisément l'effet individuel de chaque variable. Il fournit uniquement une mesure globale appelée *importance des variables*. À titre d'exemple, le graphique ci-dessous illustre la performance de certaines variables, représentée par la diminution moyenne de l'indice de Gini (*Mean Decrease in Gini*).¹

Figure 9 : Importance des variables dans le modèle Random Forest



Source : DANGETI, P, Op, Cit, P113.

¹ DANGETI, P, Op, Cit, P113.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Les variables positionnées en haut du graphique ont une influence plus marquée sur la prédiction, tandis que celles situées en bas contribuent beaucoup moins. L'importance est mesurée selon la diminution moyenne de l'indice de Gini.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Section 03 : Méthodologie de construction d'un modèle de scoring

La construction d'un modèle de scoring est un processus rigoureux qui repose sur l'analyse des performances passées des emprunteurs afin de prédire la probabilité de défaut future. Ce modèle vise à identifier les caractéristiques les plus discriminantes entre les bons et les mauvais emprunteurs, en s'appuyant sur des données historiques fiables et représentatives.

Pour garantir la fiabilité et l'efficacité du modèle, plusieurs étapes doivent être respectées, allant de la définition du défaut jusqu'à la validation finale du modèle.

Voici les principales étapes de ce processus :¹

1. Le choix du critère de défaut

La première étape dans la construction d'un modèle de scoring est de définir clairement ce qu'on entend par défaut. Il ne s'agit pas uniquement d'un simple retard de paiement, mais d'un événement qui traduit l'incapacité de l'emprunteur à honorer ses engagements financiers. Selon les recommandations du Comité de Bâle, un défaut est constaté lorsqu'une des conditions suivantes est remplie :

- ❖ L'emprunteur est dans l'incapacité manifeste de rembourser sa dette.
- ❖ Le paiement est reporté suite à une restructuration ou un abandon de créance.
- ❖ Un retard de paiement supérieur à 90 jours est observé.
- ❖ Une procédure de faillite ou d'insolvabilité est engagée contre l'emprunteur.

Ce choix permet de délimiter la population cible pour l'analyse statistique et de construire un modèle fiable.

2. La construction de l'échantillon

Une fois le défaut défini, il est nécessaire de collecter les données historiques des emprunteurs et de les regrouper dans deux sous-ensembles :

- ❖ Ceux qui ont eu des problèmes de remboursement (appelés 'défaillants'),
- ❖ Et ceux qui ont remboursé sans souci (appelés 'non-défaillants').

Après la constitution de l'échantillon, il convient de le diviser en deux sous-ensembles distincts : le premier, appelé "échantillon de construction", sert à élaborer et ajuster le modèle ; le second, désigné "échantillon de validation", est utilisé pour tester et évaluer la performance du modèle obtenu.

3. Le choix de l'horizon temporel

Le modèle de scoring est construit pour prédire la probabilité de défaut sur une période définie à l'avance : c'est ce qu'on appelle l'horizon temporel. En général :

- ✓ Si l'on utilise les données comptables de l'année N-1 pour prédire les défauts de l'année N, l'horizon est d'un an.
- ✓ On peut également utiliser un horizon plus long, comme deux ou trois ans, selon les besoins de la banque.

¹ DIETSCH.M & PETEY.J, OP. Cit, 2003, PP: 48-51.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Le choix de l'horizon doit être cohérent avec les objectifs de gestion du risque de la banque.

4. Le choix des variables explicatives

La sélection des variables explicatives du défaut constitue l'une des étapes les plus sensibles dans l'élaboration du modèle de scoring. Il est essentiel que ces variables soient indépendantes et non corrélées, afin d'éviter toute redondance d'information susceptible de nuire à la qualité du modèle.

On distingue trois types des variables

4.1. Les variables comptables et financières

Les variables comptables et financières correspondent aux ratios calculés à partir du bilan et du compte de résultat. Ces ratios traduisent les différentes dimensions du risque, telles que les ratios de structure, de rentabilité, de liquidité et d'activité.

4.2. Les variables bancaires

Les variables bancaires correspondent aux informations liées au fonctionnement des comptes des emprunteurs. Elles permettent d'apprécier la régularité des paiements, la situation des soldes bancaires, le niveau d'épargne disponible ainsi que l'importance relative de leur endettement. Ces éléments sont essentiels pour évaluer le comportement financier passé du client.

4.3. Les variables qualitatives

Les variables qualitatives désignent les caractéristiques non chiffrées de l'emprunteur, qui peuvent influencer son profil de risque. Elles incluent, par exemple, la forme juridique de l'entreprise, son secteur d'activité, sa localisation géographique, son ancienneté, ou encore la réputation du dirigeant. Bien qu'elles soient subjectives ou difficilement mesurables, ces variables apportent des informations utiles dans l'évaluation globale du risque de crédit.

5. Le choix de la technique utilisée

Avec l'évolution des besoins en matière de systèmes de crédit scoring, plusieurs méthodes d'évaluation du risque de crédit ont vu le jour, poursuivant toutes le même objectif : améliorer l'efficacité des prises de décision.

Ces méthodes reposent sur un principe fondamental : identifier les variables influençant la probabilité de défaut, afin de mesurer leur importance et de les intégrer dans un score quantitatif.

Les systèmes de scoring sont généralement construits à partir de quatre approches principales de modélisation multi variée :

- ❖ Le scoring basé sur un modèle linéaire
- ❖ Le scoring basé sur une analyse discriminante
- ❖ Le scoring basé sur un modèle Logit

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

En plus des techniques classiques, d'autres approches issues de l'intelligence artificielle ont été mentionnées par S. Truffer (2007)¹. Ces méthodes offrent des alternatives puissantes pour modéliser des relations complexes entre les variables explicatives et le risque de défaut. Parmi ces méthodes, on retrouve notamment :

- ❖ Les réseaux de neurones
- ❖ Les arbres de décision
- ❖ Les forêts aléatoires
- ❖ Les systèmes experts
- ❖ Les algorithmes génétiques

La méthode est choisie en fonction de la nature des données et des objectifs de la banque.

6. La modélisation et les tests

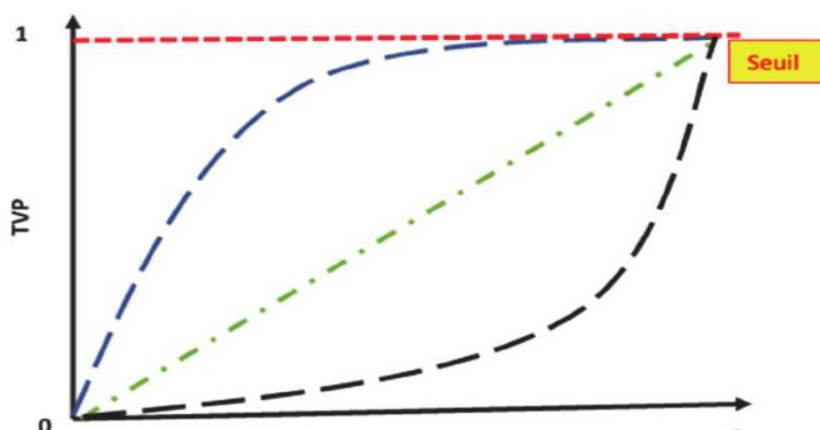
Une fois le modèle créé, il doit être testé pour vérifier sa fiabilité et sa performance. Plusieurs tests statistiques sont utilisés, tels que le test de significativité globale pour évaluer l'importance des variables, le test de Wald pour tester l'impact de chaque variable individuellement, et le lambda de Wilkes pour mesurer la capacité de discrimination du modèle.

7. La validation du modèle

7.1. La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)

La courbe ROC constitue l'un des indicateurs les plus couramment utilisés par les prêteurs pour évaluer la précision des modèles de scoring de crédit. Elle représente également un élément central dans le processus de validation des modèles exigé par les recommandations de Bâle II.²

Figure 10 : la courbe ROC



SOURCE : AMZILE, K, Op. Cit, P147

¹ Stéphane Tufféry, « Data Mining et Statistique décisionnelle, l'intelligence des données », Editions Technip (2e Ed), 2007, p.25.

² CHRISTODOULAKIS, G and SATCHELL, S« The analytics of risk model validation» Elsevier, 2007, P33.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

La courbe ROC est une représentation graphique de la relation existante entre la sensibilité et la spécificité d'un test pour toutes les valeurs seuils possibles. L'ordonnée représente la sensibilité et l'abscisse correspond à la quantité¹

La sensibilité : est la probabilité de classer l'entreprise dans la catégorie $y=1$, représenté sur l'axe des ordonnées.

La spécificité : est la probabilité de classer l'entreprise dans la catégorie $y=0$, représenté dans l'axe des abscisses.

7.1.1. Interprétation de l'AUC (Aire sous la courbe ROC)

L'aire sous la courbe ROC (AUC) est un indicateur global de la performance d'un modèle de classification binaire. Elle représente la probabilité que le modèle classe correctement une observation positive ($y = 1$) avec un score supérieur à celui d'une observation négative ($y = 0$).

L'AUC varie entre 0 et 1 :

- AUC = 1 : le test est parfait, il classe toutes les observations correctement.
- AUC = 0,5 : le test n'a aucun pouvoir discriminant, il agit comme un tirage aléatoire.
- Plus l'AUC est proche de 1, plus le test est performant.

Selon Swets (1988), l'interprétation de l'AUC peut être classée comme suit :

Tableau 5 échelle d'efficacité d'un modèle en fonction de l'aire sous la courbe ROC (swets).

AUC	Qualité du modèle
0.5 – 0.7	Faible
0.7 – 0.9	Satisfaisante
> 0.9	Excellente

Source : établie par nous-même sur la base de Delacour, H., Servonnet, A., Perrot, A., Vigezzi, J. F., & Ramirez, J. M. Op. Cit P150.

Ainsi, l'AUC est une mesure précieuse pour évaluer et comparer la capacité des modèles à bien distinguer les cas positifs des cas négatifs.

7.2. La matrice de confusion et le taux de bon classement

La matrice de confusion est un outil fondamental pour évaluer les performances d'un modèle de classification. Elle permet de comparer les prédictions du modèle avec les valeurs réelles afin de mesurer la qualité du classement obtenu.

¹ Delacour, H., Servonnet, A., Perrot, A., Vigezzi, J. F., & Ramirez, J. M. « **La courbe ROC (receiver operating characteristic) : Principes et principales applications en biologie clinique.** » 2005, P 147.

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Tableau 6 : matrice de confusion

	Prédiction positive	Prédiction négative
Classe réelle positive	A (Vrai Positif)	B (Faux Négatif)
Classe réelle négative	C (Faux Positif)	D (Vrai Négatif)

Source : établie sur la base de AMZILE, K, Op, Cit, P195.

Cette matrice permet de calculer plusieurs indicateurs de performance du modèle, parmi lesquels :

Le taux de bon classement global : $\frac{A+D}{A+B+C+D}$

Le taux d'erreur global : $\frac{B+C}{A+B+C+D}$

La sensibilité (rappel) : $\frac{A}{A+B}$

La spécificité : $\frac{D}{C+D}$

CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT

Conclusion du chapitre

En résumé, l'évaluation du risque de crédit repose sur un ensemble de méthodes complémentaires qui ont su évoluer avec les besoins du secteur bancaire. Des approches traditionnelles à l'analyse financière, jusqu'aux outils modernes comme le scoring, chaque méthode apporte sa contribution pour mieux comprendre et anticiper les comportements des emprunteurs.

La diversité des techniques utilisées dans le scoring, qu'elles soient paramétriques ou issues de l'intelligence artificielle, reflète la volonté constante d'améliorer la précision et la fiabilité des décisions de crédit. Cette démarche rigoureuse, appuyée par une méthodologie claire, permet aux établissements financiers de maîtriser leur exposition au risque tout en répondant efficacement aux demandes de leurs clients.

Ce chapitre met donc en lumière l'importance de ces méthodes dans la gestion moderne du risque de crédit, en soulignant le rôle central que joue le scoring dans l'optimisation des processus décisionnels bancaires.

CHAPITRE III : L'ELABORATION D'UN MODELE SCORING : CAS BANQUE EXTERIEURE D'ALGERIE

Introduction du chapitre

Ce chapitre présente les étapes essentielles de notre travail pratique effectué au sein de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), dans le cadre de notre stage académique. Après une brève présentation de la banque, nous avons exploité une base de données fournie par celle-ci, regroupant des PME privées ayant bénéficié d'un crédit entre 2020 et 2023.

Nous avons commencé par analyser cette base de données, puis sélectionné les variables les plus pertinentes en lien avec la défaillance d'entreprise, en nous appuyant sur des tests statistiques comme le test de Student et le test du Chi-deux. Ensuite, deux modèles de scoring ont été élaborés : un modèle de régression logistique et un modèle Random Forest.

Les performances de ces deux modèles ont été soigneusement évaluées et comparées, afin de mettre en évidence leur efficacité respective dans la prédiction du risque de défaillance. Cette analyse comparative nous a permis d'identifier les atouts de chaque approche et de juger de leur pertinence dans un cadre réel d'aide à la décision.

Section 01 : Présentation de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA)

Avant de passer à la partie pratique de notre travail, il est important de présenter l'établissement bancaire dans lequel s'inscrit notre étude. Cette section a pour but de donner un aperçu global sur la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), son rôle, ses missions principales ainsi que sa place dans le paysage bancaire national. Cette présentation permettra de mieux situer le cadre d'application du modèle de scoring que nous allons élaborer par la suite.

1. Présentation de la BEA

La Banque Extérieure d'Algérie (BEA) est une banque publique créée le 1er octobre 1967 par l'ordonnance n° 67-204. Elle a été transformée en société par actions en 1989. Son siège est situé à Alger.

La BEA est spécialisée dans le financement du commerce extérieur et des secteurs clés de l'économie tels que les hydrocarbures, les transports, la sidérurgie et les matériaux de construction. Elle dispose d'un capital social de 230 milliards de dinars, entièrement souscrit par l'État.

Elle propose une large gamme de produits et services bancaires pour les entreprises et les particuliers. Son réseau comprend 123 agences réparties sur le territoire national.

Le directeur général est RAHALI LHOUARI.

Son slogan est : « *Une banque à la hauteur de vos aspirations* ».

1.1. Historique

La Banque Extérieure d'Algérie (BEA) est une institution bancaire publique fondée le 1er octobre 1967 par l'ordonnance n°67-204. Initialement établie en tant que société nationale avec un capital de 24 millions de dinars, entièrement souscrit par l'État, la BEA avait pour mission principale de faciliter et de développer les relations économiques et financières de l'Algérie avec le reste du monde.

Dans le cadre de la nationalisation du système bancaire algérien, la BEA a progressivement repris les activités des banques étrangères opérant en Algérie. Ainsi, elle a intégré les opérations de la Société Générale en décembre 1967, de la Barclays Bank Limited en avril 1968, ainsi que celles du Crédit du Nord et de la Banque Industrielle de l'Algérie et de la Méditerranée (BIAM) en mai 1968.

À partir de 1970, la BEA s'est vue confier la gestion de l'ensemble des opérations bancaires des grandes entreprises industrielles nationales, renforçant ainsi son rôle central dans le financement de l'économie algérienne.

En 1989, la banque a changé de statut pour devenir une société par actions, tout en conservant son objectif initial. Cette transformation a marqué le début d'une nouvelle phase de développement et de modernisation pour l'institution.

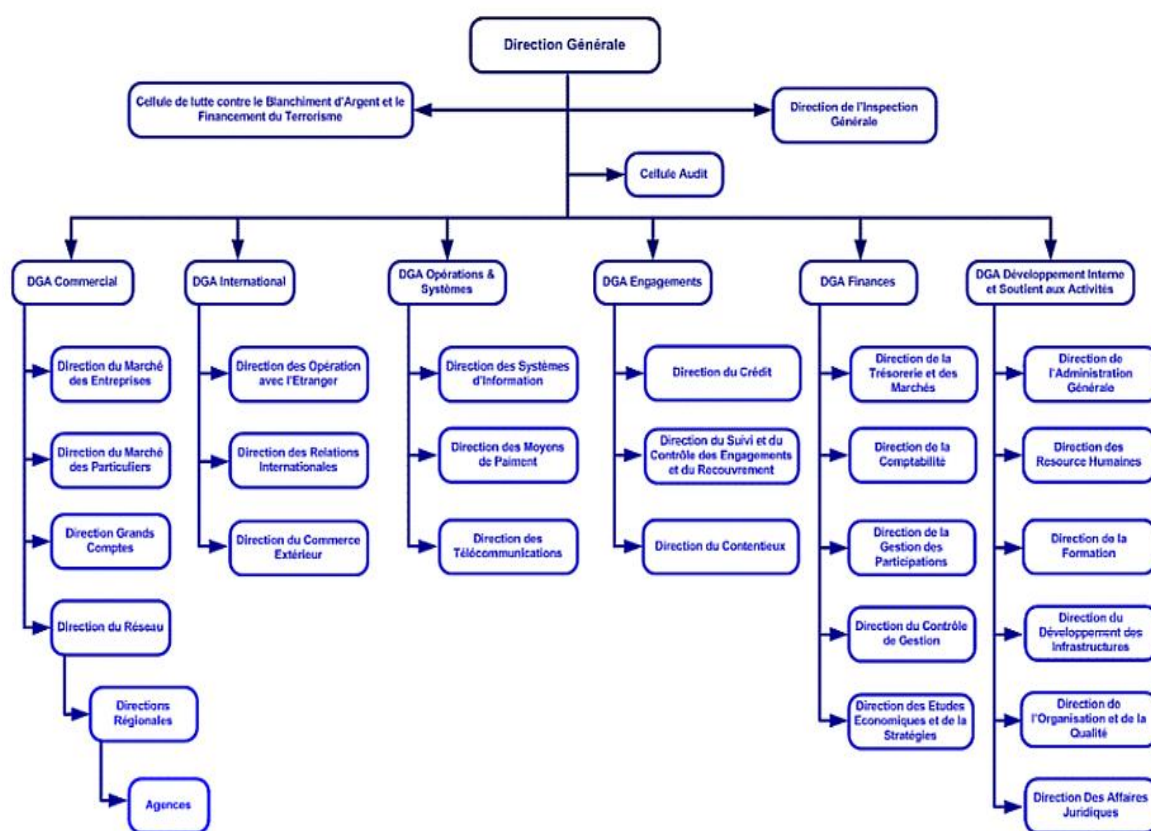
La BEA a continué à évoluer, en mettant en œuvre des plans de diversification et de modernisation, notamment en investissant dans des projets stratégiques tels que le financement de raffineries pétrochimiques, de méthaniers pour le transport international des

hydrocarbures, et en participant au financement de complexes industriels majeurs comme celui d'El Hadjar. En 2019, la BEA a augmenté son capital social, le portant de 150 milliards de dinars à 230 milliards de dinars, dans le cadre d'une stratégie de développement à l'international.

Aujourd'hui, la Banque Extérieure d'Algérie continue de jouer un rôle clé dans le paysage bancaire algérien, en offrant une gamme diversifiée de services financiers aux particuliers et aux entreprises, et en poursuivant son expansion tant au niveau national qu'international

1.2. Organigramme général de la B.E.A

Figure 11 : Organigramme général de la B.E.A



Source : Document interne de la BEA.

2. Présentation de la direction de Crédit

La direction de crédit est placée sous l'autorité d'un directeur central et rattachée hiérarchiquement à la Direction Générale Adjointe 'Engagements'

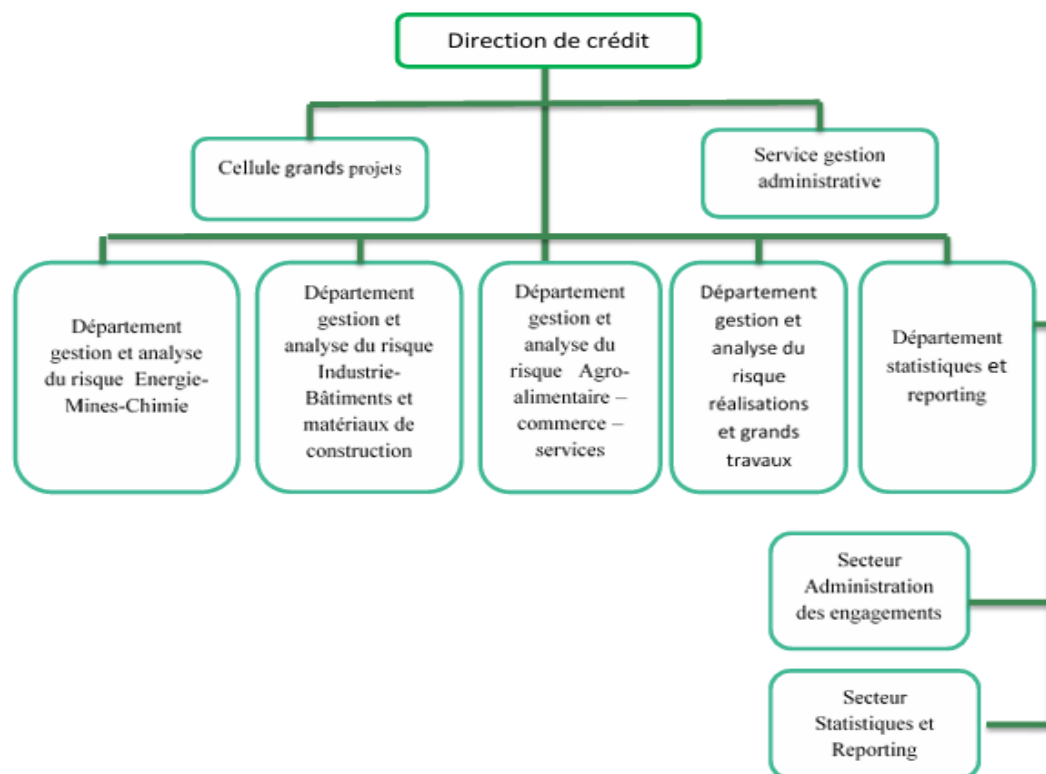
3. Les missions de la direction du crédit

Les missions essentielles de la Direction des Crédits s'articulent autour des points suivants :

- ✓ Étudier les demandes de financement en analysant les capacités de remboursement et la rentabilité des projets.

- ✓ Analyser les dossiers de crédit, formuler des avis techniques et participer activement à la prise de décision.
- ✓ Améliorer les processus de traitement des demandes de financement pour garantir rapidité et fiabilité.
- ✓ Proposer des révisions méthodologiques pour renforcer l'efficacité du processus d'octroi de crédit.
- ✓ Analyser et décider des demandes de crédit provenant des agences, conformément à la délégation du comité de crédit de la structure.

Figure 12: Organigramme de la direction de crédit



Source : Document interne de la BEA.

Section 02 : Constitution de l'échantillon et l'analyse des variables

Dans cette partie, nous présentons notre échantillon ainsi que les variables utilisées. Une analyse a été faite pour voir quelles variables peuvent avoir un lien avec le défaut. Les résultats vont nous aider pour la suite de l'étude.

1. La construction de la base de données

1.1. Présentation de l'échantillon

La population ciblée dans le cadre de cette étude est constituée d'entreprises clientes de type PME privées ayant effectivement bénéficié d'un crédit auprès de la Banque Extérieure d'Algérie entre les années 2020 et 2023. L'échantillon étudié comprend 328 entreprises, dont 262 sont considérées comme saines et 66 comme défaillantes.

1.2. Le critère de défaillance

Une entreprise est considérée comme défaillante lorsqu'elle enregistre un retard de paiement de plus de 90 jours, conformément aux normes définies par le Comité de Bâle et le règlement n° 2014-03. Ce critère permet de classer les entreprises en deux groupes : "défaillantes" et "saines."

1.3. Traitement des valeurs extrêmes (outliers)

Lors de l'analyse exploratoire des données, nous avons identifié un nombre important de valeurs extrêmes sur plusieurs variables quantitatives. Ces valeurs peuvent avoir un impact significatif sur les performances des modèles prédictifs, notamment les modèles de régression logistique. Il était donc essentiel de les atténuer afin d'assurer une meilleure qualité des résultats.

Pour ce faire, nous avons opté pour une méthode de traitement basée sur la médiane, en utilisant le logiciel R STUDIO. Cette méthode repose sur le calcul des quartiles (Q1 et Q3) et de l'écart interquartile ($IQR = Q3 - Q1$). Une valeur est considérée comme extrême si elle se situe en dehors de l'intervalle défini par :

$$Q1 - 1.75 \times IQR; Q3 + 1.75 \times IQR$$

$$Q1 - 1.75 \times IQR; Q3 + 1.75 \times IQR$$

Au lieu d'éliminer ces valeurs, nous avons choisi de les remplacer par la médiane de la variable correspondante. Cette approche permet de limiter l'influence des données extrêmes tout en conservant l'ensemble des observations, ce qui est particulièrement important dans le cadre d'un échantillon de taille limitée.

Figure 13 : Application de la fonction de remplacement des valeurs extrêmes par la médiane

```
replace_outliers_with_median(df = data %>% select(-default)) -> data5
```

Source : logiciel R studio

1.3.1 Evaluation de l'impact

Après application de cette méthode, nous avons évalué son efficacité en comparant la proportion globale de valeurs extrêmes avant et après traitement. Nous avons constaté une diminution notable, avec un passage de 7,34 % à 3,82% de valeurs extrêmes. (ANNEXE N° 01 et 02)

2. Présentation des variables

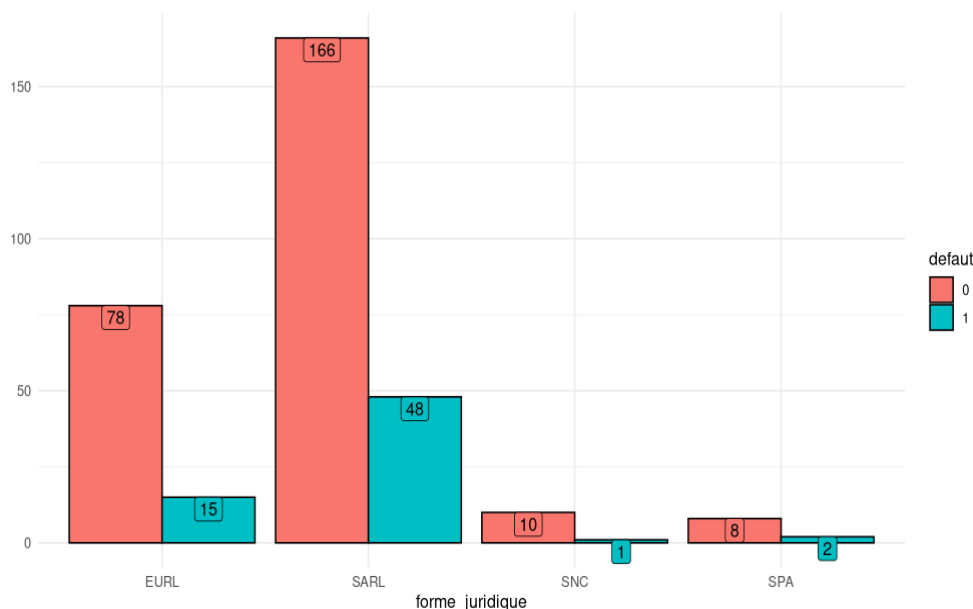
Les variables utilisées dans cette étude sont de deux types : quantitatives, représentées principalement par des ratios financiers, et qualitatifs, reflétant certaines caractéristiques des entreprises.

2.1. Les variables qualitatives

- **Forme juridique**

Ce champ indique la forme légale sous laquelle l'entreprise est constituée (SARL, EURL, SPA, et SNC.). Elle permet d'apprécier le cadre juridique et structurel de l'entreprise.

Figure 14 : Répartition selon la Forme juridique



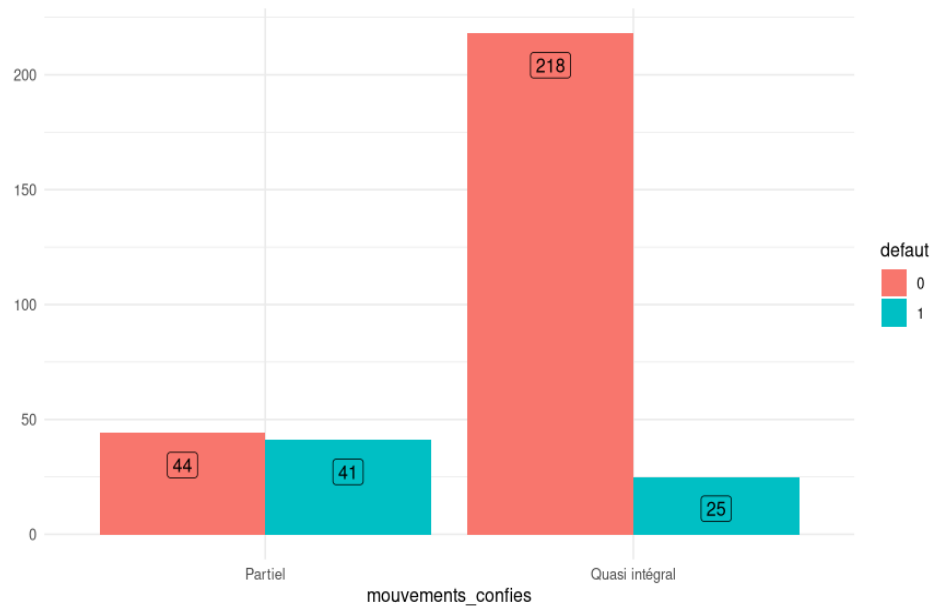
Source : logiciel R studio

Interprétation : La répartition des formes juridiques dans l'échantillon met en évidence une prédominance marquée des SARL, suivies par les EURL. Les autres statuts, tels que les SPA et SNC, apparaissent de manière beaucoup plus limitée.

- **Mouvement d'affaires confiées (MAC)**

Cette variable représente la part des opérations financières de l'entreprise (encaissements et paiements) qui transitent par la banque. Elle permet d'évaluer le niveau d'activité que l'entreprise confie réellement à la banque, en le rapportant à son chiffre d'affaires.

Figure 15 : Répartition selon MAC



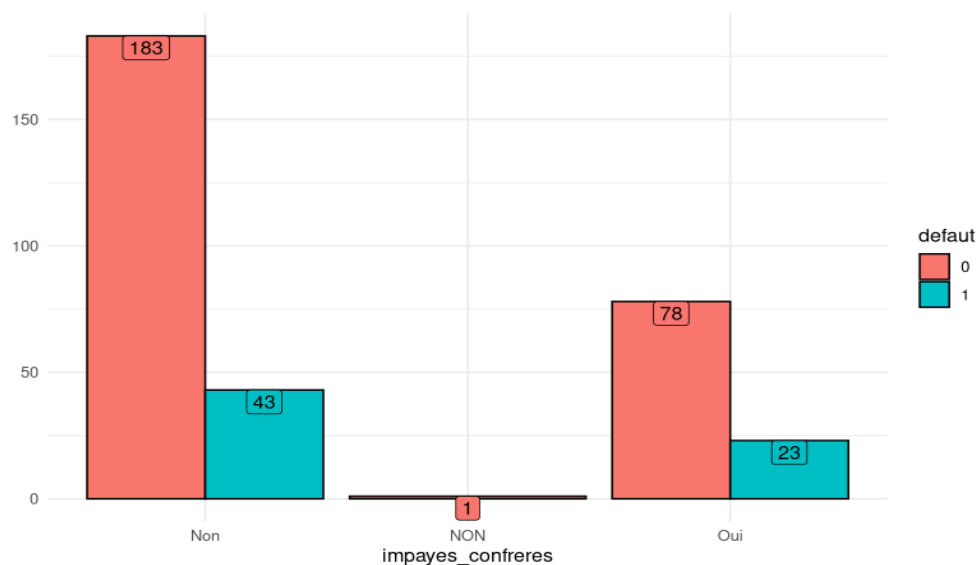
Source : logiciel R studio

Interprétation : La grande majorité des entreprises de l'échantillon confient la quasi-totalité de leurs opérations à la banque, ce qui reflète un fort engagement bancaire. En revanche, celles qui ne confient qu'une partie de leurs mouvements sont moins nombreuses, mais présentent un taux de défaut relativement plus élevé, ce qui traduit un niveau d'engagement moindre envers la banque.

- **Impayés chez confrères**

Ce champ signale si l'entreprise a un historique d'impayés auprès d'autres banques. Cela constitue un indicateur important du comportement de paiement.

Figure 16 : Répartition selon l'impayés chez confrères



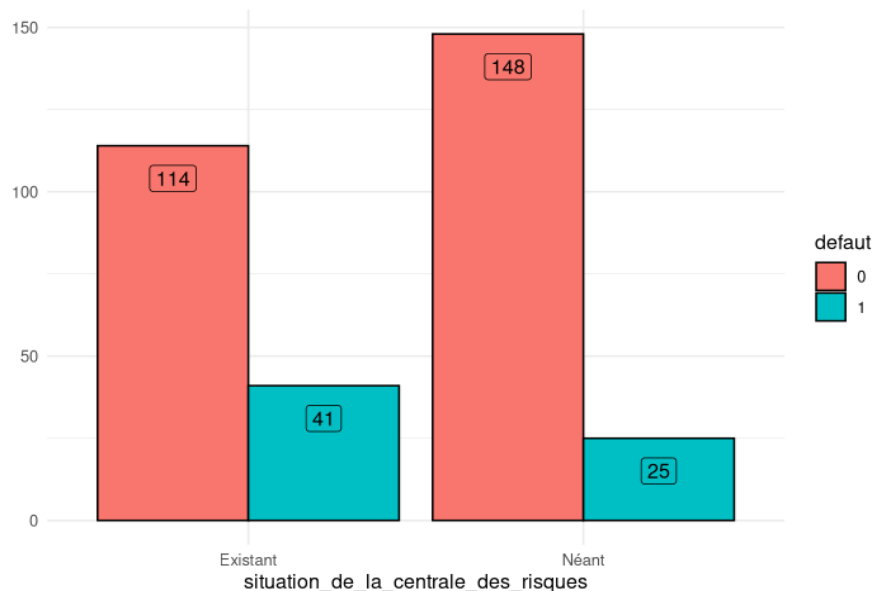
Source : logiciel R studio

Interprétation : La majorité des entreprises de l'échantillon ne présentent pas d'impayés chez les confrères, représentant ainsi la part la plus importante par rapport à celles ayant un historique de retards de paiement.

- **Situation de la centrale des risques**

Cette variable indique si l'entreprise a obtenu des crédits auprès d'autres banques.

Figure 17 : Répartition selon la Situation de la centrale des risques



Source : logiciel R studio

Interprétation : La majorité des entreprises n'ayant aucune situation à la centrale des risques (Néant) ne sont pas en défaut.

À l'inverse, celles avec une situation existante présentent plus de cas de défaut

Ces variables sont résumées dans le tableau suivant :

<i>Variable qualitative :</i>	<i>Les modalités :</i>
<i>Situation Actuelle (Défaut)</i>	0 : Saine 1 : Défaillante
<i>Forme juridique</i>	1: SARL 2: EURL 3: SPA 4: SNC
<i>Situation de la centrale des risques</i>	0 : Néant 1 : Existant
<i>Impayés chez confrères</i>	0 : Oui 1 : Non
<i>Mouvement d'affaires confiées (MAC)</i>	0 : Quasi intégral 1 : Partiel

Source : Etabli par nous-même

Le tableau ci-dessous présente la répartition de notre échantillon d'étude selon les variables mentionnées précédemment :

Tableau 7 : Répartition de l'échantillon selon chaque variable

Variable	Modalités	Saines	Défaillantes	Total
Forme juridique	SARL	166	48	214
	EURL	78	15	93
	SPA	8	2	10
	SNC	10	1	11
	Σ	262	66	328
Situation de la centrale des risques	Néant	148	25	173
	Existant	114	41	155
	Σ	262	66	328
Impayés chez confrères	Oui	78	23	101
	Non	184	43	227
	Σ	262	66	328
Mouvement d'affaires confiées (MAC)	Quasi intégral	218	25	243
	Partiel	44	41	85
	Σ	262	66	328

Source : Etablie par nous-même sur la base de notre base de données

2.2. Les variables quantitatives

Une liste initiale de 26 ratios, codés de R1 à R26, nous a été fournie.

Tableau 8 : présentation des variables quantitatives

Catégorie	Ratios	Mesure de Ratio
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
Ratios de rentabilité	R12	Résultat net / 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 / CA
Ratios de structure financière	R21	Total dettes / Total Actif
	R22	Dettes financières / Fonds propres
	R23	Fonds propres / Passif Non courant
	R24	Fonds propres / Total actif
	R25	Dettes financières / Résultat net
	R26	Dettes à long terme / CAF

Source : Etablie par nous-même.

3. Analyse des variables explicatives

Avant de construire le modèle de scoring, il est important de bien comprendre les variables explicatives. Pour cela, on va faire des tests sur les variables quantitatives et qualitatives, afin de voir lesquelles sont les plus utiles pour expliquer le risque de crédit.

3.1. Test de Dépendance entre les variables Quantitatives et le Défaut

Dans le but d'identifier les variables quantitatives ayant un lien significatif avec le défaut, nous avons appliqué le test de Student. Ce test permet de comparer la moyenne d'une variable entre deux groupes : les entreprises en défaut et celles qui ne le sont pas.

L'hypothèse nulle (H_0) suppose qu'il n'y a aucune différence entre les deux moyennes, tandis que l'hypothèse alternative (H_1) indique qu'il existe une différence significative.

Le test a été mené avec un seuil de signification de 5 % :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 (\alpha \geq 5 \%)$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2 (\alpha < 5 \%)$$

Seules les variables avec une p-value inférieure à 0,05 ont été considérées comme significatives.

En utilisant le logiciel R Studio, nous avons effectué le test de significativité sur les variables explicatives. Seules trois variables ont présenté une p-value inférieure à 0,05, indiquant une influence significative sur le défaut. Toutes les autres variables ont affiché des p-values supérieures à ce seuil. Le tableau suivant présente les variables retenues.

Tableau 9 : Variables significatives selon le test de Student

Variable	Significativité
R12	0,02559
R19	0,04140
R20	0,04806

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio (Annexe N° 03)**

3.2. Test de dépendance des variables qualitatives et le défaut

Afin d'identifier les variables qualitatives influençant significativement le défaut, nous avons appliqué le test du χ^2 d'indépendance, qui permet de vérifier l'existence d'un lien statistique entre chaque variable qualitative et le défaut.

Le test repose sur deux hypothèses :

H_0 : les variables sont indépendantes ($\alpha \geq 5\%$)

H_1 : les variables sont dépendantes ($\alpha < 5\%$)

Seules les variables dont la p-value est inférieure au seuil de 5 % sont considérées comme significativement liées au défaut, et seront donc retenues pour la suite de l'étude.

Les résultats obtenus à l'aide du logiciel R Studio sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 10 : Résultat du test de Khi-deux sur les variables qualitatives

Variable	Ddl	Significativité	Dépendance
Forme juridique	3	$4.817277e - 01$	Non
Mouvement d'affaires confiées (MAC)	1	$1,923647e - 13$	Oui
Situation de la centrale des risques	1	$1,021138e - 02$	Oui
Impayés chez confrères	1	$2.881903e - 02$	Oui

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

Interprétation : L'analyse du test χ^2 a permis d'identifier plusieurs variables qualitatives significativement liées au défaut. Il s'agit de Mouvement d'affaires confiées (MAC), les crédits confrères et impayés chez confrères, qui présentent toutes une p-value inférieure à 0,05. Ces variables seront donc considérées comme pertinentes pour la suite de l'étude. En

revanche, la variable forme juridique n'a pas montré de lien statistiquement significatif avec le défaut, ce qui justifie son exclusion de l'analyse explicative.

Section 03 : L'élaboration des modèles et comparaison des résultats

Après avoir défini notre échantillon d'étude et identifié nos variables explicatives, cette section sera dédiée à la construction et à l'analyse de notre premier modèle de score basé sur la régression logistique. Nous présenterons les différentes étapes de son développement ainsi que l'interprétation des résultats obtenus. Ensuite, nous introduirons un second modèle utilisant la méthode Forêt Aléatoire (Random Forest), que nous développerons et analyserons également. Enfin, une comparaison entre les performances des deux modèles sera réalisée afin de déterminer celui qui offre la meilleure capacité prédictive.

1. La détermination des variables retenues

Après avoir effectué les tests de significativité dans la section précédente, nous avons identifié un total de six variables explicatives significatives, dont trois sont quantitatives et trois qualitatives.

Ces variables ont été retenues pour la construction du modèle de scoring visant à évaluer le risque de défaut des entreprises. Le tableau ci-dessous présente les variables sélectionnées

Tableau 11 : Les variables retenues

<i>Les variables qualitatives retenus</i>	<i>Les variables quantitatives retenus</i>
<i>Mouvements confiés</i>	R12
<i>Situation de la centrale des risques</i>	R19
<i>Impayés confrères</i>	R20

Source : Etabli par nous-même.

2. Répartition de l'Echantillon

Nous avons divisé notre échantillon en deux sous-ensembles de façon aléatoire : un échantillon de construction (80 %) et un échantillon de validation (20 %). Cette répartition aléatoire a été effectuée à l'aide du logiciel R Studio.

Figure 18 : Répartition de l'échantillon

```
data_split <- data6 %>% mutate(default = as.factor(default)) %>% initial_split(prop = 0.8, strata = default)

train <- data_split %>% training()
train %>% count(default)

test <- data_split %>% testing()
test %>% count(default)
```

Source : logiciel R studio

- ❖ **Échantillon de construction :** Il est composé de **261** entreprises, parmi lesquelles **209** sont considérées comme saines et **52** comme défaillantes. Cet échantillon a été utilisé pour la phase d'apprentissage du modèle de scoring. (ANNEXE N°05)

- ❖ **Échantillon de validation** : Il comprend **67** entreprises issues de l'échantillon initial, dont **53** sont saines et **14** sont défaillantes. Il a servi à évaluer la performance du modèle sur des données indépendantes. (ANNEXE N°06)

La répartition de notre échantillon est présentée dans le tableau ci-après :

Tableau 12 : Constitution de l'échantillon

	Saines	Défaillantes	Total
Echantillon de construction	209	52	261
Echantillon de validation	53	14	67
Total	262	66	328

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

3. Modélisation du Crédit Scoring

Dans la suite de notre travail, nous allons construire deux modèles de scoring l'un basé sur la régression logistique et l'autre sur l'algorithme des forêts aléatoires.

3.1. La Régression Logistique (RL)

La régression logistique est l'un des modèles les plus utilisés pour la notation du crédit à court terme. Dans R, elle s'applique avec la fonction **glm**

3.1.1. Construction de la Fonction Score

Parmi les six variables sélectionnées précédemment, seulement trois se sont révélées statistiquement significatives ($p\text{-value} < 0,05$) dans le modèle de régression logistique. Il s'agit de deux variables qualitatives : Mouvements Confiés et Situation de la Centrale des Risques, ainsi que d'une variable quantitative : R12 (Résultat net après impôts / Total actif).

La variable Mouvements Confiés est celle qui présente l'effet le plus significatif sur la probabilité de défaut, suivie de Situation de la Centrale des Risques, puis R12. Les autres variables ont affiché des p-values supérieures à 0,05, ce qui indique qu'elles ne sont pas statistiquement significatives, (Annexe N° 07)

Le tableau ci-dessous résume les trois variables retenues pour la construction de la fonction score

Tableau 13 : Résultats du modèle de régression logistique final

Variable	Coefficient	P_value	Signe
Constant	-1.2351	3.25e - 10 ***	Négatif
R12	-0.3799	0.01016 *	Négatif
Mouvements Confiés	2.1427	< 2e - 16 ***	Positif

<i>Situation de la centrale des risques</i>	0.7944	0.00461 **	Positif
---	---------------	-------------------	----------------

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

La Fonction Score

La fonction score obtenue à partir de notre modèle de régression logistique permet d'estimer la probabilité qu'un client fasse défaut. En se basant sur les variables explicatives significative identifiées précédemment, notre modèle attribue à chaque entreprise un score représentatif de son risque. Plus le score est élevé, plus la probabilité de non-remboursement augmente. Cette approche nous permet ainsi d'évaluer objectivement le risque de défaut à l'aide d'un outil statistique fiable. L'affectation à chaque groupe se fait de la manière suivante :

$z \leq 0$, l'entreprise est classée comme saine

Sinon l'entreprise est classée comme défaillante

$$Z = -1.2351 + 2.1427MAC + 0.7944SCR - 0.3799R12$$

Interprétation du Modèle

Voici l'interprétation des variables qui composent notre modèle de score.

Dans notre modèle de scoring, la variable *Mouvements Confiés* a présenté une relation négative avec le défaut, ce qui va à l'encontre de nos attentes initiales. Bien que cette variable soit supposée traduire une relation de confiance entre l'entreprise et la banque, son effet négatif sur le risque de défaut peut s'expliquer par le fait que certaines entreprises présentant un taux de dépôt élevé sont en réalité de petite taille, avec un chiffre d'affaires globalement faible. Ainsi, malgré un dépôt quasi intégral, ces fonds peuvent s'avérer insuffisants pour couvrir les engagements financiers, augmentant ainsi leur probabilité de défaillance.

La variable *Situation de la Centrale des Risques (SCR)* reflète l'historique de l'entreprise en matière de crédits auprès des autres établissements. Elle indique notamment la présence d'incidents de paiement passés (retards, défauts, etc.).

Dans notre modèle, elle présente une relation positive significative avec le défaut, ce qui est conforme à nos attentes. En effet, une situation négative dans la centrale des risques est souvent le signe d'une mauvaise gestion financière, augmentant la probabilité de non-remboursement.

Plus précisément, une augmentation d'une unité dans la "Situation de la centrale des risques" augmente le log(odds) du défaut de 0.7944.

Nous passons ensuite à l'interprétation de la seule variable quantitative significative retenue.

Résultat net après impôts / Total actif "R12" :

La variable R12, définie comme le ratio *Résultat net après impôts / Total actif*, est une mesure de la rentabilité économique de l'entreprise. Ce ratio est équivalent au Return on Assets (ROA), un indicateur financier classique qui évalue la capacité de l'entreprise à générer des bénéfices à partir de l'ensemble de ses actifs.

Dans notre modèle, le coefficient associé à R12 est négatif (-0,3799), ce qui indique qu'une augmentation de ce ratio est liée à une baisse de la probabilité de défaut. En d'autres termes, plus une entreprise est rentable, moins elle risque de faire défaut, ce qui est tout à fait cohérent avec les principes financiers : une entreprise qui dégage des bénéfices nets par rapport à ses actifs a généralement une meilleure capacité à honorer ses engagements financiers.

3.1.2. Les tests de validité du modèle**a. Le test de odds ratio**

L'odds ratio (OR) mesure l'impact d'une variable explicative sur la probabilité de défaut dans un modèle de scoring.

Un $OR > 1$ indique que la variable augmente le risque de défaut (facteur de risque), tandis qu'un $OR < 1$ suggère un effet protecteur (facteur protecteur).

Il est caractérisé par l'équation qui suit :

$$OR = e^{\beta}$$

β : le coefficient du variable explicatif dans le modèle de régression logistique.

OR

: (odds ratio) mesure de l'effet de la variable sur la probabilité de défaut.

Les résultats de notre étude sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Les résultats obtenus dans notre étude sont résumés dans le tableau ci-après : (Annexe08)

Tableau 14 : Résultat du test de Odds ratio

<i>Variable</i>	<i>Odds Ratio</i>	<i>Interprétation</i>
<i>Résultat net après impôts totale actif</i>	0.6839171	Facteur protecteur
<i>Mouvements confies</i>	8.5220753	Facteur de risque
<i>Situation de la centrale des risques</i>	2.2130943	Facteur de risque

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

Interprétation

Les résultats du tableau ci-dessus montrent clairement la nature des variables influentes dans notre modèle. En effet, la variable "Résultat net après impôts / Total actif" présente un *Odds Ratio* inférieur à 1 (0.6839), ce qui signifie qu'elle agit comme facteur protecteur : plus ce ratio augmente, plus la probabilité de défaut diminue. Cela reflète la capacité de l'entreprise à générer des profits par rapport à la taille de son actif, et donc à mieux honorer ses engagements financiers.

À l'inverse, les variables "Mouvements confiés" (OR = 8.52) et "Situation de la centrale des risques" (OR = 2.21) ont des *Odds Ratios* nettement supérieurs à 1, ce qui indique qu'elles sont des facteurs de risque. Autrement dit, une augmentation de ces variables est associée à une probabilité plus élevée de défaut. Cela confirme les interprétations précédentes où ces deux indicateurs reflètent, d'une part, une dépendance excessive à un seul établissement bancaire, et d'autre part, un historique de crédit potentiellement défavorable.

3.1.3. La validation du modèle

Après l'estimation de notre fonction score, il est essentiel d'évaluer la performance du modèle. Pour ce faire, nous avons recours à des outils de validation tels que la courbe ROC et la matrice de confusion, permettant d'apprécier sa capacité à discriminer entre les entreprises saines et celles à risque.

Figure 19 : Principaux indicateurs de performance du modèle sur l'échantillon de validation selon la méthode RL

.metric <chr>	.estimator <chr>	.estimate <dbl>
accuracy	binary	0.8507463
roc_auc	binary	0.8018868
pr_auc	binary	0.8836491

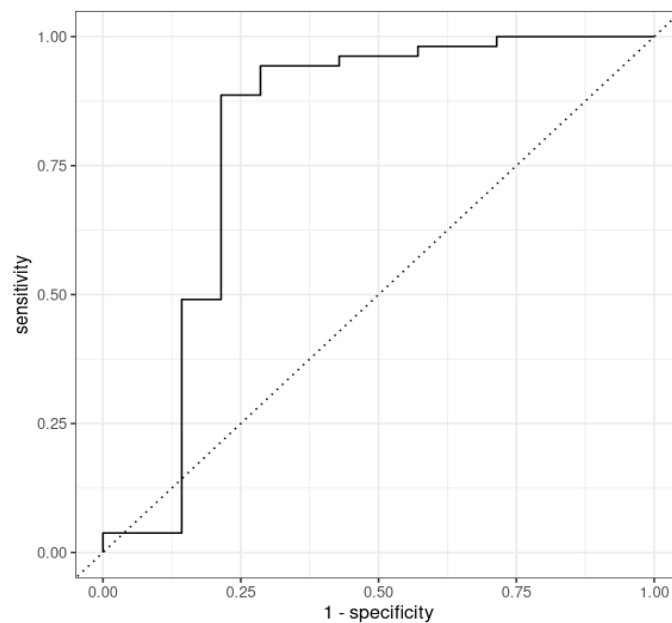
Source : logiciel R studio

a. Courbe de ROC

Nous avons tracé la courbe ROC sur l'échantillon de validation afin d'évaluer la performance discriminante de notre modèle. Le graphique suivant illustre cette courbe, réalisée à l'aide du logiciel R Studio.

L'aire sous la courbe (AUC) obtenue est de 0,801, ce qui indique une bonne capacité de discrimination du modèle entre les entreprises défaillantes et non défaillantes. Plus la valeur de l'AUC se rapproche de 1, meilleure est la performance du modèle ; une AUC supérieure à 0,8 est généralement considérée comme satisfaisante dans les applications de scoring. (Chapitre 2 P51)

Figure 20 : Courbe de ROC « Echantillon de validation » du modèle RL

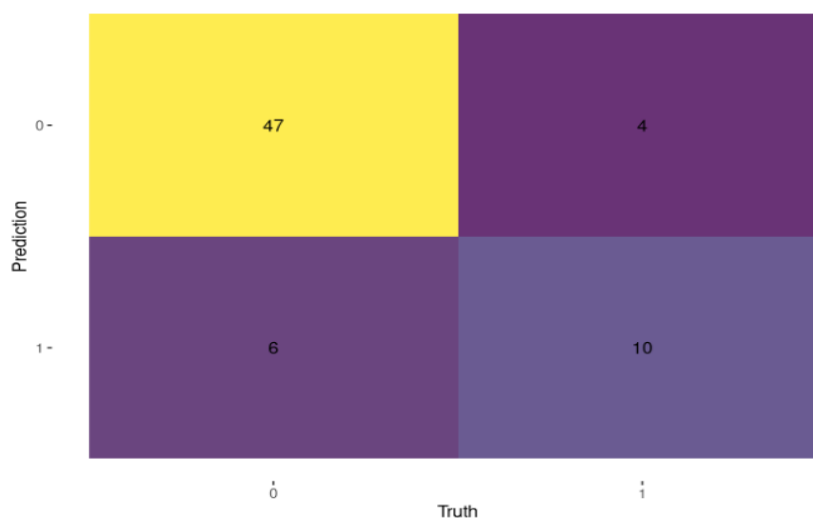


Source : logiciel R studio

b. La matrice de confusion

La matrice de confusion permet d'évaluer la performance du modèle en comparant les prédictions avec les résultats réels. Elle distingue les cas correctement classés des erreurs de classification, ce qui permet de calculer plusieurs indicateurs de performance tels que l'accuracy, la sensibilité (recall) et la spécificité. Le graphique ci-dessous illustre la répartition des cas prédits par le modèle logistique.

Figure 21 : Matrice de confusion de l'échantillon de validation (RL)



Source : logiciel R studio

Le tableau suivant montre les résultats de la matrice de confusion pour l'échantillon de validation :

Tableau 15 : résultats Matrice de confusion de l'échantillon de validation

<i>Situation actuelle</i>	<i>Classement du modèle</i>		<i>Total</i>
	0	1	
<i>Saine</i>	47 92,16%	4 7,84%	51 100 %
<i>Défaillante</i>	6 37,5%	10 62,5%	16 100%
<i>Total</i>	53 79,11%	14 20,89%	67 100%

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

Taux de classification issus de la matrice de confusion

- Taux de bon classement global : $\frac{47+10}{67} = 85,07 \%$;
- Taux de bon classement des entreprises saines : $\frac{47}{51} = 92,16\%$;
- Taux de bon classement des entreprises défaillantes : $\frac{10}{16} = 62,5 \%$;
- Taux de mauvais classement des entreprises saines : $\frac{4}{51} = 7,84 \%$;
- Taux de mauvais classement des entreprises défaillantes : $\frac{6}{16} = 37,5 \%$.

Interprétation

L'analyse des résultats de la matrice de confusion montre que le modèle atteint un taux de bonne classification global de 85,07 %, ce qui reflète une performance générale satisfaisante.

Le modèle a correctement identifié 92,16 % des entreprises saines, ce qui indique une bonne capacité à reconnaître les dossiers sans risque. Concernant les entreprises défaillantes, 62,5 % ont été bien détectées, un résultat raisonnable mais qui peut être amélioré.

Pour ce qui est des erreurs, seulement 7,84 % des entreprises saines ont été classées à tort comme risquées, ce qui reste faible. En revanche, 37,5 % des entreprises réellement défaillantes n'ont pas été correctement identifiées, ce qui montre que près d'un tiers des cas à risque passent inaperçus.

En résumé, le modèle montre une bonne capacité à éviter de rejeter des entreprises saines, mais il reste des efforts à faire pour mieux repérer les entreprises à risque.

3.2. Forêt Aléatoire (random forest)

Après l'élaboration du modèle de régression logistique, nous avons poursuivi l'analyse en mettant en œuvre un second modèle prédictif basé sur la méthode Random Forest, appliqué à la même base de données. Ce choix ne s'est pas fait au hasard : bien que les arbres de décision

(Decision Trees) soient intuitifs et faciles à interpréter, ils présentent souvent une forte sensibilité au surapprentissage (overfitting), surtout en présence de jeux de données bruités ou complexes.

Le Random Forest s'impose alors comme une solution plus robuste. Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage ensembliste qui construit une multitude d'arbres de décision sur des sous-échantillons aléatoires des données, puis agrège leurs résultats pour fournir une prédiction plus stable et plus précise. Cette approche réduit la variance du modèle, tout en conservant une bonne capacité de généralisation, ce qui en fait un excellent candidat pour des tâches de classification comme la nôtre.

Le Random Forest ou forêt aléatoire est un ensemble de plusieurs arbres de décision construits à partir d'échantillons aléatoires des données. Chaque arbre vote pour une classe, et la classe majoritaire est choisie comme prédiction finale. Cette approche réduit fortement le risque de surapprentissage (overfitting) et améliore la performance globale du modèle.

3.2.1. Paramétrage du modèle

Afin d'assurer une bonne performance, le modèle Random Forest a été entraîné sur les mêmes données que la régression logistique, en conservant la séparation entre l'échantillon de construction et celui de validation.

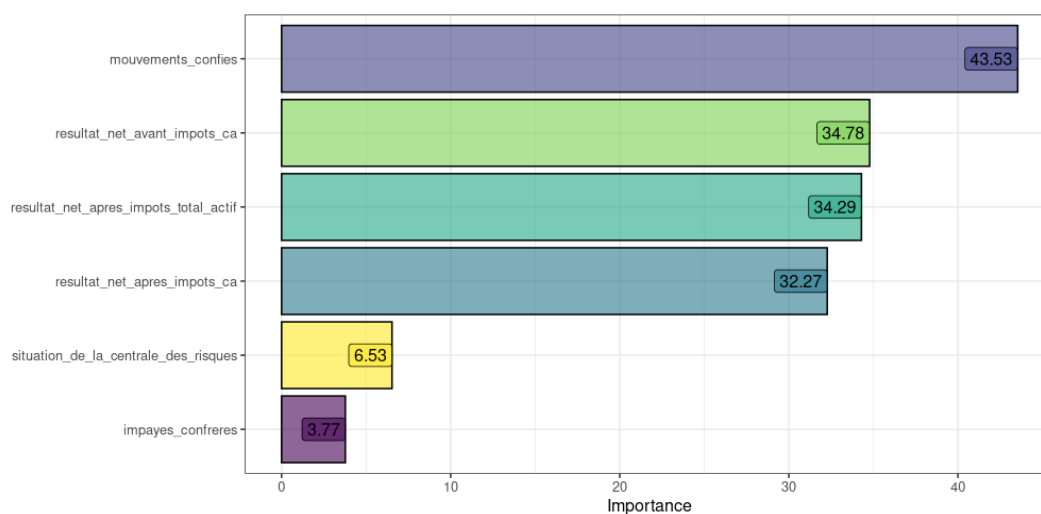
Le nombre d'arbres ($trees = 311$) et le nombre minimal d'observations pour un split ($min_n = 31$) ont été définis à l'aide d'une validation croisée, afin d'optimiser les performances sans surajustement.

L'importance des variables a été évaluée selon la réduction d'impureté, et l'entraînement a été effectué via le moteur ranger, reconnu pour sa rapidité et son efficacité. (Annexe N° 09)

3.2.2. Importance des variables selon le modèle Random Forest

Afin de raffiner l'interprétation du modèle Random Forest, nous avons évalué l'importance des variables significatives issues des tests de Student et de Khi-deux. Le graphique ci-dessous illustre les variables les plus influentes dans la prédiction du défaut.

Figure 22 : Importance des variables dans le modèle Random Forest



Source : logiciel R studio

Interprétation

L'analyse de l'importance des variables via le modèle Random Forest a permis de mettre en évidence plusieurs déterminants clés du risque de défaut

- **Mouvements confiés**
Cette variable ressort comme la plus déterminante. Elle reflète l'intensité des flux financiers confiés par l'entreprise à la banque. Une activité soutenue est souvent associée à une meilleure santé financière, tandis qu'une faible activité peut signaler des difficultés potentielles.
- **Résultat net avant impôts CA**
Ce ratio, qui mesure la rentabilité avant impôts par rapport au chiffre d'affaires, constitue un indicateur clé du risque de défaut : une rentabilité élevée reflète une bonne performance financière, tandis qu'une rentabilité faible ou négative peut révéler une inefficacité opérationnelle accrue.
- **Résultat net après impôts total actif**
Indique le rendement global de l'entreprise après imposition en fonction de la taille de ses actifs. Un ratio élevé traduit une bonne performance, alors qu'un faible rendement peut être un signal d'alerte.
- **Résultat net après impôts / Total actif**
- Comme le ratio précédent, celui-ci mesure la rentabilité nette sur chiffre d'affaires. Il permet d'évaluer la capacité de l'entreprise à générer du profit à partir de ses ventes.
- **Situation de la centrale des risques**
Cette variable qualitative indique la situation de l'entreprise vis-à-vis de la centrale des risques (ex. : incidents de paiement, historique de crédit). Une situation défavorable augmente significativement le risque de défaut.
- **Impayés confrères**
Bien que moins importante que les précédentes, cette variable reflète l'existence d'impayés enregistrés auprès d'autres établissements financiers. Cela reste un indicateur pertinent d'un comportement risqué ou d'un déséquilibre financier.

3.2.3. Validation du Modèle

Afin d'apprécier la performance du modèle Random Forest sur l'échantillon de validation, nous avons calculé deux métriques essentielles : l'accuracy et l'AUC.

Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

Figure 23 : Principaux indicateurs de performance du modèle sur l'échantillon de validation selon la méthode RF

.metric <chr>	.estimator <chr>	.estimate <dbl>
accuracy	binary	0.8656716
roc_auc	binary	0.8369272

Source : logiciel R studio

a. Courbe de ROC

Pour évaluer la performance globale du modèle Random Forest dans la classification du défaut, nous avons tracé la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic).

Cette courbe met en évidence le compromis entre la sensibilité (taux de vrais positifs) et 1 - spécificité (taux de faux positifs) pour différents seuils de décision.

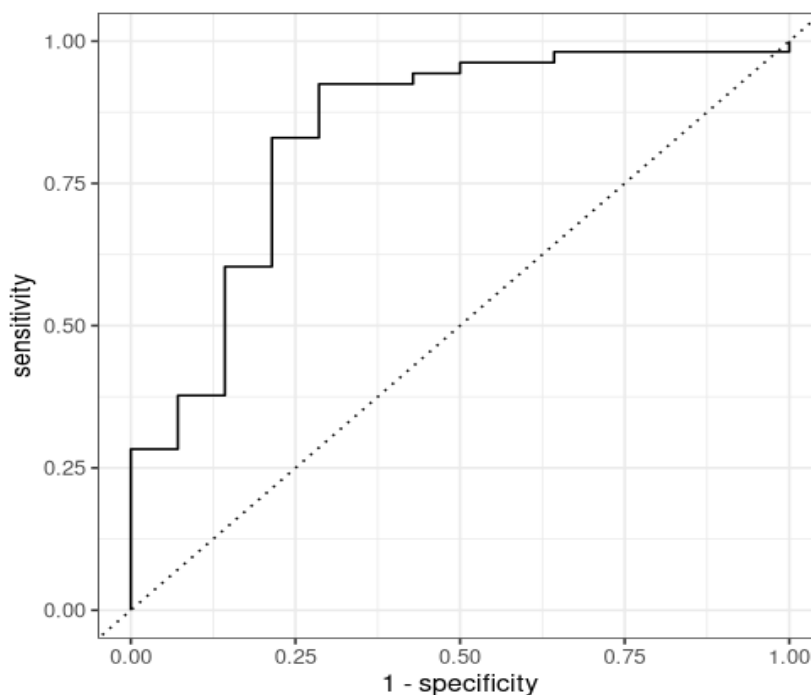
Plus la courbe s'éloigne de la diagonale (ligne pointillée), plus le modèle est performant.

Dans notre cas, la courbe obtenue montre une bonne capacité de discrimination. Cela est confirmé par la valeur de l'AUC (Area Under the Curve), qui est de 0.837.

Cette valeur, proche de 1, indique que le modèle est capable de bien distinguer les institutions défaillantes de celles qui ne le sont pas.

La courbe obtenue est présentée dans le graphique suivant

Courbe de ROC « Echantillon de validation » du modèle RF

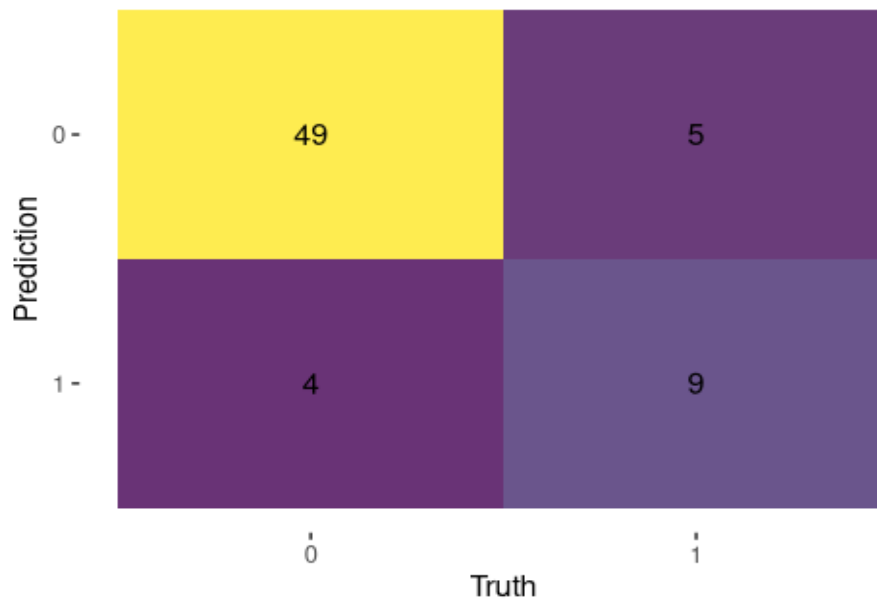


Source : logiciel R studio

b. Matrice de Confusion

La matrice suivante présente le résultat de classification du modèle, en comparant les prédictions aux valeurs réelles. Elle permet d'observer les cas correctement et incorrectement classés.

Figure 24 : Matrice de confusion de l'échantillon de validation (RF)



Source : logiciel R studio

Le tableau suivant montre les résultats de la matrice de confusion pour l'échantillon de validation :

Situation actuelle	Classement du modèle		Total
	0	1	
Saine	49 90,74%	5 9,26%	54 100 %
Défaillante	4 30,77 %	9 69,23%	13 100%
Total	53 79,11%	14 20,89%	67 100%

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel R Studio

Taux de classification issus de la matrice de confusion

- Taux de bon classement global : $\frac{49+9}{67} = 86,57 \%$
- Taux de bonne classification des entreprises saines : $\frac{49}{54} = 90,74 \%$
- Taux de bon classement des entreprises défaillantes : $\frac{9}{13} = 69,23 \%$
- Taux d'erreur de classification des entreprises saines : $\frac{5}{54} = 9,25 \%$
- Taux d'erreur de classification des entreprises défaillantes : $\frac{4}{13} = 30,77 \%$

Interprétation

L'évaluation du modèle Random Forest à travers la matrice de confusion révèle des résultats globalement satisfaisants :

Le taux de bon classement global s'élève à 86,57 %, ce qui indique une performance globale élevée du modèle.

Le modèle a particulièrement bien identifié les entreprises saines, avec un taux de bonne classification de 90,74 %, contre un taux d'erreur relativement faible de 9,25 %.

En revanche, la capacité du modèle à détecter les entreprises défaillantes est un peu plus limitée, avec un taux de bonne classification de 69,23 %, et un taux d'erreur plus élevé de 30,77 %.

Ces résultats suggèrent que le modèle est plus performant pour reconnaître les entreprises non défaillantes, mais il présente encore une certaine difficulté à détecter correctement les défauts, ce qui est un enjeu critique dans le contexte de la gestion du risque de crédit.

4. Évaluation comparative : Régression Logistique vs Random Forest

Dans cette partie, nous analysons comparativement les performances des deux modèles de classification développés dans cette étude : la régression logistique et le Random Forest.

L'objectif est de déterminer le modèle le plus performant pour la prédiction du risque de défaillance, en nous appuyant sur des critères d'évaluation standards.

Nous commençons par comparer les taux de bonne classements obtenus pour chaque modèle, Les résultats correspondants sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 16 : Taux de bons classements par modèle

<i>Modèle</i>	<i>Taux de bons classements</i>
<i>Régression Logistique</i>	0.8507463
<i>Random Forest</i>	0.8656716

Source : Etablie par nous-même à partir du logiciel **R Studio**

Les résultats présentés dans le tableau précédent montrent que le modèle Random Forest affiche un taux de bons classements légèrement supérieur à celui obtenu par la régression logistique, avec une performance respective de 86,57 % contre 85,07 %.

Cette différence, bien que relativement faible, met en évidence une légère supériorité du modèle Random Forest en matière de capacité à prédire correctement les cas de défaillance et de non-défaillance. Cette performance accrue peut s'expliquer par la nature même de l'algorithme Random Forest, qui combine plusieurs arbres de décision et bénéficie ainsi d'une meilleure robustesse face aux données complexes ou bruitées.

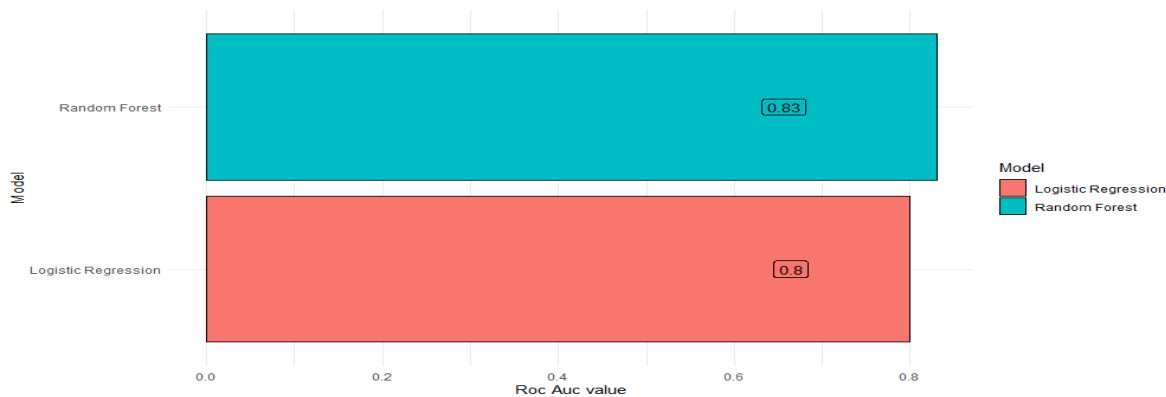
Par conséquent, afin de compléter cette analyse comparative et d'avoir une vision plus globale des performances, le tableau suivant présente les valeurs de l'aire sous la courbe ROC (AUC) pour chaque modèle. Cet indicateur permet d'évaluer la capacité discriminante globale des modèles, indépendamment du seuil de classification utilisé.

Tableau 17 : Tableau comparatif des valeurs AUC des deux modèles

Modèle	AUC
Régression Logistique	0.8019
Random Forest	0.8369

Source : Élaboré par les auteures à l'aide de logiciel R studio

Figure 25 : Comparaison de la performance des modèles (AUC ROC)



Source : logiciel R studio

Les valeurs de l'aire sous la courbe ROC (AUC) confirment les résultats observés précédemment en matière de taux de bons classements. Le modèle Random Forest enregistre un AUC de 0,8369, contre 0,8019 pour la régression logistique. Cette différence, bien que modérée, témoigne d'une meilleure capacité discriminante du modèle Random Forest, c'est-à-dire une aptitude plus élevée à distinguer correctement les entreprises saines des entreprises défaillantes, quel que soit le seuil de décision retenu.

Cependant, il convient de souligner que le modèle de régression logistique présente également des performances satisfaisantes, tant au niveau du taux de bons classements que de l'AUC. Il reste donc un outil pertinent et fiable pour la prédiction du risque de défaillance, notamment en raison de sa simplicité d'interprétation et de mise en œuvre. En somme, bien que Random Forest montre un léger avantage, les deux modèles offrent des résultats exploitables dans un cadre de scoring.

Conclusion du chapitre

À l'issue de ce chapitre, nous avons procédé à l'élaboration et à l'évaluation de deux modèles de scoring du risque de défaillance des entreprises, à savoir la régression logistique et l'algorithme Random Forest. À travers une série d'analyses statistiques et de mesures de performance (taux de bonne classification, AUC), il a été possible de comparer objectivement l'efficacité de chaque approche.

Les résultats obtenus indiquent une légère supériorité du modèle Random Forest en matière de pouvoir discriminant et de capacité de prédiction. Toutefois, le modèle de régression logistique a également démontré une performance solide et fiable, ce qui en fait une alternative pertinente, notamment pour sa simplicité d'interprétation.

Ainsi, les deux modèles offrent des perspectives intéressantes pour la mise en place d'un système de scoring, et leur choix final pourrait dépendre du contexte d'utilisation, des besoins opérationnels et des contraintes techniques de l'institution financière concernée.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

La gestion du risque de crédit constitue aujourd'hui un enjeu majeur pour la solidité, la rentabilité et la pérennité des institutions bancaires. Dans un contexte économique instable, marqué par une forte exposition aux défauts de paiement, des profils emprunteurs de plus en plus hétérogènes et des contraintes réglementaires croissantes, les approches traditionnelles d'évaluation du risque montrent leurs limites en termes d'objectivité, de précision et de réactivité.

Face à cette complexité, notre mémoire s'est inscrit dans une démarche de recherche de solutions innovantes pour améliorer la gestion du risque de crédit, à travers l'intégration de méthodes quantitatives avancées, en particulier le crédit scoring par régression logistique, et les algorithmes issus du Machine Learning.

Notre étude s'est articulée autour de trois chapitres complémentaires :

- Le premier a permis de cadrer les fondements du crédit bancaire et d'examiner les types de risques qui y sont associés, notamment le risque de crédit, tout en analysant les principales réformes réglementaires (Bâle II et III) qui ont renforcé les exigences de gestion du risque au sein des banques.
- Le deuxième a exploré les différentes méthodes d'évaluation du risque de crédit, en mettant en évidence les principes, avantages et limites de la régression logistique et du Random Forest.
- Le troisième chapitre, à vocation empirique, a porté sur l'élaboration et la mise en œuvre de deux modèles de scoring appliqués à un échantillon de 328 entreprises clientes de la BEA, sur la base de 31 variables (dont 4 qualitatives et 26 quantitatives), en plus de la variable cible "Défaut".

Les résultats obtenus montrent clairement que les deux approches présentent un bon pouvoir de prédiction, avec un taux de bonne classification de 85,07 % pour la régression logistique et 86,56 % pour le modèle Random Forest. Ce dernier s'est avéré légèrement plus performant, confirmant ainsi notre hypothèse selon laquelle les techniques d'apprentissage automatique offrent une meilleure capacité à modéliser les relations complexes et à traiter des données bruitées ou incomplètes.

L'analyse comparative entre ces deux approches nous a permis de répondre à notre problématique principale, à savoir : comment améliorer la prédiction du risque de crédit et renforcer la qualité des décisions de financement à travers des méthodes de classification comme le crédit scoring et le Random Forest ? Il apparaît que l'intégration de modèles intelligents au sein des processus bancaires constitue une voie pertinente et prometteuse pour la modernisation des outils de gestion du risque.

Nos hypothèses de départ ont été globalement confirmées :

- Les réformes de Bâle II et III ont effectivement incité les banques à adopter des approches plus rigoureuses et quantitatives pour le suivi du risque de crédit.

- La gestion efficace du risque de crédit s'est révélée dépendre de la combinaison entre approches traditionnelles et techniques quantitatives avancées, telles que la régression logistique et les algorithmes d'apprentissage automatique, confirmant ainsi notre deuxième hypothèse.
- Dans le contexte spécifique de la BEA, son usage a permis d'améliorer sensiblement la qualité de la décision de crédit.

Cependant, ce travail n'a pas été exempt de difficultés. La constitution de la base de données a représenté un véritable défi. Les informations étaient souvent incomplètes, mal structurées, et provenaient de sources hétérogènes. Nous avons dû déployer d'importants efforts pour les nettoyer, les fiabiliser et les rendre exploitables. Cette situation reflète plus largement les carences en matière de digitalisation et d'organisation de l'information dans les banques algériennes. Il est également important de souligner que le manque d'historique et l'absence de segmentation sectorielle ont limité la précision des modèles.

Enfin, plusieurs pistes de recherche et perspectives d'amélioration peuvent être envisagées à la lumière de cette étude :

- L'apport de l'intelligence artificielle dans la gestion du risque de crédit bancaire
- L'impact des variables comportementales sur le risque de crédit : vers un scoring plus dynamique
- Comparaison entre les méthodes internes de scoring et les notations des agences de crédit
- Optimisation du portefeuille de crédit par l'analyse prédictive du risque

En conclusion, malgré les difficultés rencontrées, ce mémoire a permis de démontrer que l'application conjointe de la régression logistique et du Random Forest peut conduire à la création de modèles robustes et efficaces de scoring du risque de crédit. Ce type d'approche constitue une réponse crédible et concrète aux enjeux de modernisation, d'automatisation et de sécurisation des décisions de crédit dans le secteur bancaire algérien.

BIBLIOGRAPHIE

I. Ouvrages

1. AMZILE K., Intelligence artificielle et modélisation du risque de crédit, Éd. L'Harmattan.
2. Anderson R., The Credit Scoring Toolkit, Oxford University Press, 2007.
3. Benhalima A., Le système bancaire algérien : Textes et réalité, Éditions Dahlab, Algérie, 1994.
4. Benzaki Y., Les data sciences en 100 questions/réponses, Éditions Eyrolles, 2020.
5. BODEN M., L'intelligence artificielle, EDP sciences, 2021.
6. BOURGUIGNON, F. & LÉVY, B., Économie bancaire, 3^e éd., La Découverte, Paris, 2001.
7. Bouyacoub F., L'entreprise et le financement bancaire, Alger, 2000.
8. Chamblay D. et Montoussé M., 100 fiches pour comprendre les sciences économiques, Bréal, 2013.
9. CHRISTODOULAKIS G. & SACHELL S., The Analytics of Risk Model Validation, Elsevier, 2007.
10. COHEN. E., Analyse financière, 4^e éd., Économica, Paris, 1997.
11. DANGETI, P, *Statistics for machine learning* ² Packt Publishing Ltd, 2017.
12. De Servigny A. & Zelenko I., Le risque de crédit, 4^e éd., Dunod, Paris, 2010.
13. Del Busto C., Guide CCI des opérations de crédit documentaire pour les RUU500, IIC Publishing, Paris, 1994.
14. Delacour H. et al., La courbe ROC : Principes et applications, 2005.
15. DIETSCH M. & PETEY J., Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières, Revue banque éditeur, Paris, 2003.
16. DREYFUS G., Apprentissage statistique, Éditions Eyrolles, Paris, 2008.
17. DUTALLIS G., Faire crédit, c'est faire confiance, 1964.
18. GAILLARD, N., Les agences de notation, La Découverte, 2022.
19. GUERTAOUY A., MONIN M. et al., Gestion et organisation, Bréal, 1998.
20. KHAROUBI, C. & THOMAS, P., Analyse du risque de crédit, 2^e éd., RB Édition, Paris.
21. LE GOLVAN. Y, « Banque Assurance » », éd DUNOD, Bordas, Paris, 1988.
22. MISHKIN, F.S., L'économie de la monnaie, de la banque et des marchés financiers, Pearson, 2019.
23. Moalla E., Décider à l'international : Est-ce une question de distance ? Éditions L'Harmattan, 2017.
24. PAGET B.E. & PAINVIN N., La notation financière : rôles des agences et méthodes de notation, Dunod, Paris, 2007.
25. Peter H., La forme juridique des clubs suisses : situation actuelle et perspectives souhaitables, Suisse, Piermarco, 2000.
26. Popovych B., Application of AI in Credit Scoring Modeling, Springer Gabler, 2022.
27. RONCALLI T., La gestion des risques financiers, Économica, Paris, 2004.
28. Stéphane Tufféry, Data Mining et Statistique décisionnelle, Éditions Technip, 2^e éd., 2007.
29. VERNIMMEN P, Finance d'entreprise, Broché, 2005.

II. Mémoires et Thèses

1. Arroudj H., Réforme et modernisation du système bancaire algérien (1990–2010), Thèse de doctorat, Université d'Oran 2, 2015.
2. Boubacar Diallo, Un modèle de crédit scoring pour une institution de micro-finance africaine : cas de NYESIGISO au Mali, Université d'Orléans, 2006.
3. Touadri K. & Rahmani A., La gestion du risque de crédit bancaire par la méthode scoring, Mémoire de fin d'étude, ESC Koléa, 2019.
4. Yahiaoui M. & Moali L., La Gestion et la modélisation du risque de crédit par la méthode scoring, ESC, 2017, p. 57.

III. Articles scientifiques

1. Barbo BACK & al., Choosing Bankruptcy Predictors..., Turku Center, Finland, 1996, p. 2
2. DAYAN A., Manuel de gestion, Collectif Ellipses, vol. 2, 2004.
3. Eisenbeis R. A., Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis..., The Journal of Finance, 1977, 32(3), pp. 875–900.
4. L.J. Mester, What's the Point of Credit Scoring? Business Review, Sep–Oct 1997.
5. Lotfi S. & Mesk H., Prédiction du risque de crédit : étude comparative des techniques de Scoring, IJAFAME, vol. 1, n°2, 2020.

IV. Articles de loi & documents officiels

1. Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, « *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres – texte intégral de l'accord de Bâle II* », Bâle : Banque des règlements internationaux, juin 2004
2. Article 71 de la loi 90-10 du 14 avril 1990 sur la monnaie et le crédit.
3. Ordonnance n°96-09 du 10 janvier 1996, articles 1 à 3.
4. Article 68 de l'ordonnance n°03-11 du 26 avril 2003 relative à la monnaie et le crédit, Journal Officiel de la République Algérienne.

V. Sources Internet

1. AWS, what is logistic regression, <https://aws.amazon.com/fr/what-is/logistic-regression>
2. IBM, Neural networks, <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/neural-networks>
3. Tamalghaght M., Réforme financière et son impact sur la justice, 2005, www.mjustice.dz
4. LeanPay, <https://www.leanpay.io>
5. Banque de France, <https://www.banque-france.fr>

VI. Cours Universitaires

1. Benkhedda E., Technique bancaire, Cours, ESC Alger, 2024.

Annexes

Annexe 01 : Répartition des valeurs extrêmes par variable avant et après traitement par la médiane

Détail des valeurs extrêmes par variable (avant et après traitement)						
variable	outliers_before	outliers_after	total	perc_before	perc_after	diff
valeur_ajoutee_ca	7	4	328	2.13	1.22	0.91
fond_de_roulement_en_jour_de_ca_fr_x_360_ca	40	26	328	12.20	7.93	4.27
besoin_en_fond_de_roulement_en_jour_de_ca_bfr_x_360_ca	38	21	328	11.59	6.40	5.19
delai_de_reglement_des_clients_creances_clients_x_360_ca	27	16	328	8.23	4.88	3.35
delai_de_reglement_des_fournisseurs_dettes_frs_x_360_ca	22	11	328	6.71	3.35	3.36
act_stocks_dct	32	17	328	9.76	5.18	4.58
disponibilite_net_actif	31	23	328	9.45	7.01	2.44
disponibilite_net_dct	32	20	328	9.76	6.10	3.66
charges_financieres_ebe	19	4	328	5.79	1.22	4.57
dct_total_dette	0	0	328	0.00	0.00	0.00
rotation_des_stocks	44	16	328	13.41	4.88	8.53
resultat_net_apres_impots_total_actif	38	25	328	11.59	7.62	3.97
resultat_net_fonds_propres	39	17	328	11.89	5.18	6.71
caf_ca	36	22	328	10.98	6.71	4.27
valeur_ajoutee_dexploitation_ca	6	4	328	1.83	1.22	0.61
ebe_ca	19	7	328	5.79	2.13	3.66
resultat_operationnel_ca	41	9	328	12.50	2.74	9.76
resultat_financier_ca	16	7	328	4.88	2.13	2.75
resultat_net_avant_impots_ca	46	25	328	14.02	7.62	6.40
resultat_net_apres_impots_ca	49	20	328	14.94	6.10	8.84
total_dettes_total_actif	0	0	328	0.00	0.00	0.00
dette_financiere_fonds_propres	36	20	328	10.98	6.10	4.88
fonds_propres_passif_non_courant	3	0	328	0.91	0.00	0.91
fonds_propres_total_actif	0	0	328	0.00	0.00	0.00
dette_financiere_resultat_net	53	44	328	16.16	13.41	2.75
dettea_long_terme_caf	48	18	328	14.63	5.49	9.14

Annexe 02 : Comparaison globale des valeurs extrêmes avant et après traitement par la médiane

Comparaison globale des valeurs extrêmes			
Étape	Nombre de valeurs extrêmes	Total des valeurs	Pourcentage (%)
Avant traitement	722	9840	7.34
Après traitement	376	9840	3.82

Annexe 03 : Résultats du test Student

Résultats du test t entre les groupes							
Comparaison des variables numériques selon le défaut							
variable	statistic	parameter	p_value	conf_low	conf_high	estimate_group0	estimate_group1
resultat_net_apres_impots_total_actif	2.2672	96.9237	0.02560	0.0011	0.0164	0.0236	0.0417
resultat_net_avant_impots_ca	2.0609	124.0304	0.04140	0.0003	0.0165	0.0417	0.0353
resultat_net_apres_impots_ca	1.9974	119.0253	0.04807	0.0001	0.0144	0.0353	0.6778
dette_financiere_fonds_propres	-1.7913	85.5563	0.07679	-0.4690	0.0244	0.6778	0.0832
resultat_net_fonds_propres	1.6768	111.0595	0.09639	-0.0037	0.0445	0.0832	0.1829
charges_financieres_ebe	-1.5451	97.4676	0.12560	-0.0950	0.0118	0.1829	0.7247
fonds_propres_passif_non_courant	1.5291	105.3926	0.12920	-0.0179	0.1389	0.7247	0.2372
dettea_long_terme_caf	-1.3016	97.9917	0.19610	-0.1608	0.0334	0.2372	-0.0197
resultat_financier_ca	1.3013	94.1117	0.19630	-0.0024	0.0114	-0.0197	62.4539
besoin_en_fond_de_roulement_en_jour_de_ca_bfr_x_360_ca	-1.2800	121.0732	0.20300	-63.2169	13.5711	62.4539	0.7608
dct_total_dette	1.0916	101.7482	0.27760	-0.0320	0.1103	0.7608	49.7797
fond_de_roulement_en_jour_de_ca_fr_x_360_ca	-0.8605	101.5705	0.39150	-54.7523	21.6210	49.7797	83.5126
delai_de_reglement_des_fournisseurs_dettes_frs_x_360_ca	0.7411	102.4561	0.46030	-13.7760	30.2128	83.5126	0.0650
resultat_operationnel_ca	0.7349	108.1841	0.46400	-0.0067	0.0145	0.0650	62.5029
delai_de_reglement_des_clients_creances_clients_x_360_ca	0.6933	108.2990	0.48960	-10.8411	22.5053	62.5029	-0.0158
disponibilite_net_actif	0.6084	105.1918	0.54420	-0.0215	0.0406	-0.0158	0.3778
fonds_propres_total_actif	0.6079	102.3979	0.54460	-0.0480	0.0904	0.3778	-0.0165
caf_ca	-0.5652	113.8594	0.57300	-0.0351	0.0195	-0.0165	0.6133
total_dettes_total_actif	-0.5158	101.7288	0.60710	-0.0891	0.0523	0.6133	-0.0893
disponibilite_net_dct	0.4124	99.2178	0.68100	-0.0648	0.0989	-0.0893	8.2367
dette_financiere_resultat_net	0.3402	91.7021	0.73450	-3.7145	5.2502	8.2367	0.2838
valeur_ajoutee_ca	0.2396	102.8561	0.81110	-0.0397	0.0506	0.2838	0.2817
valeur_ajoutee_dexploitation_ca	0.1947	102.1186	0.84600	-0.0408	0.0497	0.2817	0.1307
ebe_ca	0.1275	104.3447	0.89880	-0.0227	0.0258	0.1307	0.6107
act_stocks_dct	-0.0397	91.8626	0.96840	-0.1574	0.1513	0.6107	2.3388
rotation_des_stocks	0.0232	89.0001	0.98160	-0.5817	0.5955	2.3388	

Annexe 04 : Résultats du test Khi2

Results Table			
Variable	Statistic	df	p-value
mouvements_confies	54.081286	1	1.924e-13
situation_de_la_centrale_des_risques	6.597644	1	1.021e-02
impayees_confreres	4.778392	1	2.882e-02
forme_juridique	2.464572	3	4.817e-01

Annexe 05 : Répartition du défaut – échantillon de construction

A tibble: 2 × 2

default <fctr>	n <int>
0	209
1	52

2 rows

Annexe 06 : Répartition du défaut – échantillon de validation

A tibble: 2 × 2

default <fctr>	n <int>
0	53
1	14

2 rows

Annexe 07 : Modèle RL

```
Call:
stats::glm(formula = ..y ~ ., family = stats::binomial, data = data)

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -1.2351     0.1965  -6.286 3.25e-10 ***
resultat_net_apres_impots_total_actif -0.3799     0.1478  -2.570  0.01016 *
resultat_net_avant_impots_ca      -0.3575     0.4028  -0.887  0.37484
resultat_net_apres_impots_ca       0.3528     0.4028   0.876  0.38106
mouvements_confies       2.1427     0.2401   8.923 < 2e-16 ***
situation_de_la_centrale_des_risques  0.7944     0.2804   2.833  0.00461 **
impayes_confreres      -0.3999     0.2993  -1.336  0.18161
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 579.47  on 417  degrees of freedom
Residual deviance: 455.32  on 411  degrees of freedom
AIC: 469.32

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Annexe 08 : test Odds Ratios

term <chr>	odds_ratio <dbl>
(Intercept)	0.2908149
resultat_net_apres_impots_total_actif	0.6839171
resultat_net_avant_impots_ca	0.6994319
resultat_net_apres_impots_ca	1.4230570
mouvements_confies	8.5220753
situation_de_la_centrale_des_risques	2.2130943
impayes_confreres	0.6704070

Annexe 09 : Spécification du modèle RF

```
Random Forest Model Specification (classification)

Main Arguments:
  trees = 311
  min_n = 31

Engine-Specific Arguments:
  importance = impurity

Computational engine: ranger
```

Table de matière

Remerciements

Dédicace

SOMMAIRE I

Liste des tableaux III

Liste des figures IV

Liste des Abréviations VI

Résumé..... VII

Abstract VIII

Introduction générale IX

CHAPITRE I : LE CREDIT BANCAIRE ET SON RISQUE B

Introduction du chapitre..... 2

Section 01 : Fondements théoriques sur les banques et le crédit bancaire 3

1. La banque : notions de base..... 3
 - 1.1. Définition de la banque 3
 - 1.2. Le rôle des banques 3
 - 1.3. L'organisation d'une banque..... 4
 - 1.4. La classification des banques 5
 - 1.5. La clientèle de la banque 6
2. La notion de crédit bancaire 7
 - 2.1. Définition de crédit bancaire 7
 - 2.1.1. Définition juridique..... 7
 - 2.1.2. Définition économique 8
 - 2.2. La typologie des crédits..... 8
 - 2.2.1. Les crédits d'exploitation..... 8
 - 2.2.2. Les crédits d'investissement 11
 - 2.2.3. Le financement du commerce extérieur..... 12
 - 2.2.4. Les crédits aux particuliers 13
 - 2.3. Le crédit bancaire en Algérie 14
 - 2.3.1. Le système bancaire algérien 14

Section 02 : Les risques de crédit bancaire 16

1. Définition du risque de crédit 16

2.	Typologie du risque de crédit	16
2.1.	Le risque de contrepartie ou de défaut (default risk)	16
2.2.	Le risque de dégradation du spread de signature	17
2.3.	Le risque de recouvrement	17
3.	Les moyens de se prémunir contre le risque de crédit.....	18
3.1.	Les supports (documents).....	18
3.2.	Les garanties.....	19
Section 03 : La réglementation prudentielle internationale		20
1.	Quelle est la nécessité de réglementer l'activité bancaire ?	20
2.	L'accord de Bâle I	20
2.1.	Le ratio Cooke	20
2.2.	Avantages et Limites	21
3.	Les accords de Bâle II (ratio MacDonough) : cadre réglementaire plus adapté.....	22
3.1.	Les trois piliers de Bâle 2	22
4.	La nouvelle réglementation Bâle III	23
4.1.	Architecture de Bale III	23
4.2.	Les mesures de Bâle III	24
4.2.1.	Amélioration et renforcement de niveau des fonds propres	24
4.2.2.	Maitrise de l'effet de levier.....	24
4.2.3.	Amélioration de la gestion de la liquidité	24
Conclusion du chapitre		26
CHAPITRE II : METHODES D'EVALUATION DU RISQUE DE CREDIT		27
Introduction du chapitre.....		28
Section 01 : présentation des méthodes d'analyse de risque de crédit		29
1.	L'Approche Traditionnelle : L'Analyse Financière	29
1.1.	Définition	29
1.2.	Les Objectifs de l'analyse financière	30
1.3.	Processus de réalisation de l'analyse financière	30
1.4.	Les limites de l'analyse financière	31
2.	La notation (le rating)	31
2.1.	Définition	31
2.2.	La notation externe.....	31
2.3.	Échelles de notation	31
2.4.	Les limites des Agences de Notation	32
3.	Le crédit scoring	32
3.1.	Définition	32
3.2.	Historique de crédit Scoring.....	33
3.3.	Le modèle de crédit scoring	35
3.4.	Les avantages et les limites du crédit scoring	36
3.4.1.	Les avantages du crédit scoring	36
3.4.2.	Les limites du crédit scoring	36

3.5	Conditions d'utilisation efficace des modèles de scoring	37
Section 02 : Les techniques de la méthode scoring		39
I.	Les Approches paramétrique	39
1.	L'analyse discriminante linéaire (ADL)	39
1.1.	Définition	39
1.2.	Les hypothèses de l'analyse discriminante linéaire	40
1.3.	La fonction d'Altman	40
1.4.	Les limites de l'analyse discriminante linéaire	41
2.	Les modèles LOGIT & PROBIT	41
2.1.	La régression logistique (LOGIT)	41
2.2.	Le modèle probit	41
2.3.	Les limites du modèles (LOGIT & PROBIT)	42
II.	Les approches non paramétriques	43
1.	Les réseaux de neurones artificiels (ANN)	43
1.1.	Qu'est-ce qu'un neurone ?	43
1.2.	Définition de RNA	43
1.3.	Structure des réseaux neurones	43
1.4.	Organisation et fonctionnement d'un réseau neuronal	44
2.	Arbres de décision	44
2.1.	Définition	44
2.2.	Les composants d'un arbre de décision	44
2.3.	Les avantages et les inconvénients des arbres de décision	45
2.3.1.	Les avantages	45
2.3.2.	Les inconvénients	45
3.	Forêts Aléatoires (RF)	45
3.1.	Définition	45
3.2.	Mécanisme de fonctionnement des forêts aléatoires	45
3.3.	Interprétabilité et Importance des Variables dans Une Forêts Aléatoire	46
Section 03 : Méthodologie de construction d'un modèle de scoring		48
1.	Le choix du critère de défaut	48
2.	La construction de l'échantillon	48
3.	Le choix de l'horizon temporel	48
4.	Le choix des variables explicatives	49
4.1.	Les variables comptables et financières	49
4.2.	Les variables bancaires	49
4.3.	Les variables qualitatives	49
5.	Le choix de la technique utilisée	49
6.	La modélisation et les tests	50
7.	La validation du modèle	50
7.1.	La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)	50
7.1.1.	Interprétation de l'AUC (Aire sous la courbe ROC)	51
7.2.	La matrice de confusion et le taux de bon classement	51
Conclusion du chapitre		53

CHAPITRE III : L'ELABORATION D'UN MODELE SCORING : CAS BANQUE EXTERIEURE D'ALGERIE	54
Introduction du chapitre.....	55
Section 01 : Présentation de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA)	56
1. Présentation de la BEA.....	56
1.1. Historique	56
1.2. Organigramme général de la B.E.A	57
2. Présentation de la direction de Crédit.....	57
3. Les missions de la direction du crédit	57
Section 02 : Constitution de l'échantillon et l'analyse des variables	59
1. La construction de la base de données.....	59
1.1. Présentation de l'échantillon	59
1.2. Le critère de défaillance	59
1.3. Traitement des valeurs extrêmes (outliers)	59
1.3.1 Evaluation de l'impact	60
2. Présentation des variables.....	60
2.1. Les variables qualitatives	60
2.2. Les variables quantitatives	63
3. Analyse des variables explicatives	64
3.1. Test de Dépendance entre les variables Quantitatives et le Défaut.....	64
3.2. Test de dépendance des variables qualitatives et le défaut	65
Section 03 : L'élaboration des modèles et comparaison des résultats	67
1. La détermination des variables retenues.....	67
2. Répartition de l'Echantillon.....	67
3. Modélisation du Crédit Scoring.....	68
3.1. La Régression Logistique (RL)	68
3.1.1 Construction de la Fonction Score	68
3.1.2. Les tests de validité du modèle	70
3.1.3. La validation du modèle	71
3.2 Forêt Aléatoire (random forest).....	73
3.2.1 Paramétrage du modèle.....	74
3.2.2 Importance des variables selon le modèle Random Forest.....	74
3.2.3 Validation du Modèle	75
4. Évaluation comparative : Régression Logistique vs Random Forest	78
Conclusion du chapitre	80
BIBLIOGRAPHIE	84
Annexes.....	87
Table de matière	92