

Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention du diplôme de Master

Spécialité : Digital finance and Banking management

THEME :

**Déterminants individuels et prévision du
risque de défaut des emprunteurs
particuliers : une étude économétrique
appliquée à la Banque Extérieure
d'Algérie.**

Présenté par :

Mme. BOUAZIZE Ghada.

Mme. BOUCHAAT Hadil.

Encadré par :

Mr. BOUATELLI Mohamed.

Année universitaire

2025-2026

Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention du diplôme de Master

Spécialité : Digital finance and Banking management

THEME :

**Déterminants individuels et prévision du
risque de défaut des emprunteurs
particuliers : une étude économétrique
appliquée à la Banque Extérieure
d'Algérie.**

Présenté par :

Mme. BOUAZIZE Ghada.
Mme. BOUCHAAT Hadil.

Encadré par :

Mr. BOUATELLI Mohamed.

Année universitaire

2025-2026

Sommaire :

Introduction générale	1
Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire	1
Introduction :	1
Section 01 : Le cadre conceptuel du secteur bancaire et la typologie des risques associés.	2
Section 02 : Le risque de crédit et le rôle central du défaut de paiement.....	25
Section 03 : Le risque de défaut des emprunteurs particuliers	50
Conclusion :.....	64
Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie	65
Introduction :	65
Section 01 : Présentation de la Banque Extérieure d’Algérie BEA et son contexte institutionnel :	66
Section 02 : Cadre méthodologique : modèle et variables	73
Section 03 : Résultats empiriques et analyse du risque de défaut des emprunteurs particuliers.....	107
Conclusion :.....	133
Conclusion générale :	134
Bibliographie :	136
Les annexes :	142

Dédicace :

إلى الشفقتين اللتين لا تكفان عن الدعاء، إلى اليدين اللتين تعبنا لأرتاح أنا، إلى القلب الذي أحبني قبل أن أرى النور... أمي الغالية، كل حرف في هذا العمل هو قطعة من تعبك وثمره من ثمرات حنانك الذي لا ينضب.

إلى الرجل الذي علمني أن الرجولة صمت كريمة وعطاء بلا حدود، إلى أول بطل عرفته عينا في هذه الحياة أبي العزيز، ظلك لا يفارقني أينما كنت، وكل خطوة خطوتها كانت بتوجيهك ودعمك.

إلى روحين تسكنان جسدي، من شاركاني أولى الكلمات وأجمل الذكريات وأصعب اللحظات إسلام وإسحاق، يا توأمي العزيزين، ما أجمل أن يكون للإنسان أخ يفهمه قبل أن يتكلم.

إلى تلك اليدين المرتعشتين المرفوعتين نحو السماء في جوف الليل، إلى أعذب دعاء سمعته في حياتي جدتي الحبيبة، بركاتك كانت أقوى من كل جهد بذلته، وما وصلت إلى هنا إلا بدعواتك الصادقة.

إلى رجل لم ينتظر أن أطلب، بل كان حاضراً قبل الحاجة، الذي حمل همي عمي حسين، أنت لست مجرد عم، بل أنت معنى آخر للوفاء والكرم.

وإلى من جعلوا الطريق الطويل يبدو قصيراً بضحكاتهم ووقوفهم بجانبني في كل لحظة رشاد، شيماء، منار، سوسن، هديل الأصدقاء الحقيقيون لا يُقالون، يُشعر بهم... وأنتم منهم.

أهدي هذا العمل المتواضع إلى كل من آمن بي حين شككت في نفسي، وإلى كل دعوة صادقة رفعت من أجلي دون أن أعلم.

"وَقُلْ رَبِّ زِدْنِي عِلْمًا"

Bouazize Ghada

Dédicace :

Je dédie ce travail à moi-même d'abord, car ce parcours n'a pas été facile, mais la grâce de Dieu m'a toujours accompagnée.

À mes chers parents, pour votre présence dans ma vie, qui constitue déjà un privilège inestimable, pour votre soutien, vos sacrifices, et pour avoir toujours été là pour moi.

À mes chères sœurs Lamis et Lidya, en reconnaissance de leur soutien inconditionnel et de leur présence précieuse tout au long de la réalisation de ce projet.

À mon petit frère Islam, avec tout mon amour et mon affection.

À mes cousines Rania, Amel et Amina, avec toute mon affection, pour leur soutien indéfectible et pour avoir été comme des sœurs pour moi.

À ma chère binôme Ghada, pour sa collaboration, son soutien et son esprit d'équipe tout au long de la réalisation de ce travail.

À ma famille, mes amies, et à toute personne, de près ou de loin, qui m'a soutenue à un moment de mon parcours ou durant la réalisation de ce travail.

Bouchaat Hadil

Remerciements :

Avant tout développement de cette expérience professionnelle, il paraît important de commencer notre travail par des remerciements.

En premier lieu, nous exprimons nos profondes gratitude et nos sincères remerciements à l'École Supérieure de Gestion et d'Économie Numérique de Koléa pour la qualité de la formation et l'encadrement tout au long de notre parcours.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadrant BOUATELLI Mohamed pour son suivi, ses orientations et son soutien tout au long de ce travail.

Nous souhaitons également exprimer notre profonde gratitude à Madame RAHMANI Ferial, de la DRCP, notre maître de stage, pour son encadrement, ses orientations et son accompagnement tout au long de notre stage au sein de la banque.

Nous tenons également à remercier Madame BOUCHAAT Amina pour sa présence, son aide et son accompagnement tout au long de la période de stage et de la réalisation de ce travail.

Enfin, nous adressons nos sincères remerciements à l'ensemble du personnel de la BEA, pour leur accueil chaleureux, leur collaboration et leur soutien durant toute la période de stage.

Merci à tous pour votre précieuse contribution.

Liste des figures :

Figure n° 1 : Schéma de l'intermédiation financière bancaire.....	4
Figure n° 2 : Schéma de la création monétaire par les banques.	4
Figure n° 3 : Schéma visuel de la transmission de la politique monétaire.	6
Figure n° 4 : Classification des risques bancaires.	16
Figure n° 5 : La répartition estimée des principaux risques bancaires en Algérie.	26
Figure n° 6 : Formalisation des composantes du risque de crédit et calcul du capital réglementaire (PD, LGD, EAD, M).....	28
Figure n° 7 : Modélisation des pertes en risque de crédit.....	30
Figure n° 8 : Courbes des fonctions de distribution Logit et Probit.....	45
Figure n° 9 : Répartition mondiale des prêts non performants (NPL) pour 129 pays Année 2022.	56
Figure n° 10 : Organigramme de la BEA.....	69
Figure n° 11 : L'organigramme de la DRCP.	70
Figure n° 12 : Architecture du modèle XGBoost (ensemble additif de M arbres de décision).....	75
Figure n° 13 : La distribution de l' 'Âge ' avant et après traitement des valeurs aberrantes.	85
Figure n° 14 : La distribution de l'âge des emprunteurs.....	86
Figure n° 15 : La distribution de la durée du crédit.	88
Figure n° 16 : La distribution du montant du crédit.	90
Figure n° 17 : La distribution de revenu des emprunteurs.	91
Figure n° 18 : La distribution des emprunteurs selon le genre.....	93
Figure n° 19 : La distribution des emprunteurs selon la situation familiale.	94
Figure n° 20 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs par profession.	94
Figure n° 21 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs par type de crédit.	96
Figure n° 22 : La distribution illustrant la répartition des impayés.....	96
Figure n° 23 : La distribution illustrant la répartition des pénalités de retard.....	98
Figure n° 24 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs selon le niveau de risque.	98

Figure n° 25 : la matrice de corrélation des variables quantitatives retenues dans l'étude.	
.....	104
Figure n° 26 : Matrice de confusion.....	116
Figure n° 27 : Courbe ROC du modèle XGBoost.....	120
Figure n° 28 : Diagramme à barres de l'importance des variables du modèle XGBoost.	
.....	122
Figure n° 29 : Représentation SHAP de l'effet des variables sur la prédiction du défaut de crédit.	126
Figure n° 30 : Interface de prédiction du risque de défaut (Cas de non risque).	129
Figure n° 31 : Interface de prédiction du risque de défaut (Cas de risque).....	130

Liste des tableaux :

Tableau n° 1: tableau comparatif des principaux établissements bancaires.	8
Tableau n° 2 : Les caractéristiques de la réglementation Bâle II.	20
Tableau n° 3 : Etat synoptique de l'évolution de la réglementation bancaire.	22
Tableau n° 4 : Correspondance des notations des principales agences de rating.	40
Tableau n° 5 : caractéristique du modèle XGBoost.	78
Tableau n° 6: Analyse comparative des méthodes de modélisation.....	79
Tableau n° 7 : Statistiques descriptives de la variable X1.	87
Tableau n° 8 : Statistiques descriptives de la variable X6.	88
Tableau n° 9 : Statistiques descriptives de la variable X7.	90
Tableau n° 10 : Statistiques descriptives de la variable X10.	92
Tableau n° 11 : Résumé des tests de Student sur les variables quantitatives.	100
Tableau n° 12 : Résumé des tests de Khi-deux sur les variables qualitatives.	102
Tableau n° 13 : Hyperparamètres du modèle XGBoost.	109
Tableau n° 14 : Une grille de scoring binaire.....	112
Tableau n° 15 : Performance Globale du Modèle XGBoost.....	113
Tableau n° 16 : Échelle d'interprétation du coefficient Kappa de Cohen.....	114
Tableau n° 17 : Échelle d'interprétation de l'AUC-ROC.	114
Tableau n° 18 : Indicateurs Dérivés de la Matrice de Confusion.	117
Tableau n° 19 : Importance des Variables du Modèle XGBoost.	121
Tableau n° 20 : Signification des couleurs dans le graphique SHAP (Beeswarm Plot).	127
Tableau n° 21 : Résultats de la prédiction pour un nouvel emprunteur (non risqué).	129
Tableau n° 22 : Synthèse des résultats de l'interface de prédiction (emprunteur risqué).	131

Liste des abréviations :

Abréviations	Signification
ABF	Association Bancaire et Financière
ADL	Analyse Discriminante Linéaire
ADQ	Analyse Discriminante Quadratique
AED	Analyse Exploratoire des Données
ATD	Avis à Tiers Détenteur
AUC	Area Under the Curve (Aire sous la courbe ROC)
BEA	Banque extérieure d'Algérie
BEAC	Banque des Etats de l'Afrique Centrale
BNA	Banque Nationale d'Algérie
BRI	Banque des Règlements Internationaux
CEMAC	Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale
CET1	Common Equity Tier 1 (Fonds propres de base de catégorie 1)
CLT	Crédit à Long Terme
CMT	Crédit à Moyen Terme
CRD6	Capital Requirements Directive 6 (Directive sur les exigences de fonds propres, 6ème version)
CRR3	Capital Requirements Regulation 3 (Règlement sur les exigences de fonds propres, 3ème version)
CV	Coefficient de Variation
DGA	Direction Générale Adjointe
DRCP	Direction des Risques et du Contrôle Permanent
DSTI	Debt Service-to-Income ratio (capacité à rembourser mensuellement)
DTI	Debt-to-Income ratio (endettement total)
DZD	Dinar Algérien
EAD	Exposure At Default (Exposition en cas de défaut)
EBITDA	Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization (Résultat avant intérêts, impôts, dépréciation et amortissement)
EL	Expected Loss

FICP	Fichier des Incidents de remboursement des Crédits aux Particuliers)
FMI	Fonds Monétaire International
FP	Fonds Propres
IAS	International Accounting Standards (Normes Comptables Internationales)
IBM	International Business Machines
IFID	Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe
IRB	Internal Ratings-Based (Approche de notation interne)
KDD	Knowledge Discovery and Data Mining
L1	Régularisation de type Lasso
L2	Régularisation de type Ridge
LCR	Liquidity Coverage Ratio (Ratio de couverture des besoins de liquidité à court terme)
LGD	Loss Given Default (Perte en cas de défaut)
LTI	Loan-to-Income ratio (capacité d'emprunt globale)
LTV	Loan-to-Value ratio (niveau de garantie du prêt)
NIR	No Information Rate
NPL	Non-Performing Loan (prêt non performant)
NSFR	Net Stable Funding Ratio (Ratio structurel de liquidité à long terme)
M	Effective maturity
PCA	Plan de Continuité d'Activité
PD	Probability of Default (Probabilité de défaut)
PME	Petites et Moyennes Entreprises
PMI	Petites et Moyennes Industries
ROC	Receiver Operating Characteristic (Courbe de performance du modèle)
RSSI	Responsable de la Sécurité des Systèmes d'Information
S&P	Standard & Poor's (Agence de notation financière)

SHAP	SHapley Additive exPlanations
SPA	Surveillance Permanente au niveau des Agences
UI	User Interface (Interface Utilisateur)
UL	Unexpected Loss
VaR	Value at Risk
XGBoost	Extreme Gradient Boosting.

Résumé :

Ce mémoire s'intéresse à la prévision du risque de défaut des emprunteurs particuliers à travers l'analyse des déterminants individuels du crédit. En prenant comme cas pratique des données relatives aux clients de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), l'étude vise à identifier les facteurs socio-économiques et financiers influençant la survenance du défaut, en s'appuyant sur des techniques de modélisation prédictive issues de l'apprentissage automatique, notamment l'algorithme XGBoost. Après une préparation rigoureuse des données et une analyse empirique, les résultats montrent que le modèle développé présente de très bonnes performances, avec une accuracy de 91,88% et un coefficient Kappa de 0,7421, traduisant une forte capacité de prédiction et une bonne qualité de classification. Le modèle permet ainsi de distinguer efficacement les emprunteurs à risque des emprunteurs solvables. Cette approche contribue à améliorer les outils d'aide à la décision en matière d'octroi de crédit au sein de la BEA.

Mots-clés : risque de défaut, emprunteurs particuliers, BEA, déterminants individuels, économétrie, apprentissage automatique, XGBoost, prévision.

Abstract:

This thesis focuses on predicting credit default risk among individual borrowers through the analysis of individual credit determinants. Using real data from clients of the Banque Extérieure d'Algérie (BEA) as a case study, the research aims to identify the socio-economic and financial factors influencing default occurrence, based on predictive modelling techniques from machine learning, particularly the XGBoost algorithm. After rigorous data preparation and empirical analysis, the results show that the model achieves strong performance, with an accuracy of 91.88% and a Kappa coefficient of 0.7421, indicating high predictive power and good classification quality. The model effectively distinguishes between high-risk and solvent borrowers. This approach enhances credit decision-making within the BEA.

Keywords: credit default risk, individual borrowers, BEA, individual determinants, econometrics, machine learning, XGBoost, prediction.

ملخص:

يهدف هذا البحث إلى دراسة والتنبؤ بمخاطر التعثر في سداد القروض لدى المقترضين الأفراد من خلال تحليل معمق للمحددات الفردية للانتماء، وذلك اعتمادًا على بيانات حقيقية تخص زبائن البنك الخارجي الجزائري كدراسة حالة. ويعتمد هذا العمل على مقارنة تجمع بين التحليل النظري لمحددات المخاطر الائتمانية والتطبيق التجريبي باستخدام تقنيات التعلم الآلي، مع التركيز على خوارزمية XGBoost. أظهرت النتائج أن النموذج يتمتع بأداء قوي، حيث بلغت الدقة 91.88% ومعامل كابا 0.7421، مما يعكس قدرة تنبؤية جيدة وجودة تصنيف مرتفعة، مع فعالية في التمييز بين المقترضين ذوي المخاطر المختلفة. تساهم هذه المقاربة في تحسين عملية اتخاذ القرار الائتماني داخل البنك.

الكلمات المفتاحية: مخاطر التعثر، المقترضون الأفراد، البنك الخارجي الجزائري، المحددات الفردية، نمذجة انتمائية، التعلم الآلي، XGBoost، التنبؤ.

Introduction générale :

Dans un environnement économique mondial marqué par une instabilité croissante et des mutations financières profondes, les établissements bancaires sont confrontés à des défis majeurs en matière de gestion et d'anticipation des risques financiers. Parmi ces derniers, la prévision du risque de défaut des emprunteurs particuliers occupe une place centrale, en raison de son impact direct sur la performance, la stabilité et la pérennité des institutions bancaires.

Dans ce cadre, le secteur bancaire joue un rôle fondamental dans le financement de l'économie, notamment à travers l'octroi de crédits aux différents agents économiques, en particulier les particuliers. Ces crédits, destinés à financer la consommation, l'habitat ou d'autres besoins personnels, constituent un levier essentiel de soutien à la croissance économique et à l'amélioration du niveau de vie des ménages, tout en représentant une source importante de rentabilité pour les banques. Cependant, cette activité expose inévitablement les établissements bancaires au risque de non-remboursement.

Par ailleurs, les crises financières successives ont mis en évidence les limites des approches traditionnelles d'évaluation du risque emprunteur. Fondées sur des hypothèses simplificatrices et des modèles souvent rigides, elles peinent à appréhender la complexité réelle des comportements financiers des individus, dont le profil de risque dépend d'un ensemble de facteurs socio-économiques et financiers de plus en plus diversifiés. Ainsi, le défaut de paiement s'impose comme une problématique majeure pour les banques, tant par ses conséquences financières que par ses effets sur la qualité des portefeuilles de crédits.

Dans ce contexte, l'évolution rapide des technologies de l'information, couplée à l'essor des techniques de machine learning, ouvre de nouvelles perspectives en matière d'analyse et de prévision du risque de défaut. Ces approches permettent une exploitation plus fine et plus efficace des données disponibles, améliorant ainsi la capacité des établissements bancaires à anticiper les comportements de non-remboursement.

C'est dans cette dynamique que s'inscrit le présent travail de fin d'études. Celui-ci vise à analyser les déterminants individuels des emprunteurs particuliers et à développer un modèle prédictif du risque de défaut au sein de la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), afin de contribuer à une meilleure anticipation des risques et à l'optimisation des décisions d'octroi de crédit.

Problématique :

La problématique centrale de cette recherche est la suivante :

Quels sont les déterminants individuels qui expliquent le risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie ?

Questions de recherche :

- Quels sont les principaux déterminants individuels (âge, revenu, profession, etc.) influençant le risque de défaut des emprunteurs particuliers ?
- Dans quelle mesure les variables socio-démographiques telles que l'âge, le genre et la situation matrimoniale affectent-elles le risque de défaut ?
- Quel est l'impact des variables financières (revenu, montant du crédit, durée du crédit) sur le risque de non-remboursement ?
- L'ensemble des déterminants individuels possède-t-il le même niveau d'importance dans la prédiction du défaut ?
- Dans quelle mesure un modèle de machine learning basé sur ces variables permet-il de prédire efficacement le risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie ?

Hypothèses :

Notre étude repose sur les hypothèses suivantes :

- **H1** : Les déterminants individuels des emprunteurs particuliers (âge, revenu, profession, etc.) influencent significativement le risque de défaut.
- **H2** : Les variables socio-démographiques (âge, genre, situation matrimoniale) ont un impact significatif sur le niveau de risque des emprunteurs.
- **H3** : Les variables financières (revenu, montant du crédit, durée du crédit) sont des facteurs déterminants dans l'évaluation du risque de défaut.
- **H4** : Tous les déterminants individuels des emprunteurs contribuent de manière égale à la prédiction du risque de défaut.
- **H5** : Un modèle de machine learning basé sur ces variables permet de prédire efficacement le risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie.

Ce travail vise à analyser et à modéliser le risque de défaut des emprunteurs particuliers à travers l'étude des déterminants individuels et l'application des techniques de machine learning, notamment XGBoost, un algorithme largement utilisé dans les problématiques de

classification et de prédiction, afin d'améliorer la prévision du défaut de paiement et d'optimiser le processus d'octroi de crédit.

Il permet ainsi à la Banque Extérieure d'Algérie de renforcer ses mécanismes de détection des clients à risque et de mieux orienter ses décisions de crédit afin de limiter les pertes financières.

Importance de l'étude :

L'importance de cette étude réside dans l'intérêt croissant accordé à la maîtrise du risque de défaut dans le secteur bancaire, particulièrement dans un contexte marqué par l'augmentation des incertitudes économiques et financières. L'analyse des déterminants individuels des emprunteurs particuliers permet de mieux comprendre les facteurs susceptibles d'influencer leur capacité de remboursement et d'améliorer l'évaluation du risque de crédit.

Cette étude présente également un intérêt méthodologique à travers l'utilisation du modèle XGBoost, considéré comme l'un des modèles de machine learning les plus performants en matière de prédiction. Grâce à sa capacité à traiter un grand nombre de variables et à détecter des relations complexes entre celles-ci, ce modèle permet d'obtenir des résultats plus précis et plus fiables dans l'identification des clients à risque.

Par ailleurs, le choix des variables socio-démographiques et financières, telles que l'âge, le revenu, la profession, le montant et la durée du crédit, permet de mettre en évidence les facteurs les plus influents dans la prédiction du défaut de paiement. Les résultats de cette étude peuvent ainsi contribuer à renforcer les mécanismes d'évaluation du risque et à améliorer la qualité des décisions d'octroi de crédit au sein de la Banque Extérieure d'Algérie. À cet égard, l'application du modèle XGBoost a permis d'obtenir des performances prédictives élevées, avec une accuracy de 91,88 % et une AUC de 90,97 %, confirmant l'intérêt des techniques de machine learning dans l'anticipation du risque de défaut des emprunteurs particuliers.

Méthodologie de recherche :

Afin de répondre à la problématique posée, notre étude adoptera une démarche à la fois descriptive, analytique et empirique.

Dans un premier temps, une revue de littérature sera réalisée afin de présenter les concepts liés au risque bancaire, au risque de défaut et aux méthodes d'évaluation du risque de crédit.

Dans un second temps, une étude pratique sera menée à partir d'une base de données comprenant 11 338 emprunteurs particuliers de la Banque Extérieure d'Algérie. Les données seront analysées et traitées à l'aide de techniques statistiques et du modèle XGBoost afin de prédire le risque de défaut des clients.

Plan du mémoire :

Afin de traiter notre problématique, ce mémoire sera structuré en deux chapitres :

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire.

Ce chapitre présente les notions fondamentales relatives aux banques, au crédit bancaire, au risque de crédit et au risque de défaut des emprunteurs particuliers, ainsi que les approches classiques et modernes d'évaluation et de gestion du risque.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie.

Ce chapitre est consacré à la présentation de la banque et des données utilisées, ainsi qu'à l'application de la technique de machine learning XGBoost pour la prédiction du risque de défaut. Les résultats obtenus sont ensuite analysés et interprétés afin d'évaluer la performance du modèle développé.

Chapitre 01 :

Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Introduction :

Dans toute économie moderne, le secteur bancaire occupe une place centrale dans le fonctionnement, en assurant le financement des agents économiques et la circulation des flux monétaires. À travers ses activités d'intermédiation financière, de création monétaire et de fourniture de services financiers, la banque contribue de manière essentielle à la croissance économique et à la stabilité du système financier.

Cependant, cette activité fondamentale s'accompagne inévitablement d'une exposition à divers risques, notamment le risque de crédit, qui constitue une source majeure de vulnérabilité puisqu'il découle directement de l'activité d'octroi de crédits. Ce risque se matérialise principalement par le défaut de paiement de l'emprunteur, notion centrale autour de laquelle s'organisent les mécanismes d'analyse et de gestion du risque bancaire. Sa maîtrise apparaît ainsi essentielle pour assurer la stabilité des banques et du système financier.

Dans ce contexte, ce chapitre a pour objectif de présenter le cadre théorique du secteur bancaire ainsi que les principaux risques auxquels il est confronté, en mettant un accent particulier sur le risque de crédit et la notion de défaut de paiement. Il s'articule autour de trois sections principales :

- La première section est consacrée à l'étude du secteur bancaire, de ses fonctions, de ses activités et des différents risques bancaires, notamment à travers le cadre réglementaire des accords de Bâle.
- La deuxième section porte sur le risque de crédit, en mettant en évidence ses composantes, ses formes, le défaut de paiement ainsi que les méthodes d'évaluation utilisées par les banques.
- La troisième section est consacrée à l'analyse du risque de défaut des emprunteurs particuliers, en mettant en évidence leurs spécificités, les mécanismes d'octroi et de suivi du crédit, ainsi que les dispositifs de gestion et de traitement des situations de défaillance.

Ce premier chapitre constitue ainsi une base essentielle pour comprendre le cadre théorique du secteur bancaire, les mécanismes du risque de crédit ainsi que la problématique du défaut de paiement, en particulier chez les emprunteurs particuliers, et les dispositifs mis en place pour en assurer la gestion.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Section 01 : Le cadre conceptuel du secteur bancaire et la typologie des risques associés.

Le secteur bancaire s'impose comme un acteur majeur dans le système financier et joue un rôle central dans le développement économique à travers l'intermédiation financière et le financement des agents économiques.

Toutefois, cette activité l'expose à divers risques pouvant affecter sa stabilité. Cette section présente le secteur bancaire ainsi que les risques auxquels il est confronté et les mécanismes mis en place pour leur gestion.

1. Définition du secteur bancaire :

La banque peut être définie selon plusieurs approches, en fonction des acteurs concernés et du cadre d'analyse retenu.

D'un point de vue général, la banque est « Une entreprise d'un type particulier qui reçoit les dépôts d'argent de ses clients (entreprises ou particuliers), gère leurs moyens de paiement (cartes de crédit, chèques, etc.) et leur accorde des prêts ».¹ Cette définition met en évidence le rôle fondamental de la banque dans la gestion des flux financiers et l'octroi de crédits.

Selon l'approche économique, « Une banque est un intermédiaire financier qui participe au processus de finance indirecte d'une économie en collectant et redistribuant des capitaux après leur avoir fait subir une transformation d'échéances et de risque. »².

Du point de vue des agents économiques, la banque est un prestataire de services, répondant aux besoins de financement, d'épargne et de paiement des particuliers et des entreprises.

Sur le plan juridique, « Les établissements de crédit sont des personnes morales qui effectuent à titre de profession habituelle des opérations de banque ; ils peuvent effectuer certaines opérations connexes à leur activité ; ils peuvent également fournir des services d'investissement. »³.

¹ Capul Jean-Yves, Garnier Olivier (2005), Dictionnaire de la banque et des marchés financiers, Collection Hatier, Economica, Paris, p. 20.

² De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2013), Gestion de la banque : Du diagnostic à la stratégie, 7ème édition, Dunod, Paris, p. 34.

³ Bernet-Rollande Luc (2008), Principes de technique bancaire, 25^{ème} édition, Dunod, Paris, p. 4.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Enfin, du point de vue des autorités de régulation, elle est un acteur du système monétaire soumis à la régulation et au contrôle prudentiel.

A partir des définitions précédentes, nous pouvons définir la banque comme un établissement financier qui collecte les dépôts des clients, accorde des crédits et fournit des services financiers et des moyens de paiement, le tout dans un cadre réglementé.

Ces différentes approches montrent que la banque ne peut être réduite à une simple institution de dépôt. Elle constitue un acteur central du système financier dont les fonctions dépassent la relation individuelle avec la clientèle pour s'inscrire dans une logique macroéconomique de financement et de régulation. Cette pluralité de définitions traduit ainsi la complexité ainsi que l'importance stratégique du secteur bancaire.

Le secteur bancaire regroupe l'ensemble des établissements bancaires exerçant des activités financières au sein d'un pays. Il constitue un pilier fondamental du système financier et joue un rôle central dans le financement de l'économie.

2. Rôle du secteur bancaire dans l'économie :

Dans leurs activités, les banques jouent un rôle primordial dans le fonctionnement de la vie de tous les jours mais surtout de la vie économique et évidemment dans ses aspects monétaire et financier, intervenant directement ou indirectement pour accomplir diverses fonctions et influençant ainsi le fonctionnement global de l'économie. Ainsi, de par cette activité, les banques assurent les rôles de :

2.1. L'intermédiation financière :

Dans l'exercice de leurs activités, les banques ne se limitent pas à la conservation des dépôts de leur clientèle. Elles jouent également un rôle d'intermédiation financière en répondant aux besoins des agents disposant d'un excédent de ressources et de ceux confrontés à un besoin de financement, soit par la mise à disposition de fonds, soit par l'accompagnement dans la réalisation des opérations financières.⁴

L'intermédiation financière montre que les banques ne sont pas de simples intermédiaires, mais des acteurs essentiels dans la dynamique économique. En transformant l'épargne en crédit pour soutenir l'investissement et la consommation. Ce rôle essentiel comporte toutefois des

⁴ Tefali Benyoune, Belguerbouz Moustafa (2014), L'intermédiation financière et bancaire ; Une obligation pour l'entreprise exportatrice, Revue Algérienne des Sciences Economiques, Vol 4, N°7, pp. 73-74.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

risques, car une mauvaise décision de financement peut entraîner des conséquences importantes, d'où l'importance d'une évaluation rigoureuse des emprunteurs.

Figure n° 1 : Schéma de l'intermédiation financière bancaire.



Source : Conception personnelle à partir des concepts théoriques de l'intermédiation financière.

2.2. La création de la monnaie :

Les banques sont tenues de conserver une fraction de leurs dépôts sous forme de réserves liquides, déterminées à la fois par leurs besoins de gestion de liquidité et par les exigences réglementaires fixées par la banque centrale, telle que la Banque centrale européenne, la Réserve fédérale ou la Banque du Japon.

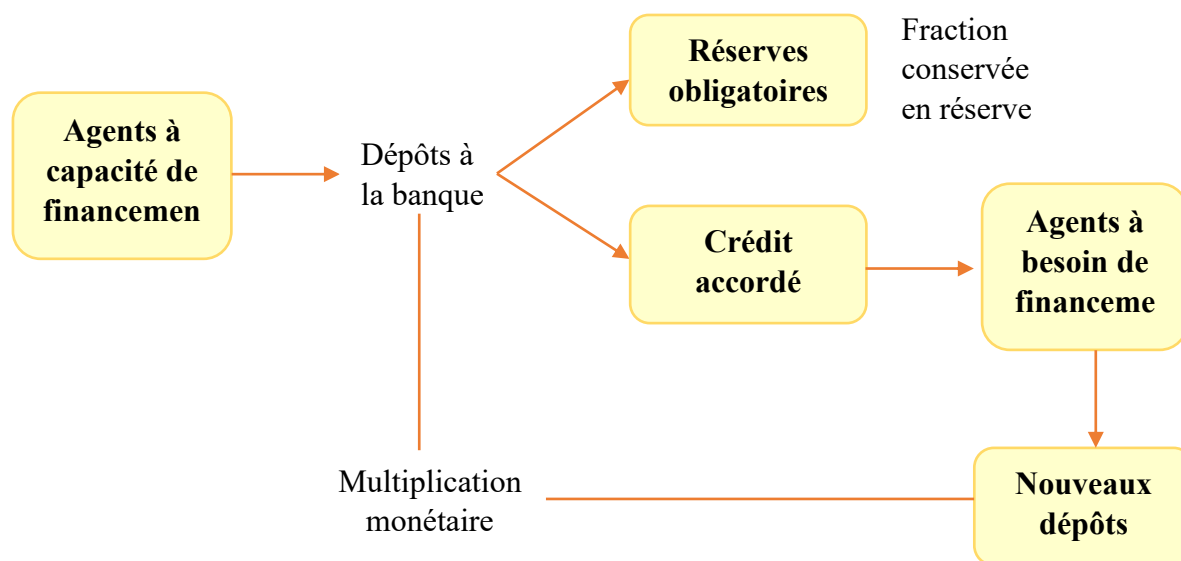
La part restante des dépôts peut être utilisée pour l'octroi de crédits, ce qui confère aux banques un rôle central dans la création monétaire. Les fonds prêtés sont réinjectés dans le système bancaire sous forme de dépôts, générant un processus de multiplication monétaire dont l'ampleur dépend du taux de réserves obligatoires.⁵

Toutefois, ce pouvoir de création monétaire implique une responsabilité importante. Une expansion excessive du crédit peut générer des déséquilibres financiers et accentuer les risques systémiques, ce qui justifie l'encadrement strict de l'activité bancaire par les autorités monétaires.

Ce mécanisme met en évidence l'importance des banques dans l'économie puisqu'elles peuvent créer de la monnaie à travers le crédit. Mais, ce pouvoir peut devenir risqué s'il n'est pas correctement contrôlé, car une création excessive de crédit peut déséquilibrer le système financier.

Figure n° 2 : Schéma de la création monétaire par les banques.

⁵ Scialom Laurence (2013), Économie bancaire, 4^{ème} édition, La Découverte, Paris, pp. 11-12.



Source : Conception personnelle à partir des concepts de la création monétaire.

2.3. Transmission de la politique monétaire :

Les banques jouent un rôle central dans la transmission de la politique monétaire, principal levier utilisé par l'État pour assurer la stabilité des prix et soutenir la croissance économique. La banque centrale régule la masse monétaire en agissant notamment sur les réserves obligatoires et par des opérations d'achat et de vente de titres, tandis que les banques assurent la circulation des liquidités et le financement de l'économie.⁶

En gérant leurs réserves et leurs actifs liquides, les banques peuvent également influencer la création monétaire. Toutefois, une accumulation excessive de réserves réduit leur capacité à financer l'économie et les expose à des pertes pouvant, dans les cas extrêmes, menacer leur solvabilité. Leur capacité à prêter et à faire circuler les liquidités influence ainsi directement l'investissement et la consommation.⁷

Cependant, cette fonction repose avant tout sur la confiance des clients. Une perte de cette confiance peut provoquer des retraits massifs et déstabiliser même les établissements les plus solides. Cela justifie l'existence des mécanismes de garantie des dépôts et la nécessité d'une

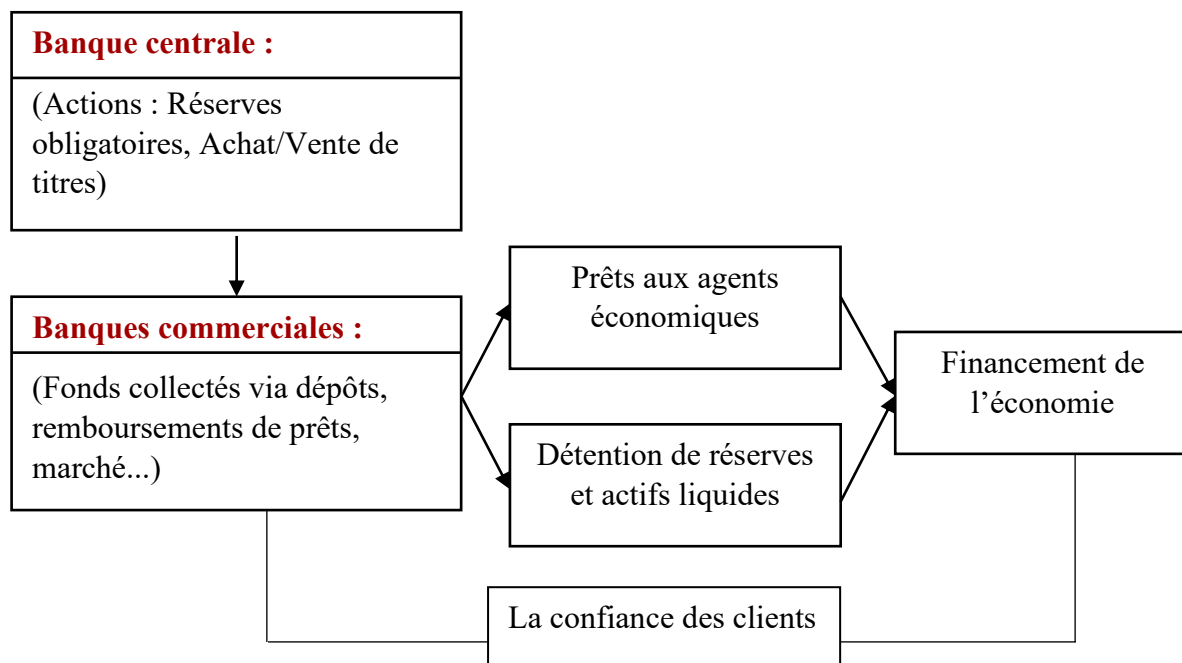
⁶ Désiré Alban (2020), « Les banques et la transmission de la politique monétaire dans l'UEMOA », Document de Politique Générale, N°677, AERC, pp. 5–7.

⁷ La Banque Postale (2025), Comprendre et gérer le risque de marché pour les banques, disponible sur : <https://www.labanquepostale.com/a-propos/risques-conformite/actus-risques/gestion-risque-de-marche.html>, consulté le 07/05/2026 à 14 :13.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

régulation prudente, face à la sensibilité croissante des banques aux risques liés aux financements de marché.

Figure n° 3 : Schéma visuel de la transmission de la politique monétaire.



Source : Conception personnelle à partir des concepts de la transmission de la politique monétaire.

3. Typologie des établissements bancaires et leurs caractéristiques :

Le secteur bancaire est composé de plusieurs types d'établissements qui jouent des rôles complémentaires au sein du système financier. Cette diversité permet d'assurer le bon fonctionnement des activités bancaires et de répondre aux besoins de l'économie.

3.1. La banque commerciale :

La banque commerciale, ou banque de dépôt, est un établissement de crédit qui réalise des opérations bancaires avec les particuliers, les entreprises et les collectivités publiques. Son activité principale consiste à collecter des fonds afin de les redistribuer sous forme de crédits,

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

tout en réalisant, à titre accessoire, des opérations de placement et d'autres services financiers.⁸ Elle se caractérise par plusieurs éléments essentiels ⁹:

- Elle mobilise ses ressources à travers son réseau d'agences ainsi que les nouveaux canaux de distribution.
- Son activité peut s'exercer à l'échelle locale, régionale, nationale ou internationale, même si elle reste souvent domestique en raison des spécificités juridiques et culturelles de chaque marché.
- Elle génère des revenus récurrents, en raison de la part de marché qu'elle détient et de la densité de son réseau bancaire.

3.2. La banque de financement et d'investissement :

La banque d'affaires est un établissement financier spécialisé dans le conseil stratégique et les opérations de financement destinées principalement aux grandes entreprises et aux États. Son activité englobe notamment le conseil en fusion-acquisition, la restructuration financière, la gestion de haut de bilan (augmentations de capital, introductions en bourse, émissions d'obligations) ainsi que les opérations de placement et d'intervention sur les marchés financiers.¹⁰

Elle se caractérise par une clientèle composée de grandes entreprises et d'acteurs institutionnels, une dimension d'intervention principalement internationale, une utilisation différenciée des fonds propres selon la nature des opérations, ainsi qu'une structure de revenus fortement dépendante de la conjoncture des marchés financiers.¹¹

3.3. Banque universelle :

La banque universelle, également appelée banque généraliste ou banque à tout faire, est un établissement de crédit qui intervient sur l'ensemble des segments du marché bancaire.¹²

⁸Toussaint Eric (2014), Comment les banques et les gouvernants détruisent les garde-fous, Comité pour l'abolition des dettes illégitimes, disponible sur : <https://www.cadtm.org/Comment-les-banques-et-les-gouvernants-detruisent-les-garde-fous>, consulté le 27/02/2026 à 22 :22.

⁹ De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2010), Gestion de la banque : Du diagnostic à la stratégie, 6^{ème} édition, Dunod, Paris, p. 14.

¹⁰Toussaint Eric (2014), Comment les banques et les gouvernants détruisent les garde-fous, comité pour l'abolition des dettes illégitimes, disponible sur : <https://www.cadtm.org/Comment-les-banques-et-les-gouvernants-detruisent-les-garde-fous>, consulté le 27/02/2026 à 22 :46.

¹¹ De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2010), Op. Cit p. 14.

¹² Duclos Thierry (2013), Dictionnaire de la banque, 6^{ème} édition, SEFI, p. 51.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Elle exerce ses activités aussi bien au niveau national qu'international et s'adresse à une clientèle diversifiée, composée de particuliers et d'entreprises. Elle propose une large gamme de services et de financements couvrant tous les besoins bancaires.

Par ailleurs, elle dispose d'un vaste réseau d'agences lui permettant de collecter une part importante de ses ressources auprès de sa clientèle.

En raison de l'étendue de ses activités et de son implantation, la banque généraliste se caractérise généralement par une grande taille et une forte capacité d'intervention sur les marchés financiers.

3.4. Banque spécialisée :

« Établissement de crédit présent sur un segment du marché bancaire. Ce segment peut être une clientèle (PME, particuliers fortunés), un produit (crédit au logement) ou une aire géographique (banque locale). Elle dispose parfois d'un réseau de guichets. »¹³

Le tableau suivant résume les principales différences entre les types de banques et illustre la complémentarité de leurs fonctions :

Tableau n° 1: tableau comparatif des principaux établissements bancaires.

Type de banque	Activités principales	La clientèle	Zone d'intervention	Les caractéristiques clés
Banque commerciale	Collecte de dépôts, octroi de crédits, services financiers.	Les particuliers, les entreprises et les collectivités publiques.	Locale, régionale, nationale.	Revenus récurrents, réseau dense d'agences.
Banque de financement et d'investissement	Conseil stratégique, fusions-acquisitions, émissions de titres, marchés financiers	Grandes entreprises, États, institutions	Nationale et internationale	Dépend fortement des marchés, utilisation différenciée des fonds propres
Banque spécialisée	Opérations ciblées selon	Segment précis (PME, particuliers	Locale ou spécialisée	Réseau limité, expertise dans

¹³ Ibid.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

	la spécialisation	fortunés, produits spécifiques, zone géographique)		un domaine particulier
Banque universelle	Large gamme de services bancaires et financiers	Particuliers, entreprises	Nationale et internationale	Grande taille, capacité d'intervention sur tous les segments

Source : Conception personnelle à partir des références théoriques sur le secteur bancaire.

Cette observation souligne que la diversité des types de banques est essentielle pour le bon fonctionnement du système financier. Chaque type de banque répond à des besoins spécifiques : les banques spécialisées assurent un accompagnement ciblé, tandis que les banques universelles et commerciales garantissent un financement global et régulier. Cette complémentarité contribue à la stabilité économique et à la résilience du secteur bancaire face aux crises.

4. Les principales activités des établissements bancaires :

Les activités principales des banques reposent sur un ensemble d'opérations fondamentales liées à la gestion des ressources financières. Elles se concentrent essentiellement sur la collecte des dépôts, l'octroi de crédits ainsi que la fourniture de services financiers et de moyens de paiement. Ces différentes activités constituent les principales fonctions exercées par les établissements bancaires. Dans ce qui suit, seront présentées ces activités de manière détaillée :

4.1. Collecte des dépôts :

Cette opération s'adresse aux clients, qu'ils soient particuliers ou professionnels, qui ne prévoient pas d'utiliser immédiatement leurs disponibilités financières. Ces fonds sont placés sur divers produits bancaires et instruments financiers tels que le compte courant, le compte d'épargne, le compte à terme ou encore le compte-titres.¹⁴

L'ouverture d'un compte bancaire est exclusivement réservée aux personnes physiques et morales. Elle doit être matérialisée par la signature d'une « convention de compte »,

¹⁴ Smaili Samir (2017), « Le mode de fonctionnement des banques publiques algériennes dans un contexte de crise », Revue de statistique et d'économie appliquée, Vol 14, N°2, ENSSEA, pp. 6-7.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

document contractuel définissant l'ensemble des droits et obligations réciproques liant la banque à son client, depuis la création jusqu'à la clôture du compte.

En contrepartie des sommes déposées, la banque accorde une rémunération sous forme d'intérêts, dont le niveau varie selon la nature du compte choisi.

Il convient de noter que la collecte des dépôts constitue un pilier essentiel de l'activité bancaire, car elle permet non seulement de financer les crédits accordés aux clients, mais elle implique également que la banque gère prudemment les risques liés aux engagements sur ces fonds.

4.2. L'octroi de crédits :

L'octroi de crédits est l'activité centrale de financement des banques. Les banques accordent des prêts aux agents économiques afin de soutenir :

- La consommation des ménages (crédit à la consommation, crédit immobilier),
- L'investissement des entreprises (crédit d'investissement, crédit d'exploitation),
- Les besoins de trésorerie.

Cette activité génère des intérêts, qui constituent la principale source de revenus des établissements bancaires. Elle implique toutefois une prise de risque, notamment le risque de non-remboursement.

Il convient de noter que l'octroi de crédits est un levier fondamental pour dynamiser et stimuler l'économie, en permettant aux ménages de consommer et aux entreprises d'investir. Cependant, cette activité expose la banque à des risques importants, notamment le défaut de paiement, ce qui rend nécessaire une gestion prudente et rigoureuse du crédit.

4.3. Services financiers et moyens de paiement :

Les banques proposent également divers services financiers destinés à faciliter les transactions et la gestion des fonds. Parmi ces services, on retrouve :

- La gestion des moyens de paiement (cartes bancaires, chèques, virements),
- Les opérations de change,
- Les services de transfert d'argent,

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- La gestion de comptes.

Ces services renforcent le rôle d'intermédiaire financier de la banque et contribuent à la fluidité des échanges économiques.

Ces services sont essentiels non seulement pour simplifier les opérations quotidiennes des clients, mais aussi pour renforcer l'efficacité et la stabilité du système économique. Ils permettent aux banques de diversifier leurs sources de revenus et de consolider la confiance de leur clientèle.

5. La notion de crédit :

5.1. Définition de crédit :

Selon la banque de France, le crédit est « une opération par laquelle un prêteur met des fonds à disposition d'un emprunteur, qui s'engage à rembourser selon des conditions fixées à l'avance, assorties d'éventuels intérêts ».¹⁵ Cette définition souligne le caractère juridique et contractuel du crédit, lequel permet d'encadrer l'opération et d'assurer la protection des droits ainsi que le respect des engagements de chaque partie.

Il apparaît que si le crédit constitue un moteur économique pour la banque, il représente également une source de risque majeur qui doit être géré avec prudence. Une réglementation stricte est donc indispensable pour protéger à la fois les établissements bancaires et l'économie dans son ensemble.

5.2. Typologie des crédits bancaires :

Les crédits bancaires se divisent en plusieurs types selon leurs caractéristiques et leur finalité. Il est donc nécessaire de présenter les principaux types de crédits accordés par les banques.

5.2.1. Crédits aux particuliers :

Afin de répondre aux besoins financiers des ménages, les établissements bancaires proposent des crédits spécifiquement destinés aux particuliers. Ces financements permettent de soutenir la consommation, de faciliter l'acquisition de biens durables et de contribuer à

¹⁵ Banque de France (2020), Le crédit bancaire, disponible sur <https://www.banque-france.fr/>, Consulté le 01/03/2026 à 00 :28.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

l'amélioration des conditions de vie. On distingue principalement deux grands types de crédit dans cette catégorie :

5.2.1.1. Crédit à la consommation :

Le crédit à la consommation est un prêt accordé aux particuliers pour financer des besoins personnels à court terme, remboursable par mensualités sur une durée et à un taux d'intérêt déterminés.¹⁶

« Les crédits à la consommation permettent soit de financer des besoins de trésorerie soit de financer l'achat à tempérament de biens de consommation à usage domestique : appareils ménagers, ameublement, automobiles. »¹⁷

Il peut être ¹⁸ :

- **Le crédit affecté** : est accordé pour financer l'achat d'un bien ou d'un service déterminé, avec un taux qui varie selon plusieurs critères.
- **Le prêt personnel (crédit non affecté)** : n'est lié à aucune dépense précise et le montant peut être utilisé librement par l'emprunteur.
- **Le crédit revolving (Le prêt personnel permanent)** : met à disposition une réserve d'argent renouvelable utilisable dans la limite du plafond autorisé.
- **Le crédit gratuit** : est un financement sans intérêt apparent, mais son coût est généralement intégré dans le prix du produit.
- **La facilité de caisse** : La facilité de caisse permet de couvrir des besoins ponctuels de trésorerie à court terme en autorisant le compte à devenir débiteur pendant une courte période. Cette autorisation peut être renouvelable et son taux d'intérêt est généralement élevé.¹⁹
- **Le découvert** : Le découvert bancaire est une autorisation permettant au client de rendre son compte débiteur pour une durée plus longue que la facilité de caisse, en attendant une rentrée de fonds prévue.²⁰

¹⁶ Boufous Sawssan, Khariss Mohamed (2014), Le Crédit Bancaire : Histoire et Typologie, International Journal of Innovation and Applied Studies, Vol 8, N°2, p. 733.

¹⁷ Bernet-Rollande Luc (2008), op. Cit p. 149.

¹⁸ Boufous Sawssan, Khariss Mohamed (2014), Op. Cit p. 733.

¹⁹ Bernet-Rollande Luc (2008), Op Cit p. 150.

²⁰ Idem.

5.2.1.2. Le crédit immobilier :

Le crédit immobilier est un financement bancaire à moyen ou long terme accordé à un emprunteur pour l'acquisition, la construction ou la rénovation d'un bien immobilier. Remboursable sur une durée pouvant aller de 2 à 35 ans, il peut être à taux fixe ou variable et nécessite généralement un apport personnel, une garantie réelle telle qu'une hypothèque, ainsi qu'une assurance emprunteur.²¹

5.2.2. Crédits aux entreprises :

Les entreprises bénéficient de financements bancaires adaptés à leurs besoins d'exploitation et d'investissement, permettant d'assurer la continuité de leurs activités et leur développement.

5.2.2.1. Crédit d'exploitation :

Ces financements, généralement de courte durée, permettent de pallier les décalages de trésorerie liés à l'activité de l'entreprise, tels que les achats ou les retards de paiement des clients. Ils garantissent la continuité de l'exploitation. On distingue plusieurs formes de ces crédits : ²²

- **L'escompte commercial** : L'escompte est un crédit par lequel une banque met à la disposition d'une entreprise, porteuse d'un effet de commerce non échu, le montant de cet effet diminué des commissions et intérêts prélevés.
- **La cession Dailly** : permet à une entreprise de transmettre ses créances commerciales à une banque via un bordereau récapitulatif. En échange, la banque lui accorde un crédit sous forme d'avance ou de découvert, à hauteur du montant des créances cédées ou nanties.
- **L'affacturage (factoring)** : consiste pour une entreprise à céder ses créances clients à un organisme spécialisé (le factor), qui assure en contrepartie leur financement immédiat, leur recouvrement et la couverture du risque de non-paiement.
- **Le financement des stocks** : Pour financer leurs stocks, les entreprises peuvent recourir aux avances sur marchandises, ou à l'escompte de warrants, qui constituent des avances

²¹ Karyotis Catherine (2015-2016), L'essentiel de la banque, 2^{ème} édition, Lextenso éditions, Gualino, Paris, France, p. 24.

²² Ibid. p. 27.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

adossées à des marchandises confiées à un tiers dépositaire, servant de garantie à la banque.

- Bien que la facilité de caisse et le découvert bancaire aient présentés dans la catégorie des crédits aux particuliers, ils peuvent également être accordés aux entreprises pour répondre à leurs besoins de trésorerie.

5.2.2.2. Le crédit d'investissement :

Les crédits d'investissement sont des financements accordés aux entreprises afin de leur permettre d'acquérir des équipements, des biens ou du matériel, que ce soit lors de leur création ou dans le cadre du développement de leurs activités. Il peut être²³ :

- **Le crédit à moyen terme (CMT)** : il s'agit d'un financement dont la durée varie généralement entre 2 et 7 ans, destiné principalement à financer l'acquisition de moyens de production.
- **Le crédit à long terme (CLT)** : ce crédit a une durée supérieure à 7 ans et sert généralement à financer des immobilisations importantes ou des investissements industriels de grande envergure.

5.2.2.3. Le crédit par signature :

Les crédits par signature constituent un engagement hors bilan par lequel la banque garantit le paiement ou l'exécution d'une obligation envers un tiers si l'entreprise fait défaut. Ce type de financement inclut notamment²⁴ :

- Les cautions bancaires (caution administrative, douanière, de marché, etc.),
- Les crédits documentaires, largement utilisés dans le commerce international pour sécuriser les transactions entre importateurs et exportateurs,
- L'aval bancaire, qui représente un engagement par lequel la banque garantit le paiement d'un effet de commerce en cas de défaillance de l'entreprise.

Quel que soit le type de crédit, il reflète la diversité des besoins des emprunteurs. Chaque catégorie de crédit répond à une finalité précise : le crédit à la consommation favorise la satisfaction immédiate des ménages, le crédit immobilier permet l'acquisition de biens

²³ Béguin Jean-Marc, Bernard Arnaud (2008), L'essentiel des techniques bancaires, Éditions d'Organisation, Groupe Eyrolles, Paris, pp. 251-252.

²⁴ Ibid. p. 256.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

durables, tandis que le crédit à l'investissement soutient la croissance et la compétitivité des entreprises.

6. Les risques bancaires :

L'activité bancaire est par nature exposée à différents types de risques en raison de son rôle d'intermédiation financière et de la gestion des fonds des clients. Ces risques peuvent affecter la rentabilité, la stabilité et la solvabilité des établissements bancaires. Afin de mieux les comprendre et les maîtriser, il est essentiel d'identifier les principales catégories de risques auxquels les banques sont confrontées.

6.1. La notion du risque :

« Le risque c'est la vie et la vie c'est risqué ; tout système intéressant hors d'équilibre est sujet à des risques de pertes mais aussi à des opportunités de gains ».²⁵

Le risque peut être défini comme la possibilité de survenance d'un événement susceptible d'engendrer des conséquences négatives. Il renvoie à une situation d'incertitude exposant les acteurs économiques à un danger ou à un préjudice potentiel. En économie, le risque correspond à une probabilité statistique qu'un événement défavorable se produise, impactant les parties concernées.

Selon le Comité de Bâle, autorité de régulation prudentielle du secteur bancaire, le risque se définit comme l'association d'un aléa et d'une perte potentielle. Ainsi, un événement n'est considéré comme un risque que s'il implique une incertitude accompagnée d'un impact négatif possible. Si l'aléa ne concerne que des résultats positifs ou si la perte est certaine, la notion de risque ne s'applique plus.²⁶

Cette diversité de définitions montre que le risque bancaire ne peut être appréhendé de manière unique. Il revêt à la fois une dimension statistique, contractuelle et stratégique. Dans le secteur bancaire, le risque n'est pas une anomalie mais une composante structurelle de l'activité, ce qui rend sa gestion plus déterminante que son élimination.

²⁵ Pierandrei Laurent (2019), Risk Management, 1^{ère} édition, Dunod, p. 7.

²⁶ Kharoubi Cécile, Thomas Philippe (2016), Analyse de risqué de crédit : Banque et Marchés, 2^{ème} édition, La Revue Banque, Paris, p. 15.

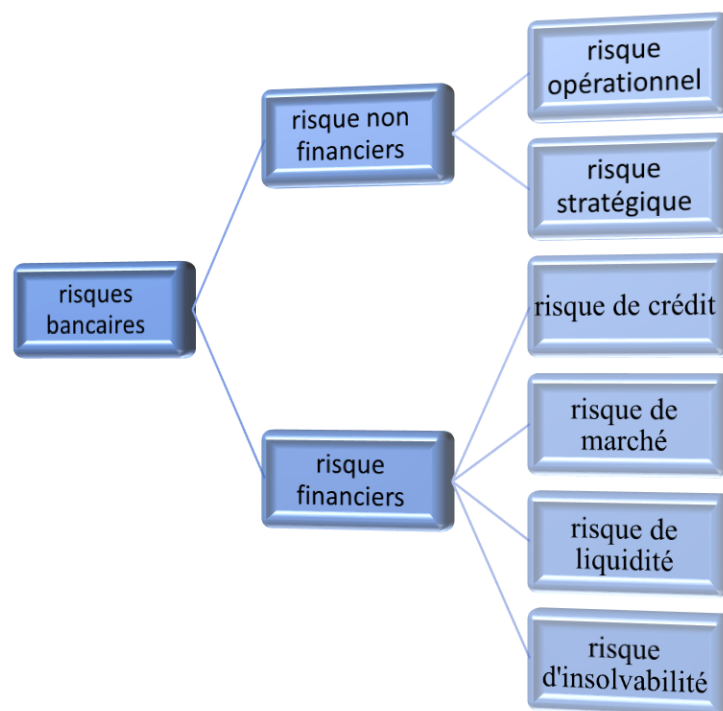
Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

6.2. Classification des risques bancaires :

Les risques bancaires peuvent être regroupés en deux grandes catégories selon leur nature : les risques financiers et les risques non financiers.

Cette classification, bien qu'utile sur le plan analytique, présente certaines limites dans la mesure où elle segmente des risques qui, dans la réalité, évoluent de manière simultanée et interdépendante.

Figure n° 4 : Classification des risques bancaires.



Source : Adapté de Bouhadjar Mohamed (2021), (IFID, 35^{ème} Promotion) et ABF Tunisie, Module Risques Bancaires.

6.2.1. Les risques financiers :

Ce sont les risques liés aux variations de prix des actifs financiers. On distingue traditionnellement quatre grands types de risques financiers :

6.2.1.1. Risque de crédit :

Le risque de crédit correspond au risque qu'un emprunteur ne soit pas en mesure de rembourser tout ou partie de ses échéances c'est-à-dire son incapacité d'honorer ses engagements financiers conformément aux conditions prévues dans le contrat.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Il peut être défini comme étant : « La perte potentielle supportée par un agent économique suite à une modification de la qualité de crédit de l'une de ses contreparties, ou d'un portefeuille de contreparties, sur un horizon donné »²⁷

6.2.1.2. Risque de liquidité :

Le risque de liquidité naît de l'activité de transformation des échéances d'une banque. C'est donc un risque de transformation qui apparaît lorsque les échéances des emplois sont supérieures aux échéances des ressources. Face à ce risque, les banques vont d'abord chercher à le minimiser en collectant des dépôts longs. Plus précisément, il existe deux risques d'illiquidité :²⁸

- **Un risque d'illiquidité immédiate** : ou "bank run", survient lorsqu'une banque se trouve dans l'incapacité de faire face à des retraits massifs et soudains de ses clients, pouvant rapidement dégénérer en crise d'insolvabilité.
- **Un risque de transformation** : le bilan de la banque y est exposé lorsque le terme des ressources a tendance à se raccourcir alors que celui des emplois est inchangé.

6.2.1.3. Le Risque de marché :

Le risque de marché est un risque sur le prix des actifs. C'est un risque de dépréciation et de perte avérée s'il y a vente.²⁹

L'un des moyens de couverture réside dans l'intervention sur les marchés dérivés qui consiste en une prise de position inverse à celle qu'on a en portefeuille.

- **Le risque de change** : survient lorsque des flux financiers sont libellés en devises étrangères. Il peut résulter de transactions (prêts, emprunts, dividendes en devises) ou de la consolidation des comptes d'une filiale étrangère. Toute variation du cours de change peut générer des pertes, nécessitant une dotation aux provisions.
- **Le risque de taux** : Le risque de taux existe lorsque les banques détiennent des créances et des dettes à taux fixe et à taux variable. À l'actif, une hausse des taux déprécie la valeur des emplois à taux fixe ; au passif, une baisse des taux apprécie la valeur des dettes.

²⁷ Koffi Jean, Yao Ming (2003), Les accords de Bâle et la gestion du risque de crédit, Version préliminaire, p. 9.

²⁸ Karyotis Catherine (2015-2016), Op. Cit p. 59.

²⁹ Ibid. pp. 62-63.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

6.2.1.4. Le risque d'insolvabilité :

L'ensemble de ces risques converge vers un risque ultime pour l'établissement financier : le risque global d'insolvabilité, autrement dit le risque de faillite. La solidité des banques repose avant tout sur leurs fonds propres, car ce sont, par définition, des ressources qui leur appartiennent en propre, contrairement aux dépôts qui, même si les banques les utilisent, restent la propriété des clients.³⁰

Il convient de souligner que les risques financiers sont fortement interconnectés. Par exemple, la matérialisation d'un risque de crédit peut entraîner des tensions de liquidité, illustrant ainsi l'effet de contagion entre les différents types de risques.

6.2.2. Les risques non financiers :

Désignent les risques liés au fonctionnement interne de l'établissement et à ses choix de gestion, on distingue deux types :

6.2.2.1. Le risque opérationnel :

Le risque opérationnel a été défini par le Comité de Bâle en janvier 2001 comme étant « un risque de pertes directes ou indirectes résultant d'une inadéquation ou d'une défaillance attribuable aux procédures, au facteur humain et aux systèmes, ou à des causes externes ». Pour le Comité de Bâle, le risque opérationnel est un risque important qui nécessite pour les banques de détenir suffisamment de fonds propres pour se protéger contre les pertes qui en découlent.³¹

6.2.2.2. Le risque stratégique :

Le risque stratégique correspond aux pertes potentielles résultant de décisions stratégiques inadaptées ou mal exécutées prises par les organes de direction de la banque. Ces décisions visent à assurer l'adaptation de l'établissement à son environnement concurrentiel et peuvent concerner notamment la restructuration, le recrutement, la réduction des effectifs ou l'implantation géographique.³²

Les risques non financiers prennent une importance croissante dans le contexte actuel, en raison notamment de la complexification des systèmes d'information et de l'évolution des modes de gestion au sein des institutions financières.

³⁰ De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2010), Op. Cit p. 126.

³¹ Karyotis Catherine (2015-2016), Op. Cit p. 64.

³² Pierandrei Laurent (2019), Op. Cit p. 63.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Cette classification permet de structurer l'analyse des risques bancaires. Toutefois, dans la pratique, ces risques ne sont pas indépendants les uns des autres. Un risque de crédit peut, par exemple, engendrer un risque de liquidité. Cette interdépendance renforce la nécessité d'une gestion intégrée des risques.

7. Le cadre réglementaire :

Face à la montée des risques bancaires, le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, créé sous l'égide de la Banque des Règlements Internationaux, a instauré les Accords de Bâle afin d'harmoniser la réglementation prudentielle. De Accords de Bâle I aux Accords de Bâle III, ces normes imposent des exigences minimales de fonds propres pour renforcer la gestion des risques, notamment le risque de crédit, et préserver la stabilité du système financier.

7.1. Les accords de Bâle :

7.1.1. Les accords de Bâle I :

7.1.1.1. Contexte et objectifs :

Adopté en 1988, Bâle 1 est né en réponse aux crises bancaires des années 1970 et 1980, marquées par des faillites en cascade et une instabilité financière croissante. Son objectif principal était d'harmoniser les exigences en fonds propres des banques à l'échelle internationale, afin de renforcer leur résilience et de créer un terrain de jeu équitable entre les institutions financières des différents pays.³³

7.1.1.2. Les principales mesures :

Bâle 1 a introduit le concept de ratio Cooke, exigeant que les banques maintiennent un niveau minimal de fonds propres équivalent à 8 % de leurs actifs pondérés par les risques. Cette approche simple mais révolutionnaire a marqué le début d'une régulation bancaire coordonnée à l'échelle mondiale. Le ratio Cooke peut alors être écrit de la manière suivante :

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{total des fonds propres}}{\text{risque de crédit} + \text{capital requis pour couverture de risque de marché}} \geq 8\%$$

³³ Trainy (2021), Bâle 1, Bâle 2, Bâle 3 : Évolution des réglementations bancaires, disponible sur : <https://www.trainy.co/fr/blog/bale-reglementation>, consulté le 1/03/2026 à 23 :55.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

7.1.2. Les accords de Bâle II :

Adoptés en 2004 et appliqués en 2008, constituent une mise à jour du cadre prudentiel bancaire introduit par Bâle I. Structurés autour de trois piliers, ils visent à renforcer l'exigence en fonds propres, la surveillance prudentielle et la transparence des établissements bancaires.³⁴

- **Le premier pilier** impose des exigences minimales de fonds propres à travers le ratio McDonough, qui prend en compte le risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel. Les fonds propres sont classés en différents niveaux (Tier 1, Tier 2 et Tier 3) avec des exigences précises. Toutefois, le système repose en partie sur des pondérations et des modèles internes qui ont montré certaines limites.

Dans le cadre du Pilier 1, les banques peuvent utiliser différentes approches pour évaluer le risque de crédit, notamment l'approche standardisée ou l'approche IRB (Internal Ratings-Based), qui repose sur des systèmes internes de notation pour estimer les paramètres de risque.

- **Le deuxième pilier** organise un contrôle prudentiel renforcé, basé sur un dialogue entre les banques et les autorités de supervision. Il permet aux régulateurs d'exiger un niveau de capital supérieur aux minimums réglementaires afin de couvrir les risques non totalement intégrés dans le calcul du ratio.
- **Le troisième pilier** vise à renforcer la discipline de marché en imposant une meilleure transparence dans la communication des informations financières et des risques.

Tableau n° 2 : Les caractéristiques de la réglementation Bâle II.

³⁴ Bâle II (2025), La Finance Pour tous, disponible sur : <https://www.lafinancepourtous.com/decryptages/marches-financiers/acteurs-de-la-finance/comite-de-bale/rappel-sur-la-reglementation-bale-ii/>, consulté le 01/03/2026 à 23 :59.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Pilier 1 : exigences minimales en fonds propres	Pilier 2 : processus de surveillance	Pilier 3 : discipline de marché
Il définit les modalités de calcul du montant des fonds propres requis pour couvrir : - Le risque de crédit, - Le risque de marché, - Le risque opérationnel.	Il définit les modalités de contrôle exercé par les autorités de surveillance bancaire en matière de : - Respect des exigences minimales de fonds propres, - Méthodes d'évaluation et de gestion des risques.	Il définit l'information à publier en matière de : -dotation en fonds propres. -risque de crédit. -risque de marché. -risque opérationnel. -opération de titrisation. -méthodes d'évaluation et de gestion de risques.

Source : Dumontier Pascal, Dupré Denis (2003), Pilotage bancaire : les normes IAS et Réglementation Bâle II, Ed Revue Banque, France.

Malgré ses avancées, Bâle II a été critiqué pour son caractère procyclique, la sous-estimation de certains risques et la complexité de ses modèles, ce qui a conduit au renforcement du cadre réglementaire avec Bâle III.

7.1.3. Les accords de Bâle III :

Bâle III est un accord international adopté en 2010 sous l'égide du Comité de Bâle, élaboré en réponse directe à la crise financière mondiale de 2008, dont il s'agit de tirer les enseignements afin de prévenir toute récurrence de défaillances systémiques bancaires. Les banques étant des acteurs centraux du financement de l'économie, leur défaillance est susceptible de provoquer des effets de contagion graves sur l'économie réelle, justifiant ainsi l'imposition d'une réglementation prudentielle renforcée.³⁵

Pour maîtriser les principaux risques bancaires risque de crédit, risque opérationnel et risque de marché l'accord impose quatre séries d'exigences.

³⁵ Banque de France, Synthèse officielle de l'accord de Bâle III en français, disponible sur <https://www.banque-france.fr/>, consulté le 1/03/2026 à 23 :15.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- **Fonds propres renforcés** : détenir un niveau minimum de fonds propres proportionnel aux risques pondérés des actifs.
- **Ratio de levier** : limiter l'exposition globale aux risques à un multiple prédéfini des fonds propres afin de prévenir le surendettement.
- **Ratios de liquidité** : garantir la couverture des besoins de trésorerie à court terme (LCR) et à long terme (NSFR).

Le ratio LCR définit comme suit :

$$\frac{\text{stock d'actifs liquides de haute qualité}}{\text{sortie nette de trésorerie sur une période de 30 jours}} \geq 100\%$$

Le ratio NSFR définit comme suit :

$$\frac{\text{ressources stables à un an}}{\text{Besoins de financement stables à un an}} \geq 100\%$$

- **Gouvernance robuste** : mettre en œuvre des systèmes de contrôle interne efficaces pour le pilotage proactif des risques.

Progressivement complété entre 2012 et 2024, l'accord est entré pleinement en vigueur au sein de l'Union européenne depuis le 1er janvier 2025, sous la forme d'un règlement (CRR3) et d'une directive (CRD6).

Tableau n° 3 : Etat synoptique de l'évolution de la réglementation bancaire.

1988	2008	A partir de 2013
Bâle I	Bâle II	Bâle III
L'accord de 1988(dit Bâle I ou ratio Cooke) a établi un ratio minimum de fonds propres.	L'accord de Bâle II (dit ratio Mc Donough) a introduit : -Un périmètre de risques élargi ; -Des mesures de capital plus économiques et sensibles aux risques ; - Une organisation de trois piliers.	La réforme Bâle III apporte des changements majeurs à Bâle II afin de tirer les leçons de la crise financière.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

[FP globaux] / [Exigence de FP (crédit+ marché)] > 8%.	Pilier 1 : Exigences minimales de FP [FP globaux] / [Exigence de FP (crédit +marché +opérationnel)]> 8%. Pilier2 : Surveillance prudentielle. Pilier 3 : Discipline de marché.	Pilier 1 : Exigences minimales de FP renforcées + Ratio de liquidité à court terme (LCR) [FP (CET1 et T1 et globaux) Y/ [Exigence de FP (crédit +marché+ opérationnel)] > 6 % et 8 % et 10,5 %. LCR : Actifs liquides/Besoins de liquidité >100%. Pilier 2 : Surveillance prudentielle renforcée. Pilier 3 : Discipline de marché.
A l'origine, risque de crédit uniquement complété en 1996 par les risques de marché.	Ajout du risque opérationnel en pilier 1. Utilisation possible des modèles internes (risque de crédit et opérationnel). Possibilité pour le régulateur d'imposer des add-on de capital.	Renforcement du ratio de solvabilité et ajout d'une exigence de liquidité de court terme au pilier 1. Introduction de nouvelles mesures (ratio de levier, NSFR). Visions macroprudentielle (banques systémiques).

Source: Karyotis Catherine (2015-2016), Op. Cit p. 71.

7.1.4. Les accords de Bâle IV :

Bâle IV, appelé Bâle III finalisé, est la dernière étape des réformes bancaires après la crise de 2008. Il vise à renforcer la solidité du système financier et à harmoniser le calcul des risques entre les banques. Il réduit l'usage des modèles internes, renforce l'approche standard pour le risque de crédit, réforme le cadre du risque de marché et introduit une méthode unique pour le risque opérationnel.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Sa mise en œuvre, qui s'étale de 2022 à 2028, entraîne une augmentation des exigences en fonds propres, ce qui peut peser sur la rentabilité et le crédit, mais améliore la stabilité du système financier.

Section 02 : Le risque de crédit et le rôle central du défaut de paiement.

Le risque de crédit représente l'un des risques les plus fondamentaux auxquels est confronté le secteur bancaire, et sa maîtrise conditionne directement la solidité et la pérennité de tout établissement financier.

Pour en saisir toute la portée, cette section propose une approche progressive et structurée, partant des fondements théoriques du risque de crédit pour aller vers ses dimensions les plus opérationnelles. Elle s'articule autour de cinq axes principaux : la définition et l'importance du risque de crédit, ses composantes et ses formes, le défaut de paiement comme notion centrale, les facteurs explicatifs du défaut, et enfin les méthodes d'évaluation et de gestion mobilisées par les banques. Cette progression permet de construire un cadre analytique cohérent, allant du concept général à l'outil pratique, en passant par la réalité concrète du défaut de paiement. L'ensemble de ces éléments constitue le socle théorique indispensable à toute analyse approfondie du phénomène du défaut de paiement dans le secteur bancaire.

1. Définition du risque de crédit :

Le risque de crédit peut être défini comme la probabilité qu'un emprunteur ne soit pas en mesure d'honorer ses engagements contractuels à l'échéance, ce qui engendre une perte potentielle financière pour le créancier.

Le risque de crédit correspond à « l'incertitude affectant les montants et les dates auxquelles les paiements du débiteur seront effectués. Il est lié aux aléas qui pèsent sur l'évolution de la situation économique et financière de la contrepartie. On appréhende alors le risque de crédit comme une possibilité de pertes consécutives à cette évolution du débiteur ».³⁶

Le risque de crédit, appelé également risque de contrepartie, correspond au risque de défaillance d'une contrepartie sur laquelle une créance est détenue.

Au niveau microéconomique, les banques maîtrisent ce risque grâce au scoring, à l'analyse des dossiers et à la prise de garanties.

Au niveau macroéconomique, ce risque peut augmenter en période de crise à cause de la corrélation des défauts entre emprunteur.

³⁶ Kharoubi Cécile, Thomas Philippe (2016), Op. Cit p. 17.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

2. Importance du risque de crédit dans l'activité bancaire :

Le risque de crédit constitue un élément fondamental de l'activité bancaire, car il influence directement la rentabilité, la solvabilité et la stabilité globale des institutions financières.

- **Poids du crédit dans les bilans :** Dans les bilans bancaires, les prêts représentent la part prépondérante des actifs, ce qui fait qu'un défaut de paiement peut avoir des répercussions importantes sur les fonds propres et la stabilité financière des établissements.

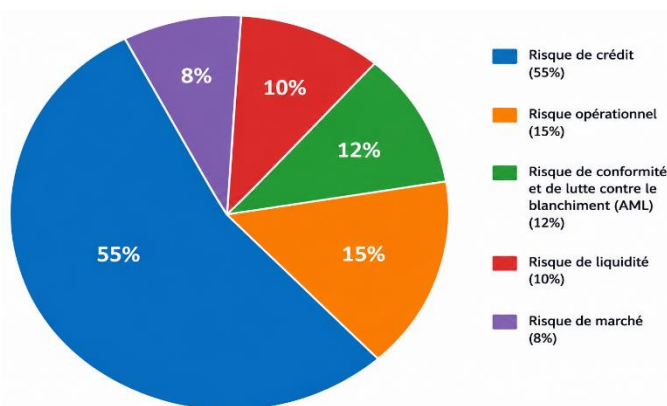
Comme le souligne : « le risque de crédit reste la plus grande cause de faillite des banques. La raison en est que généralement, plus de 80 % du bilan de la banque est lié à cet aspect de la gestion des risques ».³⁷

Si le crédit représente la principale source de revenus pour la banque, il constitue également un point de vulnérabilité majeur en période de crise, ce qui rend la prudence et le suivi des engagements indispensables.

- **Risque dominant dans le secteur bancaire :** Parmi tous les types de risques auxquels une banque est confrontée (risque de marché, risque opérationnel, risque de liquidité...), le risque de crédit constitue le plus fréquent et le plus déterminant pour leur performance et leur stabilité.

Le graphique suivant montre que le risque de crédit domine largement les autres risques en Algérie.

Figure n° 5 : La répartition estimée des principaux risques bancaires en Algérie.



³⁷ Greuning Van Hennie, Bratanovic Sonja Brajovic (2004), Analyse et gestion du risque bancaire, 1^{ère} édition, ESKA, Paris, p. 135.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Source : Rapports de la Banque d'Algérie (2020), du FMI (2021) et de la littérature académique sur les risques bancaires en Algérie.

- **Impact sur la stabilité financière :** Une mauvaise gestion de crédit peut compromettre non seulement la santé financière de la banque concernée, mais également la stabilité de l'ensemble du système financier, comme l'ont montré les crises financières passées. De plus, si plusieurs emprunteurs font défaut en même temps, les pertes peuvent être beaucoup plus importantes et cela peut menacer la stabilité globale du système.

3. Les composantes du risque de crédit :

Il est classiquement admis que le risque de crédit se décompose en quatre éléments fondamentaux : le défaut, l'exposition à la date du défaut, la perte en cas de défaut, et l'horizon du défaut.³⁸

3.1. La probabilité de défaut (Probability of Default PD) :

Le défaut constitue l'événement déclencheur du risque de crédit. Il survient lorsque l'emprunteur se trouve dans l'incapacité d'honorer une échéance fixée, représentant ainsi un véritable « accident de crédit ».

3.2. L'exposition au moment du défaut (Exposure At Default EAD) :

L'exposition à la date du défaut désigne quant à elle le montant total pour lequel la banque se trouve en risque à l'instant du défaut, incluant le capital restant dû.

3.3. La perte en cas de défaut (Loss Given Default LGD) :

La perte en cas de défaut correspond à la fraction de cette exposition qui ne pourra être récupérée, et dépend étroitement du taux de recouvrement, lui-même conditionné par la situation financière de l'emprunteur, le cadre législatif en vigueur et l'existence éventuelle de garanties.

$$\text{LGD} = 1 - \text{Taux de recouvrement}$$

3.4. L'échéance effective (Effective maturity M) :

« Il s'agit du délai imparti à l'emprunteur pour honorer ses engagements. »³⁹

³⁸ Kharoubi Cécile, Thomas Philippe (2016), Op. Cit p. 25.

³⁹ Dahmane Lynda, Allouat Asma (2008), Essai d'analyse de l'impact de la mise en œuvre de Bâle ii sur le financement des entreprises en Algérie, La Revue des Sciences Commerciales, Vol 7, N°2, p. 103.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

L'horizon du défaut désigne, quant à lui, le moment futur auquel cet événement est susceptible de se produire.

Afin de mieux appréhender ces composantes, il est possible de les formaliser à travers une approche quantitative.

➤ Formalisation des composantes :

L'approche contemporaine du risque de crédit permet de formaliser ces composantes de manière rigoureuse. Considérons un crédit d'un montant M , remboursable à une échéance t , générant un taux d'intérêt i . En l'absence de défaut, la valeur du crédit à maturité est :

$$V_t = M \times (1 + i)^t$$

En cas de défaut à cet horizon, la banque ne récupère qu'une fraction R de l'exposition, correspondant au taux de recouvrement. La valeur du crédit devient alors :

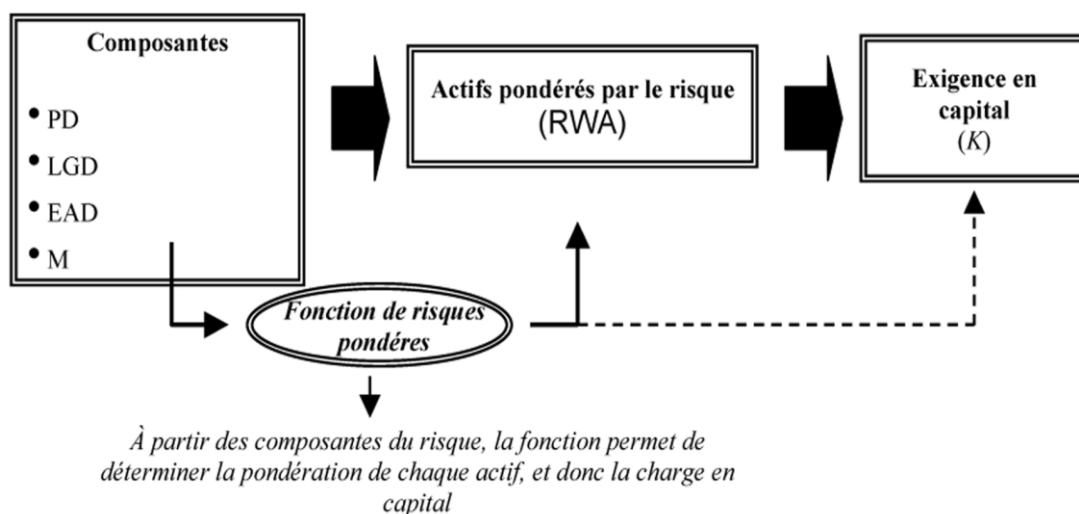
$$V_t = M \times (1 + i)^t \times R$$

Au moment de la signature du contrat, la probabilité de défaut et le taux de recouvrement sont tous deux incertains. En notant p la probabilité de défaut à l'horizon t , comprise entre 0 (absence de défaut) et 1 (défaut certain), la valeur du contrat à l'échéance s'écrit :

$$V_t = M \times (1 + i)^t \times (1 - p \times (1 - R))$$

La figure suivante illustre le rôle des composantes du risque de crédit (PD, LGD, EAD et M) dans le calcul des actifs pondérés par le risque (RWA) et des exigences réglementaires en capital selon l'approche IRB des accords de Bâle.

Figure n° 6 : Formalisation des composantes du risque de crédit et calcul du capital réglementaire (PD, LGD, EAD, M).



Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Source : Figuet Jean-Marc, Lahet Delphine (2007), Les Accords de Bâle II : quelles conséquences pour le financement bancaire extérieur des pays émergents?, Revue d'économie du développement, Vol 15, Éditions De Boeck Supérieur, p. 61.

3.5. La perte attendue (Expected Loss) et la perte inattendue (Unexpected Loss) :

La synthèse de ces trois composantes permet de calculer la perte attendue sur un crédit (Expected Loss EL), selon la formule :

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

La perte attendue est une variable aléatoire qui, combinée à l'incertitude sur l'horizon du défaut, constitue l'expression globale du risque de crédit supporté par l'établissement bancaire.

Le risque de crédit provient principalement de l'incertitude liée aux pertes potentielles pouvant dépasser les prévisions initiales. Dans ce cadre, les banques cherchent à estimer les pertes inattendues (Unexpected Loss UL), qui correspondent au niveau maximal de pertes sur une période donnée avec un certain degré de probabilité.

Contrairement à ces pertes, les pertes attendues sont prévisibles et généralement couvertes par des provisions.

Selon le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, les pertes inattendues doivent être couvertes par des fonds propres réglementaires afin d'assurer la solvabilité des banques.

Elle est calculée comme la différence entre VaR et EL :

$$UL = VaR - EL$$

Avec :

$$VaR_{\alpha} = \mu_p + z_{\alpha} \cdot \sigma_p$$

μ_p : espérance du portefeuille.

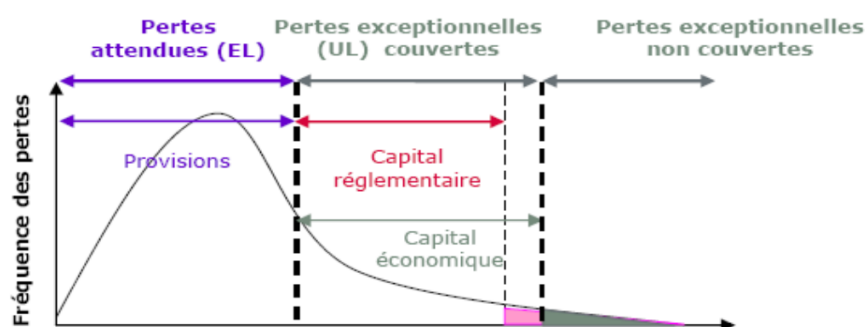
z_{α} : écart-type (volatilité) du portefeuille.

σ_p : quantile de la loi normale associé au niveau de confiance α .

VaR : est la perte potentielle maximale d'un portefeuille sur un horizon de temps donné et à un niveau de confiance déterminé.

Donc, Dans des situations extrêmes de défaut de crédit, la perte inattendue représente la marge de sécurité destinée à couvrir les pertes imprévues.

Figure n° 7 : Modélisation des pertes en risque de crédit.



Source : Mokhtari Salim (2011), Modélisation du risque de crédit appliquée à un portefeuille de créances bancaires, ENSSEA, p. 3.

4. Les formes du risque de crédit :

4.1. Le défaut de paiement :

Au sens strict, le défaut de paiement correspond à un événement objectif et mesurable : il s'agit de la non-exécution d'un engagement de crédit, l'emprunteur se trouvant dans l'impossibilité d'honorer une échéance de sa dette financière. Cet événement est confidentiel, connu des seuls débiteur et créancier.⁴⁰

4.2. Le risque de dégradation de qualité de crédit :

« Le spread de crédit désigne l'écart de rendement entre les titres obligataires d'un émetteur public supposé sans risque et ceux d'un émetteur privé »⁴¹. Cet écart constitue une prime de risque directement proportionnelle au niveau de risque perçu : plus le risque est élevé, plus le spread s'élargit. Le risque de spread représente la troisième source de risque inhérente à une dette ; il correspond au risque de dégradation de la qualité de crédit d'une contrepartie, résultant des anticipations négatives des investisseurs sur sa solvabilité. Cette détérioration entraîne une hausse de la prime de risque exigée par les marchés, une éventuelle révision à la baisse de la notation attribuée par les agences de rating, et une compression de la marge d'intérêt. Sur les marchés financiers, les spreads traduisent en termes monétaires la probabilité

⁴⁰ Parlement européen et Conseil de l'Union européenne, Règlement (UE) n° 575/2013 concernant les exigences prudentielles applicables aux établissements de crédit et aux entreprises d'investissement, Journal officiel de l'Union européenne.

⁴¹ Dietrich Michel, Petey Joël (2003), Mesure et gestion du risque crédit dans les institutions financières, Edition Revue de Banque, Paris, France, p. 15.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

de défaut anticipée ; ainsi, leur simple fluctuation suffit à affecter négativement la valeur d'un actif ou d'un portefeuille, sans que le défaut ne se matérialise nécessairement. Ce risque peut être mesuré individuellement, par contrepartie, ou globalement, à l'échelle du portefeuille de crédit.

4.3. Le risque d'incertitude de recouvrement :

Le risque de recouvrement est lié à l'incertitude pesant sur le taux de recouvrement, c'est-à-dire la proportion du montant contractuel que la banque est en mesure de récupérer à la suite de la défaillance d'une contrepartie, après épuisement des voies légales et judiciaires disponibles. Ce taux constitue une source d'incertitude majeure pour la banque, dans la mesure où il est conditionné par plusieurs facteurs susceptibles d'en altérer significativement le niveau ⁴² :

- **La dépréciation des garanties** : la valeur réelle des sûretés collectées peut évoluer défavorablement, réduisant ainsi le montant effectivement recouvrable.
- **La lenteur des procédures judiciaires** : les délais inhérents aux procédures légales constituent un frein au mécanisme de recouvrement, prolongeant l'exposition de la banque au risque de perte.
- **La structure de subordination des dettes** : dans les entreprises émettant des titres de plusieurs classes (Senior, Junior, Mezzanine), l'ordre de remboursement en cas de défaut est hiérarchisé : la dette Senior étant remboursée en priorité, suivie de la dette Junior, puis de la dette Mezzanine, ce qui réduit considérablement les perspectives de recouvrement pour les créanciers de rang inférieur.
- **Le rang de la banque parmi les créanciers** : la banque ne se positionne pas systématiquement en premier rang, ce qui confère un caractère incertain à la récupération finale du principal et des intérêts.

Ainsi, le risque de recouvrement ne se limite pas à la simple survenance du défaut, mais englobe l'ensemble des aléas qui déterminent, en définitive, le montant réellement récupéré par la banque.

⁴² BEAC (Banque des États de l'Afrique Centrale) (2013), Provisionnement et recouvrement des créances douteuses dans la CEMAC, document de travail, Yaoundé.

5. Le défaut de paiement : notion centrale du risque de crédit :

5.1. Définition du défaut de paiement :

Le défaut de paiement constitue la notion centrale du risque de crédit. Il se définit comme l'incapacité d'un emprunteur à honorer ses engagements contractuels, qu'il s'agisse du remboursement du principal ou du paiement des intérêts à leurs échéances convenues. Cet événement représente la matérialisation ultime du risque de crédit, dans la mesure où il cristallise l'ensemble des incertitudes pesant sur la relation de crédit : la probabilité que le débiteur se trouve en situation de défaillance, l'ampleur de l'exposition de la banque au moment où ce défaut survient, ainsi que le montant effectivement recouvrable à l'issue des procédures légales engagées. Le défaut de paiement ne se réduit pas à un simple incident de remboursement ; il traduit une détérioration structurelle de la situation financière de la contrepartie, pouvant résulter de facteurs endogènes tels que la mauvaise gestion ou le surendettement ou exogènes, comme la conjoncture économique défavorable. C'est pourquoi il constitue le point de référence autour duquel s'articulent l'ensemble des outils de mesure, de prévention et de gestion du risque de crédit.

5.2. Les formes du défaut :

- **Défaut total :** Le défaut total survient lorsque « la banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité ses obligations de crédit »⁴³, sans aucun recours possible aux garanties. Il traduit une défaillance complète et structurelle du débiteur, pouvant résulter d'une faillite ou d'une liquidation judiciaire, conduisant la banque à « constater une perte » sur la créance.
- **Défaut Partiel :** Le défaut partiel se produit lorsque le débiteur ne s'acquitte que d'une fraction de ses obligations. Dans ce cas, la banque est amenée à procéder à une « restructuration de la dette » impliquant « une réduction en principal ou en intérêts », ce qui constitue une perte partielle pour le créancier. Selon la littérature algérienne, ce type de défaut reflète « une incapacité partielle à honorer les engagements financiers contractuels ».⁴⁴

⁴³ Comité de Bâle (2004), Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, BRI, §452, p. 110.

⁴⁴ Baha Riad (2014), Risque de crédit et défaillance des entreprises, Revue d'économie et statistique appliquée, N°22, p. 5.

- **Retard de paiement :** Le retard de paiement est la forme la moins grave du défaut. Il survient lorsque « le débiteur accuse un arriéré de plus de 90 jours sur toute obligation de crédit significative envers le groupe bancaire »⁴⁵. Le paiement demeure possible mais différé, traduisant une difficulté temporaire de trésorerie plutôt qu'une insolvabilité structurelle.

Le retard de paiement, bien que moins grave, constitue un indicateur précoce de tension financière chez l'emprunteur, permettant à la banque d'anticiper d'éventuelles difficultés de remboursement avant qu'elles ne deviennent critiques.

Les principales formes du défaut sont le défaut total, le défaut partiel et le défaut de retard. Par ailleurs, dans la pratique bancaire, le défaut peut également se manifester à travers des situations d'insolvabilité juridique ou de restructuration de la dette, traduisant une incapacité de l'emprunteur à honorer ses engagements dans les conditions initiales.

5.3. Les indicateurs du défaut :

Les indicateurs de défaut constituent des signaux précoces permettant à la banque d'identifier les expositions présentant un risque élevé de non-remboursement, c'est-à-dire des signes visibles que le défaut est probable ou déjà en train de se produire.⁴⁶

- **Créance en souffrance :** La banque considère l'exposition comme problématique en raison de retards ou de difficultés de paiement.
- **Constitution de provisions spécifiques ou annulation comptable :** Suite à une détérioration significative de la qualité de crédit par rapport à l'ouverture du prêt, la banque anticipe une perte.
- **Cession de la créance avec perte économique :** La banque vend la créance en subissant une perte, indiquant que le remboursement intégral est incertain.
- **Restructuration forcée de la dette :** Modification des conditions de remboursement : réduction du principal, des intérêts ou report des échéances, reflétant une incapacité de l'emprunteur à honorer ses engagements initiaux.

⁴⁵ Comité de Bâle (2004), Op. Cit p. 110.

⁴⁶ Idem.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- **Procédure d'insolvabilité initiée par la banque :** La banque demande la mise en faillite du débiteur ou l'application d'une mesure similaire, signalant un risque très élevé de non-remboursement.
- **Procédure d'insolvabilité initiée par le débiteur :** Le débiteur sollicite lui-même la faillite ou une protection juridique pour éviter ou retarder le remboursement, confirmant un défaut imminent.

5.4. Les facteurs explicatifs du défaut de paiement :

Le défaut de paiement ne résulte pas d'une cause unique, mais d'un ensemble de facteurs liés à l'emprunteur, à la banque et à l'environnement économique.

5.4.1. Les facteurs liés à l'emprunteur :

- Situation financière (revenus insuffisants, endettement élevé),
- Comportement de paiement (historique de crédit, retards antérieurs),
- Stabilité professionnelle,
- Gestion financière et niveau de discipline budgétaire.

Ces éléments permettent d'évaluer la capacité et la volonté de l'emprunteur à honorer ses engagements financiers.

5.4.2. Facteurs liés à la banque :

- Politique d'octroi de crédit (critères trop souples ou trop stricts),
- Qualité de l'analyse du risque (erreurs d'évaluation, informations incomplètes),
- Conditions de financement (taux d'intérêt, durée, garanties exigées).

Une politique de crédit inadaptée ou une évaluation insuffisante du risque peut conduire à l'octroi de crédits à des emprunteurs présentant une forte probabilité de défaut.

5.4.3. Facteurs macroéconomiques :

- Inflation (érosion du pouvoir d'achat),
- Chômage (baisse des revenus),
- Croissance économique (ralentissement ou récession).

La dégradation de l'environnement macroéconomique accroît la vulnérabilité des emprunteurs et augmente ainsi le risque de défaut de paiement.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Dans ce contexte, l'asymétrie d'information apparaît comme un facteur explicatif majeur du risque de crédit, en raison du déséquilibre informationnel entre la banque et l'emprunteur.

5.4.4. L'asymétrie d'information entre la banque et l'emprunteur :

Ce déséquilibre informationnel se traduit par une connaissance imparfaite de la banque concernant la capacité réelle de remboursement et le comportement futur de l'emprunteur, ce qui augmente l'incertitude associée à l'octroi du crédit et renforce le risque de défaut.

L'asymétrie d'information entre la banque et l'emprunteur se produit lorsqu'une des deux parties possède davantage d'informations que l'autre lors d'une opération de crédit. Dans ce contexte, l'emprunteur connaît mieux sa situation financière, ses projets et sa capacité de remboursement, tandis que la banque ne dispose que d'informations partielles. Cette asymétrie peut engendrer des problèmes tels que la sélection adverse avant la signature du contrat et l'aléa moral après sa conclusion.

- **Problème de sélection adverse :** La sélection adverse est un problème qui survient avant la conclusion d'un contrat de crédit, lorsque le prêteur ne dispose pas d'informations suffisantes pour évaluer la rentabilité du projet ou la capacité de remboursement de l'emprunteur. Cette asymétrie d'information ex-ante rend difficile la distinction entre les emprunteurs fiables et ceux présentant un risque élevé.⁴⁷
- **Problème d'aléa moral :** Après la signature du contrat de crédit, le prêteur est exposé aux risques d'aléa moral, également appelés risques moraux. Ces risques résultent des comportements opportunistes de l'emprunteur, détenteur d'informations que le prêteur ne peut pas observer complètement. Ils peuvent affecter les relations entre le prêteur et l'emprunteur et accroître le risque de perte pour le prêteur.⁴⁸

6. Les méthodes d'évaluation du risque de crédit :

L'évaluation du risque de crédit constitue une étape essentielle dans la décision d'octroi de prêts. Elle permet aux établissements financiers de prévenir les défauts de paiement et de gérer leur exposition au risque de manière optimale. L'évaluation du risque de crédit constitue une étape essentielle dans la décision d'octroi de prêts. Elle permet aux établissements financiers de prévenir les défauts de paiement et de gérer leur exposition au risque de manière optimale.

⁴⁷ Marouf Fatima Zohra, Ghellil Zeyneb (2018), Le Risque De Credit Et L'asymétrie De L'information : Le Cas Des Banques Publiques Algériennes, Revue d'Economie & de Gestion, Vol 2, N°2, p. 72.

⁴⁸Ibid. p. 73.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

6.1. Les méthodes empiriques :

L'analyse empirique du risque de crédit constitue une approche fondée sur l'expérience et l'observation directe des caractéristiques des emprunteurs. Elle repose sur le jugement des analystes, l'étude des données financières disponibles et l'application de règles prédéfinies pour évaluer la solvabilité. Cette méthode permet d'obtenir une appréciation pratique et cohérente du risque.

Cette approche, que l'on qualifie de l'analyse empirique, regroupe trois grandes méthodes :

6.1.1. Les systèmes experts :

Dans ce type d'évaluation, l'analyste s'appuie sur un ensemble de critères qu'il juge pertinents et mobilise son expertise professionnelle afin d'en tirer des conclusions. On qualifie souvent ces méthodes de systèmes experts, en raison de la place importante accordée au jugement humain.

Le système expert peut intervenir à différents niveaux dans le processus d'évaluation du risque de crédit. Il peut agir comme un système de décision, en orientant directement les choix, comme un outil d'aide à la décision, en proposant des options interprétables par l'analyste, ou encore comme un support pédagogique, facilitant l'apprentissage et la compréhension des mécanismes de décision.

Son objectif principal est de structurer l'analyse du risque de l'emprunteur à travers un ensemble de règles expertes, puis d'intégrer ces règles au sein de systèmes décisionnels afin de guider et d'améliorer les actions à entreprendre.

Parmi les principales méthodes des systèmes experts figure la méthode des 5C du crédit.

6.1.1.1. Méthode des 5C du crédit :

Les cinq Cs du crédit sont utilisés par les banques pour évaluer la solvabilité des emprunteurs potentiels. Elle repose sur cinq critères principaux :⁴⁹

- **Character (caractère)** : la réputation et l'historique de remboursement de l'emprunteur.

⁴⁹ Chibel Zineb, Bemousse Zineb, El Kabbouri Mounime (2018), Etude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit : Revue de littérature, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, N°7, p. 935.

- **Capacity (capacité de remboursement)** : La capacité de paiement, à partir des revenus et de la situation financière, généralement mesuré par le ratio dette/revenu (DTI) du demandeur.
- **Capital (apport personnel)** : est le montant d'argent dont dispose un demandeur, ou son apport dans le projet financé est essentiel, traduisant son niveau d'engagement avec la banque.
- **Collateral (garantie)** : est un actif ou caution prise auprès d'une autre institution financière qui peut servir de source secondaire du remboursement du crédit en cas de défaut.
- **Conditions (conditions économiques et financières)** : renvoient à l'environnement économique, ainsi qu'aux caractéristiques du crédit telles que le montant et le taux d'intérêt.

Bien que cette méthode permette d'intégrer à la fois des critères quantitatifs et qualitatifs essentiels à l'évaluation du risque, elle reste soumise à la subjectivité de l'analyste, et son efficacité dépend largement de son expérience et de son jugement, ce qui peut conduire à des divergences dans l'évaluation du risque entre différents évaluateurs.

6.1.2. L'analyse financière :

« 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 ».⁵⁰

Elle constitue l'une des méthodes les plus anciennes et les plus utilisées dans l'évaluation du risque de crédit. Son objectif principal est d'analyser la solvabilité, la rentabilité et la liquidité de l'entreprise, afin d'estimer sa capacité à honorer ses engagements financiers.

L'analyse financière repose principalement sur l'étude des états financiers, notamment le bilan et le compte de résultat, ainsi que sur le calcul de ratios financiers (structure, endettement, rentabilité et liquidité). Elle s'appuie également sur certains indicateurs clés, tels que les flux

⁵⁰ Dayan Armand (2004), Manuel de gestion, Vol 2, édition Collectif ellipses, p. 59.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

de trésorerie et le fonds de roulement, qui permettent d'évaluer l'équilibre financier de l'entreprise.

Elle repose également sur le jugement des experts, qui prennent en considération plusieurs paramètres, tels que le secteur d'activité, la stratégie adoptée par l'entreprise ainsi que le niveau de risque financier propre à l'emprunteur ⁵¹. Cette dimension permet notamment de réduire l'asymétrie d'information entre la banque et l'emprunteur, en complétant les données chiffrées par une appréciation plus globale de la situation de l'entreprise.

L'analyse financière reste un outil indispensable pour évaluer le risque de crédit, car elle fournit une compréhension détaillée de la situation économique et financière de l'emprunteur. L'étude des états financiers et des ratios permet de mesurer la solvabilité, la liquidité et la rentabilité, et aide à identifier des signaux précurseurs de difficultés potentielles. Cependant, son efficacité dépend largement de l'expérience de l'analyste et de sa capacité à interpréter les données dans le contexte spécifique de l'entreprise et de son secteur d'activité.

Limites de l'analyse financière :

- Cette méthode est essentiellement adaptée aux grandes entreprises et dépend largement des compétences et de l'expertise des analystes.⁵²
- Elle repose sur des données historiques, et peut donc mal anticiper les évolutions futures de l'entreprise.
- L'asymétrie d'information entre la banque et l'emprunteur peut compliquer l'interprétation des données.⁵³

Même si l'analyse financière fournisse des informations essentielles sur la solvabilité et la rentabilité de l'emprunteur, elle reste limitée pour anticiper son comportement futur et quantifier précisément le risque de défaut. Pour pallier ces limites, les établissements bancaires s'appuient sur des approches quantitatives plus avancées.

⁵¹ Levy Aldo, Baha Riad, Bouzar Safia et autres (2021), Évaluation du risque de défaut de solvabilité des PME par une double approche : Une application du modèle Logit et du modèle CreditRisk+, Vol 38, N°1, p. 52.

⁵² Sadi Kjadidja (2010), Un état des lieux des différentes techniques d'analyse statistiques pour la construction des modèles de prévision de défaillance, Revue d'économie et de statistique appliquée, Vol 7, N°2, p. 84.

⁵³ Dayan Armand (2004), Op. Cit p. 20.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

6.1.3. La notation (Rating) :

Selon le comité de âle, la notation financière est « l'ensemble de processus et méthodes contrôlés, ainsi que les systèmes informatiques de collecte et de traitement qui permettent d'évaluer le risque crédit, d'attribuer des notations internes et de quantifier les estimations de défaut et de pertes ». ⁵⁴

En d'autres termes, la notation de crédit est « un avis, émis par application d'un système de classification bien défini et bien établi prévoyant différentes catégories de notation, concernant la qualité de crédit d'une entité, d'une dette ou obligation financière, d'un titre de créance, d'actions privilégiées ou autres instruments financiers ». ⁵⁵

Donc ce système occupe une place centrale dans la prise de décision des établissements bancaires en matière d'octroi de crédit.

Il convient de distinguer deux types de notation de crédit, à savoir la notation interne et la notation externe. Lorsque les notes sont attribuées par une banque ou un établissement de crédit, on parle de notation interne, tandis que lorsqu'elles sont émises par des organismes externes tels que les agences de notation financière, il s'agit de notation externe.

- **La notation interne :** La notation interne est un système développé par une banque pour évaluer le risque de crédit de ses emprunteurs en se basant sur des informations internes et propres à la banque, telles que les données financières, le comportement passé des clients et d'autres éléments qualitatifs. ⁵⁶
- **La notation externe :** Les notations externes sont fournies par des agences spécialisées telles que Moody's, Standard & Poor's (S&P) ou Fitch Ratings. Fondées sur des évaluations indépendantes, objectives et transparentes, elles reposent sur des critères standardisés permettant d'assurer une comparabilité entre les emprunteurs ainsi qu'entre les institutions financières.

La crédibilité de ces agences dépend en grande partie de l'acceptation, par les entités notées, des opinions qui leur sont attribuées. Ainsi, lorsqu'un État ou une grande entreprise sollicite une notation, il est tenu de reconnaître l'évaluation émise, même si

⁵⁴Comité de Bale sur le contrôle bancaire (2003), nouvel accord de Bale sur les fonds propres, document consultatif, Bale, §356, p. 64.

⁵⁵ Article 3 du règlement (CE) n° 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, Journal officiel de l'Union européenne, L 302/9, 17 novembre 2009.

⁵⁶ BULLETIN DE LA BANQUE DE France (MARS 2001), N°87, p. 48.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

celle-ci met en évidence un niveau de risque élevé. Par conséquent, plus ces notations sont perçues comme fiables et pertinentes, plus la réputation de l'agence de notation se consolide.⁵⁷

Pour simplifier la lecture et l'interprétation du risque de crédit, les notations attribuées par les agences de notation sont généralement regroupées en catégories allant de AAA (qualité de crédit excellente et risque très faible) à D (situation de défaut). Ces catégories permettent d'évaluer rapidement le niveau de risque associé à un emprunteur et constituent un outil d'aide à la décision en matière d'octroi et de gestion du crédit.

Tableau n° 4 : Correspondance des notations des principales agences de rating.

Agences			Signification des notes
Standard & Poor's	Moody's	Fitch Rating	
Catégorie « Investissement »			
AAA	Aaa	AAA	Valeurs de premier ordre
AA+	Aa1	AA+	Qualité haute
AA	Aa2	AA	
AA-	Aa3	AA-	
A+	A1	A+	Qualité moyenne
A	A2	A	
A-	A3	A-	
BBB+	Baa1	BBB+	Qualité moyenne inférieure
BBB	Baa2	BBB	
BBB-	Baa3	BBB-	
Catégorie « spéculative »			
BB+	Ba1	BB+	Éléments spéculatifs
BB	Ba2	BB	
BB-	Ba3	BB-	
B+	B1	B+	Hautement spéculatif
B	B2	B	
B-	B3	B-	
CCC+	Caa1	CCC+	Risques élevés
CCC	Caa2	CCC	
CCC-	Caa3	CCC-	
CC	Ca	CC	Ultra spéculatif
C	C	C	Faibles perspectives
SD et D	/	RD et D	En défaut

⁵⁷ Servigny Arnaud, Zelenko Ivan (2010), « Le risque de crédit 4^{ème} éd. : Nouveaux enjeux bancaires », Dunod, Paris, France, p. 82.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Source : Fida Lamia, Modélisation de Risque de Défaut (2023) : Approche Comparative de Différentes Techniques de Scoring, Cas de la BNA, Mémoire de Master, Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe (IFID), p. 36.

Le tableau met en évidence une relative cohérence entre les systèmes de notation des différentes agences malgré des terminologies différentes. Les catégories les plus élevées correspondent à une forte qualité de crédit et à un faible niveau de risque, alors que les catégories inférieures traduisent un caractère plus spéculatif et une probabilité de défaut plus important.

6.2. Les méthodes statistiques :

Les modèles statistiques regroupent un ensemble de méthodes permettant de transformer des informations qualitatives et quantitatives en indicateurs numériques mesurables, afin d'éclairer la décision d'octroi ou de rejet du crédit. Parmi ces méthodes, le crédit scoring occupe une place centrale.

6.2.1. Scoring de crédit :

« 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. ».⁵⁸

Ce système est utilisé dans l'ensemble des analyses de crédit, qu'il s'agisse du crédit à la consommation ou du crédit commercial. Il consiste à identifier un ensemble de facteurs déterminants de la probabilité de défaut, puis à les combiner afin d'obtenir un score quantitatif.⁵⁹

À partir des définitions précédentes, le crédit scoring apparaît comme un outil d'aide à la décision permettant aux institutions financières d'évaluer de manière objective le risque de défaut des emprunteurs, tout en facilitant et en standardisant le processus d'octroi de crédit.

Mathématiquement, un modèle de scoring peut s'exprimer de la manière suivante :

⁵⁸ Dietch Michel, Petey Joël (2003), Op. Cit p.48.

⁵⁹ Saunders Anthony, Allen Linda (2010), Credit Risk Measurement In and Out of the Financial Crisis, 3ème édition, John Wiley & Sons, p. 117.

$$S = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i$$

S : Le score totale.

X_i : Les variables explicatives.

β_i : Les coefficients associés aux variables explicatives.

β_0 : Constante, la valeur de base du score sans variables, elle représente une part fixe du risque.

n : Nombre total de variables.

Le crédit scoring offre plusieurs avantages pour l'évaluation des demandes de prêt. Il permet d'automatiser le processus de décision, réduisant considérablement le temps de traitement des dossiers, parfois de plusieurs jours à quelques minutes, et facilite la gestion d'un volume important de demandes avec moins de personnel.

Il assure également l'homogénéité des décisions, en appliquant des critères objectifs à tous les emprunteurs, ce qui limite les biais humains et garantit une évaluation équitable. Les modèles statistiques permettent de diminuer les impayés grâce à une analyse rigoureuse des facteurs de risque et offrent une meilleure connaissance du profil des clients, permettant aux banques de cibler les produits adaptés à leurs besoins.

Enfin, le scoring améliore la productivité des services financiers en permettant de traiter rapidement les dossiers sans problème, tout en réservant l'analyse traditionnelle aux cas plus complexes. Cette approche augmente la transparence et l'efficacité opérationnelle des établissements bancaires.

Le crédit scoring, bien qu'efficace, présente des limites. Il peut manquer de précision dans la comparaison des emprunteurs, car un score plus faible n'indique pas nécessairement un risque proportionnellement plus élevé. De plus, la fiabilité du modèle dépend de sa capacité à représenter correctement les données : un modèle trop simple ou basé sur un jeu de données incomplet peut conduire à un sous-apprentissage, réduisant sa capacité à estimer la probabilité de défaut avec exactitude et stabilité.

Ces systèmes reposent sur quatre principales approches de modélisation multivariée :

1. Le scoring basé sur le modèle linéaire,

2. Le scoring utilisant le modèle logit,
3. Le scoring fondé sur le modèle probit,
4. Le scoring à partir du modèle d'analyse discriminante.

6.2.1.1. Les méthodes de crédit scoring :

Les méthodes de crédit scoring constituent des outils d'aide à la décision permettant de mesurer le risque de défaut des emprunteurs. Elles reposent sur différentes techniques statistiques et économétriques visant à prédire la solvabilité des clients.

Les principales approches utilisées sont : ⁶⁰

6.2.1.1.1. Régression linéaire :

L'analyse de régression est particulièrement utile dans le scoring de crédit, car elle permet d'expliquer facilement les relations statistiques et de prédire des paramètres de risque, comme la probabilité de défaut. Dans la régression linéaire, la variable cible (dépendante) est modélisée à partir d'un ensemble de caractéristiques explicatives (variables indépendantes). Les paramètres du modèle sont estimés de manière à minimiser la somme des carrés des écarts entre les valeurs observées et les valeurs prédites.

6.2.1.1.2. Les modèles Probit et Logit :

Pour traiter une variable cible dichotomique dans le scoring de crédit, plusieurs adaptations des méthodes de régression linéaire ont été proposées afin de modéliser des probabilités plutôt que des valeurs réelles quelconques. Ces approches consistent souvent à transformer la variable binaire sur une échelle appropriée avant d'appliquer la régression linéaire.

Dans le modèle probit (abréviation de « probability unit »), l'inverse de la fonction de distribution normale standard de la probabilité est représenté comme une combinaison linéaire des variables explicatives. Le modèle logit utilise quant à lui le logarithme des cotes (« log of odds »), ce qui correspond à une transformation logistique comparable à celle du probit. Dans ce modèle, le logarithme du ratio de cotes de la variable cible est exprimé comme une combinaison linéaire des variables indépendantes.

⁶⁰ The World Bank Group (2019), Credit Scoring Approaches Guidelines, The World Bank Group, p. 15.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Le modèle logit est particulièrement populaire pour estimer la probabilité de défaut, car il est simple à développer, à valider, à calibrer et à interpréter. Contrairement à la régression classique qui choisit les paramètres en minimisant la somme des carrés des erreurs, la régression logistique estime les coefficients en maximisant la vraisemblance d'observer les valeurs de l'échantillon.

Le modèle Logit est un outil statistique fondamental en gestion du risque de crédit pour estimer la Probabilité de Défaut (PD). Il transforme une combinaison linéaire de variables explicatives (comme le revenu, le taux d'endettement, etc.) en une valeur comprise strictement entre 0 et 1 grâce à la fonction logistique.

La formule de la probabilité de défaut est :

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

Où :

- $F(x)$: la probabilité que l'événement se produise (par exemple, défaut de paiement) ;
- X_i : variable explicative (caractéristique de l'emprunteur) ;
- α : coefficient associé à X_i , mesurant l'impact de cette variable sur la probabilité ;
- β : constante du modèle, représentant le niveau de base du risque.

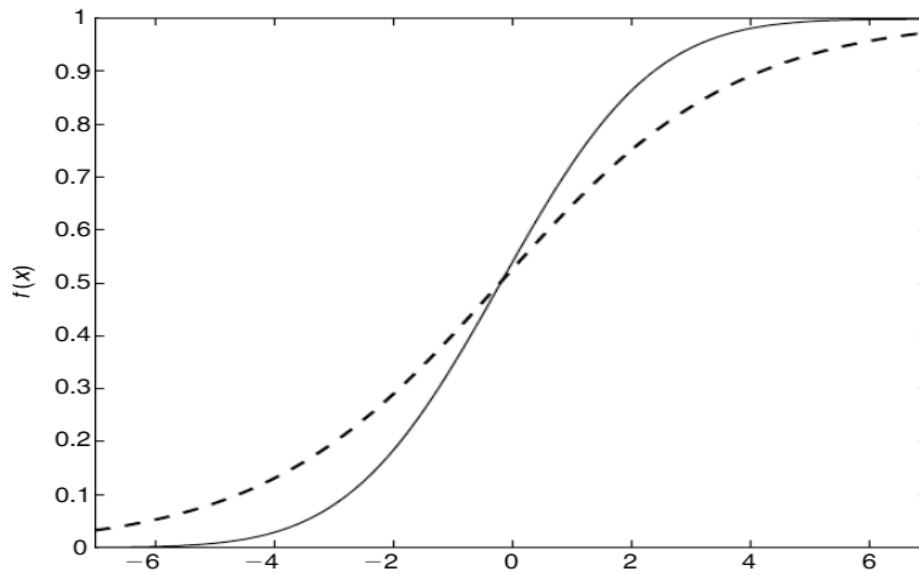
Tandis que, Le modèle Probit repose sur l'hypothèse que la variable latente suit une loi normale standard. Ainsi, la probabilité est exprimée à l'aide de la fonction de répartition de la loi normale (0,1), définie par :

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

Les fonctions Logit et Probit peuvent être représentées graphiquement afin d'illustrer la relation non linéaire entre les variables explicatives et la probabilité de défaut. Bien que leurs formes soient proches, une légère différence peut être observée :

- La courbe en ligne continue correspond à la fonction Probit.
- La courbe en pointillés représente la fonction Logit.

Figure n° 8 : Courbes des fonctions de distribution Logit et Probit.



Source: Truck Stefan, Rachev Svetlozar T (2009), Rating based modeling of credit risk: theory and application of migration matrices, Academic press, p. 24.

6.2.1.1.3. L'analyse discriminante :

L'analyse discriminante est une méthode statistique visant à classer des observations dans des groupes prédéfinis à partir de leurs caractéristiques. Elle repose sur la construction d'une fonction linéaire de la forme $Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_pX_p + a_0$, permettant de projeter les observations dans un espace discriminant. Cette fonction, dite fonction discriminante, a pour objectif de maximiser la séparation entre les moyennes des groupes tout en minimisant la variabilité intra-groupe.

On distingue deux principales variantes de cette méthode : l'Analyse Discriminante Linéaire (ADL), qui suppose l'égalité des matrices de variance-covariance entre les groupes, et l'Analyse Discriminante Quadratique (ADQ), plus adaptée lorsque cette hypothèse n'est pas vérifiée.

Introduite par Sir Ronald Fisher en 1936, l'analyse discriminante a été largement popularisée par Edward Altman en 1968 à travers son modèle du score Z, utilisé pour prédire le risque de défaillance des entreprises. Ce modèle est défini comme suit :

$$Z=1.2X_1+1.4X_2+3.3X_3+0.6X_4+1.0X_5$$

Où les variables :

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

X₁ à X₅ correspondent à des ratios financiers clés mesurant la solvabilité de l'entreprise, dont :

- $X_1 = \frac{\text{Fonds de roulement}}{\text{Actif total}}$
- $X_2 = \frac{\text{Bénéfices non répartis}}{\text{Actif total}}$
- $X_3 = \frac{\text{Bénéfices avant intérêts et impôts}}{\text{Actif total}}$
- $X_4 = \frac{\text{Bénéfices avant intérêts et impôts}}{\text{Valeur comptable de la dette totale}}$
- $X_5 = \frac{\text{Ventes}}{\text{Actif total}}$

Par ailleurs, d'autres modèles plus récents, issus des techniques d'apprentissage automatique, tels que Random Forest, XGBoost ou encore les réseaux de neurones, sont de plus en plus utilisés pour améliorer la précision de la prédiction du risque de défaut.

7. La gestion du risque de crédit :

7.1. Les garanties bancaires :

Lorsqu'une banque accorde un crédit, elle utilise principalement des fonds déposés par ses clients. Pour se protéger contre le risque de non-remboursement, elle exige des garanties (ou sûretés) qui lui permettent d'être remboursée en cas de défaillance de l'emprunteur. On distingue deux grandes catégories : les garanties personnelles et les garanties réelles.⁶¹

7.1.1. Les Garanties Personnelles :

Les garanties personnelles impliquent l'engagement d'une tierce personne à rembourser la dette en cas de défaillance du débiteur.

7.1.1.1. Le Cautionnement :

Le cautionnement est l'engagement d'un tiers (appelé caution) à s'exécuter si le débiteur principal ne rembourse pas. On distingue deux formes :

- **Cautionnement simple** : la caution bénéficie du bénéfice de discussion (le créancier doit d'abord poursuivre le débiteur) et du bénéfice de division (si plusieurs cautions, chacune n'est engagée que pour sa part).

⁶¹Bernet-Rollande Luc (2008), Op. Cit p. 183-190.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- **Cautionnement solidaire** : la caution peut être poursuivie en même temps que le débiteur principal, sans bénéfice de discussion ni de division (forme la plus protectrice pour la banque).

La banque est tenue d'informer la caution dès le premier incident de paiement, sous peine de perdre les pénalités et intérêts de retard. Elle doit aussi s'assurer que l'engagement de la caution est proportionnel à ses revenus et patrimoine.

7.1.1.2. L'Aval :

L'aval est un engagement fourni par un tiers sur un effet de commerce (chèque, billet à ordre) pour en garantir le paiement. L'avaliste est solidaire du débiteur principal.

7.1.2. Les Garanties Réelles :

Les garanties réelles portent sur des biens (meubles ou immeubles) appartenant au débiteur, que le créancier peut saisir et vendre en cas de non-remboursement.

7.1.2.1. Le Gage :

Le gage porte sur un bien meuble corporel (ex. : véhicule, objets précieux). Il peut être :

- **Avec dépossession** : le débiteur remet physiquement le bien à la banque.
- **Sans dépossession** : le débiteur conserve le bien mais un titre de garantie est enregistré publiquement (ex. : gage automobile inscrit en préfecture).

Le créancier dispose du droit de préférence (être payé en priorité sur la vente du bien) et du droit de suite (suivre le bien même s'il change de propriétaire).

7.1.2.2. Le Nantissement :

Le nantissement est identique au gage mais porte sur un bien meuble incorporel, comme :

- Un compte-titres (actions, obligations).
- Un contrat d'assurance-vie : la banque peut demander le rachat anticipé pour se rembourser.
- Un fonds de commerce : porte sur la clientèle, l'enseigne et le droit au bail (pas les marchandises).

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

7.1.2.3. L'Hypothèque :

L'hypothèque est la garantie la plus utilisée pour les crédits immobiliers. Elle porte sur un bien immeuble, sans dessaisissement du débiteur (il conserve le bien), mais avec publicité (inscription au bureau des hypothèques). Elle peut être :

- **Conventionnelle** : résultant d'un contrat de prêt (cas le plus fréquent).
- **Légale** : prévue par la loi (ex. : Trésor public).
- **Judiciaire** : ordonnée par un tribunal.

La banque bénéficie du droit de préférence et du droit de suite. Lorsque plusieurs créanciers ont une hypothèque sur le même bien, l'ordre de priorité est déterminé par la date d'inscription (rang).

7.1.2.4. Le Droit de Rétention :

Droit accordé au créancier de retenir un bien appartenant au débiteur jusqu'au remboursement complet de sa créance (ex. : un garagiste qui retient un véhicule jusqu'au paiement des réparations).

7.2. Les assurances de crédits :

Lors de l'octroi d'un crédit, la banque exige généralement que l'emprunteur souscrive une assurance afin de couvrir les risques susceptibles de compromettre le remboursement. Cette assurance constitue pour la banque une garantie complémentaire aux sûretés réelles et personnelles.⁶²

7.2.1. Les Types de Couverture :

Assurance Décès, Invalidité et Incapacité C'est la forme d'assurance la plus répandue, obligatoire dans la quasi-totalité des crédits immobiliers. Elle couvre trois risques principaux :

- **Décès** : l'assureur rembourse le solde restant du prêt à hauteur du taux d'assurance souscrit (50% ou 100%), évitant ainsi aux héritiers d'avoir à honorer la dette.
- **Invalidité absolue et définitive** : en cas d'incapacité totale permanente, l'assureur rembourse le capital restant dû selon les mêmes modalités que le décès.

⁶² Ibid. pp. 191-192.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- **Incapacité temporaire de travail** : en cas d'arrêt d'activité suite à maladie ou accident, l'assureur prend en charge les mensualités après un délai de carence généralement fixé à 3 mois.

7.2.2. Assurance Perte d'Emploi :

Cette assurance intervient en cas de chômage involontaire de l'emprunteur. Elle peut prendre deux formes :

- **Report des échéances** en fin de prêt, avec prise en charge des intérêts de report par l'assureur.
- **Prise en charge des mensualités** pendant une période limitée (généralement 2 périodes non consécutives de 18 mois maximum chacune), après un délai de carence de 3 mois.

L'assurance-crédit permet à la banque de transférer une partie du risque à un tiers (l'assureur), réduisant ainsi son exposition en cas de défaillance de l'emprunteur. Elle complète efficacement les autres techniques de gestion du risque telles que les garanties réelles et le provisionnement.

Section 03 : Le risque de défaut des emprunteurs particuliers.

Le crédit accordé aux particuliers représente une part croissante des portefeuilles bancaires et constitue, à ce titre, une source majeure d'exposition au risque de défaut. Contrairement aux entreprises, les emprunteurs particuliers se caractérisent par une plus grande vulnérabilité financière, liée à l'instabilité de leurs revenus, à leur niveau d'endettement et à leur sensibilité aux chocs économiques conjoncturels. Cette fragilité structurelle fait du défaut de paiement des ménages un phénomène à la fois fréquent et difficile à anticiper pour les établissements bancaires.

Dans ce cadre, la compréhension du risque de défaut des emprunteurs particuliers nécessite une approche multidimensionnelle, intégrant à la fois les spécificités comportementales de cette catégorie d'emprunteurs, les mécanismes internes d'octroi et de suivi du crédit, ainsi que les dispositifs réglementaires mis en place pour encadrer et gérer les situations de défaillance. C'est précisément l'objet de cette section, qui ambitionne d'analyser le profil de risque du particulier emprunteur, d'examiner les réalités et l'ampleur du défaut, et de présenter les mécanismes de gestion mobilisés par les banques face à ce risque.

1. Spécificités du profil de risque des emprunteurs particuliers :

1.1. Différences entre particuliers et entreprises face au risque de défaut :

Le risque de défaut, défini comme l'impossibilité de rembourser une dette, se distingue principalement par la source des revenus et de la structure financière. Les particuliers dépendent essentiellement de leurs revenus personnels, tels que les salaires, ainsi que de leur patrimoine, tandis que les entreprises, notamment les PME, sont vulnérables à la trésorerie, la sous-capitalisation et leur dépendance bancaire.

1.1.1. Origine de revenu et stabilité :

- **Les particuliers :** Ils reposent sur une source de revenu unique, principalement le salaire. Le risque de défaut est lié aux aléas de la vie, tels que le chômage, la maladie ou le divorce.⁶³

⁶³ Thueux Carole (2016), L'entrepreneur individuel en difficulté, Thèse de doctorat en Droit Privé, école doctorale en Sciences humaines et sociales.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- **Les entreprises** : Leur capacité de remboursement dépend principalement des revenus générés par leur activité.

Toutefois, ces revenus sont souvent instables et sensibles à l'environnement économique. Ainsi, le risque de défaut est davantage lié aux difficultés de gestion, notamment les problèmes de trésorerie, les contraintes de financement et les relations avec les créanciers.⁶⁴

1.1.2. Les procédures de traitement :

- **Les particuliers** : Les particuliers relèvent du surendettement, et la procédure, gérée par la Banque de France, vise à protéger leur dignité en assurant notamment le maintien d'un reste à vivre. Elle s'applique aux personnes de bonne foi incapables de faire face à l'ensemble de leurs dettes, y compris en cas d'engagement comme caution.⁶⁵
- **Les entreprises** : Dans le contexte français, les situations de défaut relèvent du droit des affaires et sont qualifiées de cessation de paiements. Les procédures applicables, prévues par le Livre VI du Code de commerce, sont collectives et comprennent :
 - Sauvegarde (Art. L620-1),
 - Redressement judiciaire (Art. L631-1),
 - Liquidation judiciaire (Art. L640-1).

Ces procédures ont pour objectif soit de préserver l'activité de l'entreprise, soit d'assurer le paiement des créanciers, selon la situation de l'entreprise.

1.1.3. Conséquences de défaut :

- **Les particuliers** :
 - Inscription sur des registres de solvabilité (fichiers d'incidents en Europe ou Crédit Score aux USA). Cela bloque l'accès aux futurs emprunts.
 - Risque de saisies juridiques sur les biens personnels (logement, voiture) et sur une partie du salaire.

⁶⁴ Philippart Pascal (2017), « L'accompagnement de l'entrepreneur en difficulté : questions autour d'un phénomène complexe », Projectics / Proyéctica / Projectique 2017/1, N°16, pp. 16-17.

⁶⁵ Code de la consommation, Article L711-1, n°2022-172 du 14 février 2022 - art. 10, disponible sur : https://www.legifrance.gouv.fr/codes/section_lc/, consulté le 06/04/2026 à 14 :22.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

➤ Les entreprises :

- Dégradation de la note professionnelle, empêchant d'obtenir des délais de paiement auprès des banques et fournisseurs.
- Application de la responsabilité limitée : les dettes ne touchent normalement pas le patrimoine personnel du dirigeant.
- Possibilité de liquidation judiciaire, entraînant la disparition définitive de l'entité et de son existence juridique.

1.1.4. Analyse du risque par la banque :

- **Les particuliers :** Analyse basée sur le taux d'endettement (Calcul du poids des mensualités par rapport aux revenus. En France, il est limité à 35 %, tandis qu'il peut atteindre 45 % ou 50 % dans les pays anglo-saxons (USA, Canada)).

L'analyse du risque chez les particuliers repose sur la vérification de l'historique de paiement (fichiers d'incidents ou score de crédit), la stabilité des revenus professionnels et des tests de résistance aux hausses de taux pour garantir la solvabilité à long terme.

- **Les entreprises :** Analyse basée sur la rentabilité (EBITDA), le ratio de levier et la capacité d'autofinancement.

1.2. Vulnérabilité financière et instabilité des revenus des ménages :

L'évolution de la dette des ménages constitue un indicateur central dans l'analyse du risque de défaut de crédit et de la stabilité financière. Plusieurs crises financières ont démontré qu'une croissance insoutenable de l'endettement privé, notamment celui des ménages, peut déclencher des épisodes de défaillances en cascade. La soutenabilité de la dette repose sur la capacité des ménages à honorer leurs engagements de remboursement à partir de leurs revenus disponibles ; or, lorsque la croissance des revenus ne suit pas le rythme d'accumulation de la dette notamment sous l'effet de la hausse persistante des prix immobiliers les ménages recourent davantage à l'endettement hypothécaire, ce qui dégrade progressivement leur ratio dette/revenu disponible et amplifie leur exposition au risque de défaut. Cette divergence structurelle entre revenus et charges de dette expose les ménages à une vulnérabilité financière accrue, particulièrement en cas de hausse non anticipée des taux d'intérêt, surtout lorsque la majorité des crédits sont contractés à taux variable. Face à ces risques, les autorités de régulation préconisent la mise en place de mesures macroprudentielles telles que les

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

ratios LTV (prêt/valeur du bien), LTI (prêt/revenu), DTI (dette/revenu) et DSTI (service de la dette/revenu) afin de contenir la dynamique insoutenable de l'endettement des ménages et de prévenir le risque de défaut systémique sur les portefeuilles de crédit bancaire.⁶⁶

2. Les mécanismes d'octroi et de suivi du crédit aux particuliers :

2.1. La procédure d'étude d'une demande d'un crédit bancaire :

La relation entre la banque et le demandeur de crédit ne se limite pas à une simple analyse financière ponctuelle ; elle repose également sur des facteurs qualitatifs et subjectifs construits dans la durée, que le banquier prend en compte pour affiner son jugement et orienter sa décision d'octroi.

2.1.1. L'historique de la relation : constitue le premier élément d'appréciation : la chronologie des engagements passés, le comportement du client dans le temps et les éventuels incidents survenus permettent au banquier d'évaluer la fiabilité et la moralité de l'emprunteur avant tout renouvellement ou nouvelle demande de crédit.

2.1.2. Le mouvement d'affaires confié : représente un indicateur de fidélité bancaire : un établissement de crédit sera réticent à financer un client qui centralise l'essentiel de son chiffre d'affaires auprès d'autres banques. Pour l'évaluer, le banquier rapporte le volume des flux transitant par le compte au chiffre d'affaires déclaré par le client, afin de mesurer le degré de domiciliation effective de l'activité.

2.1.3. Le niveau d'utilisation des crédits en cours : doit également être examiné, notamment en identifiant les périodes pendant lesquelles le compte était débiteur pour les crédits de trésorerie. Cet indicateur renseigne le banquier sur le degré de dépendance de l'emprunteur vis-à-vis du financement bancaire et sur la régularité de son cycle d'exploitation.

2.1.4. Les incidents de paiement : font l'objet d'une vérification systématique : rejets de chèques, saisie-arrêt ou avis à tiers détenteur (ATD) sont autant de signaux d'alerte qui remettent en cause la moralité financière du demandeur et peuvent constituer un motif de refus, indépendamment de la solidité apparente du dossier.

⁶⁶ Banque Centrale du Luxembourg (BCL) (2024), Mesure de l'endettement des ménages et évaluation du risque de défaut, Revue de Stabilité Financière, pp. 30-32.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Enfin, la consultation des fichiers de la Banque Centrale s'impose comme une étape incontournable dans le processus d'instruction. Trois structures centralisées jouent un rôle déterminant dans cette phase :

- **La centrale des risques**, qui recense l'ensemble des engagements en cours de l'emprunteur auprès du système bancaire, toutes catégories de crédit confondues.⁶⁷
- **La centrale des impayés**, qui centralise les incidents de paiement sur chèques et effets de commerce.⁶⁸
- **La centrale des bilans**, qui collecte, traite et diffuse les informations comptables et financières des entreprises domiciliées auprès des banques, favorisant une analyse financière normalisée.⁶⁹

Ces sources d'information sont complétées par des renseignements juridiques notamment via le greffe du tribunal pour les garanties mobilières et le conservatoire foncier pour les hypothèques ainsi que par des renseignements commerciaux échangés entre établissements bancaires confrères sur la moralité et le comportement financier de leur clientèle commune.

2.2. Processus d'octroi de crédit aux particuliers :

Le processus d'octroi de crédit aux particuliers s'articule autour de deux grandes phases : l'instruction du dossier et la mise en place du financement. Ce processus suit un cheminement structuré en cinq étapes distinctes et complémentaires.⁷⁰

2.2.1. La demande de crédit : constitue le point de départ indispensable de toute opération de financement. Elle doit impérativement être formalisée par un document écrit émanant du client : lettre de demande de prêt, demande de caution ou effet de commerce, afin de matérialiser l'engagement du demandeur et de déclencher officiellement la procédure d'instruction.

2.2.2. L'analyse du risque : représente le cœur du processus décisionnel. Le chargé de clientèle procède à une collecte exhaustive des informations nécessaires à l'évaluation de

⁶⁷ Banque d'Algérie (2012), Règlement n°2012-01 du 20 février 2012 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Risques Entreprises et Ménages, JO n°36 du 13 juin 2012, disponible sur <https://www.bank-of-algeria.dz>, consulté le 05 /04 /2026 à 23 : 57.

⁶⁸ Banque d'Algérie (1996), Règlement n°96-07 du 3 juillet 1996 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Bilans.

⁶⁹ Banque d'Algérie (1992), Règlement n°92-02 du 22 mars 1992 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Impayés.

⁷⁰ Mfouba Linda Murielle (2008), La prise de décision dans le milieu bancaire : analyse des critères essentiels d'octroi de crédit aux entreprises, Cas de la CBAO Groupe Attijariwafa Bank, Mémoire de Master, École Internationale des Affaires (SUPDECO), Dakar, Sénégal.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

l'opportunité du crédit : documents bancaires (relevés de comptes, historique des mouvements, incidents de paiement), documents financiers et pièces juridiques. Cette analyse croise des informations internes à la banque avec des données externes relatives à la situation de l'emprunteur, dans le but d'apprécier objectivement sa capacité de remboursement et sa moralité financière.

2.2.3. L'approbation et la mise en place du crédit : interviennent lorsque le chargé de clientèle transmet la fiche de décision à sa hiérarchie, accompagnée des documents justificatifs et des garanties proposées par le client. La décision peut aboutir à un accord, un rejet ou une minoration du montant sollicité. Afin de prévenir tout risque de fraude ou de mise en place d'engagements non autorisés, il existe une séparation fonctionnelle stricte entre le service chargé des garanties et celui chargé des engagements.

2.2.4. Le suivi de la vie du crédit : est une étape souvent sous-estimée mais fondamentale dans la gestion du risque bancaire. Des difficultés peuvent surgir à tout moment au cours de la durée de vie du prêt problèmes de trésorerie, défaillance professionnelle, mauvaise gestion et la banque doit être en mesure de détecter les premiers signaux de défaillance. À cet effet, un service dédié au suivi des engagements identifie les emprunteurs ne respectant pas leurs échéances ou dont les comptes demeurent durablement débiteurs, permettant ainsi d'anticiper le déclassement éventuel du crédit en créance douteuse, conformément aux dispositifs prudentiels en vigueur.

2.2.5. Le remboursement ou le déclassement en contentieux : constitue l'étape finale du cycle de crédit. Deux issues sont possibles : soit le crédit est intégralement remboursé sans incident, mettant fin à la relation contractuelle dans les conditions prévues ; soit des défaillances de paiement conduisent au déclassement du crédit en contentieux. Dans ce dernier cas, le travail de suivi préalablement effectué contribue à optimiser les procédures de recouvrement et à limiter les pertes pour la banque.

3. Le défaut de paiement chez les particuliers : réalités et ampleur :

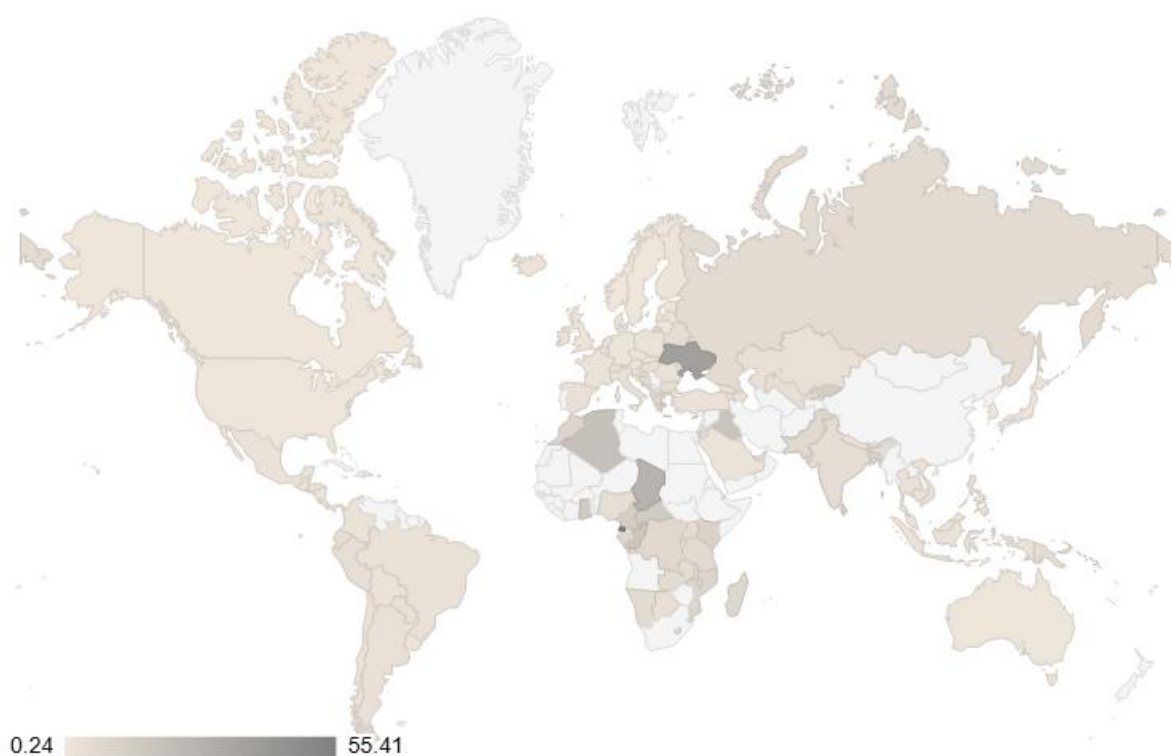
Le défaut de paiement chez les particuliers constitue un enjeu majeur pour la stabilité des portefeuilles bancaires. Les statistiques montrent que les créances douteuses liées aux crédits aux ménages représentent une part significative des risques de défaut, avec des variations selon le type de crédit (immobilier, consommation, revolving). Au niveau international, les taux de défaut diffèrent fortement en fonction des pratiques d'octroi, du cadre réglementaire et de la culture financière des ménages. Dans le contexte algérien, bien que les données soient moins

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

exhaustives, les observations indiquent une tendance à l'augmentation des impayés, en particulier sur les crédits à la consommation, reflétant une vulnérabilité croissante des ménages face à l'endettement.

En Algérie, les créances douteuses (prêts en défaut) représentent environ 20 % du total des prêts bancaires en 2022, selon la Banque mondiale. Bien que les données ne distinguent pas toujours les ménages des entreprises, ce chiffre donne une indication claire de l'exposition des banques aux risques de défaut.

**Figure n° 9 : Répartition mondiale des prêts non performants (NPL) pour 129 pays
Année 2022.**



Source : Banque mondiale, Indicateurs des prêts non performants, disponible sur : https://www.theglobaleconomy.com/map/Nonperforming_loans/.

La figure présente le taux de prêts non performants (NPL) pour 129 pays en 2022. On observe des différences très marquées selon les pays :

- La Guinée équatoriale présente le taux le plus élevé, dépassant 55 %, ce qui reflète une grande vulnérabilité du système bancaire et une forte proportion de prêts en défaut.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

- À l'inverse, la Corée du Sud affiche le taux le plus faible, seulement 0,24 %, illustrant une bonne santé financière des ménages et un suivi rigoureux des crédits.
- La moyenne mondiale se situe autour de 5 à 6 %, indiquant que la plupart des pays ont un niveau modéré de créances douteuses.
- L'Algérie se situe au-dessus de cette moyenne, avec un taux relativement élevé, ce qui montre une exposition importante des banques locales aux risques de défaut, particulièrement sur les crédits aux ménages et à la consommation.

Ces chiffres soulignent l'importance pour les banques de surveiller les crédits aux particuliers, d'anticiper les défauts et de mettre en place des mécanismes de prévention et de restructuration adaptés.

4. Le comportement de remboursement des particuliers :

Le comportement de remboursement des particuliers constitue un indicateur central dans l'appréciation du risque de crédit par les banques algériennes. Loin d'être statique, ce comportement évolue dans le temps selon un cheminement progressif qui peut conduire, en l'absence d'une détection précoce, à une situation de défaillance avérée.

4.1. Les Phases du Comportement de Remboursement :

Le cycle de remboursement d'un particulier s'articule généralement autour de trois phases successives et interdépendantes. Dans un premier temps, la phase de régularité ⁷¹ se caractérise par le respect scrupuleux des échéances contractuelles : le débiteur honore ses mensualités à bonne date et son compte ne présente aucun incident de paiement. C'est dans cette phase que la banque classe la créance en tant que créance saine, conformément au Règlement n°2014-03 de la Banque d'Algérie du 16 février 2014 relatif à la classification des créances et à la constitution des provisions.

La deuxième phase, dite d'irrégularité, se manifeste par l'apparition des premiers retards de paiement. Le Règlement n°2014-03 précise que toute créance présentant des impayés supérieurs à 90 jours bascule dans la catégorie des créances à problèmes, nécessitant une attention particulière de la part du chargé de clientèle. À ce stade, le comportement de

⁷¹ Banque d'Algérie (2014), Règlement n°2014-03 du 16 février 2014 relatif au classement des créances et à la constitution des provisions, Alger.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

l'emprunteur se dégrade progressivement : les retards deviennent récurrents, les mouvements créditeurs du compte s'amenuisent et les tentatives de régularisation s'espacent.

Enfin, la phase de défaut est atteinte lorsque les impayés dépassent le seuil de 360 jours, conduisant au déclassement de la créance en créance compromise, dont le recouvrement est incertain et qui nécessite la constitution de provisions à hauteur de 100% de son montant. C'est à ce stade que le dossier est transféré au service contentieux de la banque, en vue d'engager des procédures de recouvrement forcé, conformément aux dispositions légales en vigueur en Algérie.

4.2. Les Signaux d'Alerte Précoces :

La détection précoce des difficultés de remboursement est une mission fondamentale du suivi bancaire. Plusieurs signaux précurseurs permettent à la banque d'anticiper un basculement vers la phase d'irrégularité. Parmi les principaux signaux, on distingue : les découverts bancaires récurrents, la réduction anormale des mouvements créditeurs, les demandes répétées de report d'échéances, ainsi que l'accumulation de nouveaux engagements auprès d'autres établissements bancaires.

À ces signaux internes s'ajoutent des facteurs exogènes détectables tels que la perte d'emploi, la survenance d'une maladie grave ou une modification substantielle de la situation familiale de l'emprunteur. En contexte algérien, le rétablissement du crédit à la consommation par la loi de finances 2015 a mis en lumière la vulnérabilité d'une catégorie de ménages dont les revenus, bien que réguliers, restent insuffisants pour absorber des chocs imprévus sans compromettre leurs engagements bancaires.

La banque doit donc maintenir un dispositif de veille permanent sur son portefeuille de particuliers, en croisant les données internes avec l'évolution de la situation socioéconomique de l'emprunteur.

4.3. L'impact Psychologique et Social du Surendettement :

Le surendettement ne se limite pas à une simple défaillance financière ; il engendre des conséquences profondes sur l'équilibre psychologique et social de l'emprunteur et de son entourage. Sur le plan psychologique, l'accumulation des dettes génère un état de stress chronique, d'anxiété et de sentiment de honte qui peut conduire à l'isolement social et à des troubles comportementaux durables. Ces effets ont été mis en évidence dans les travaux portant

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

sur le comportement financier des ménages endettés, qui soulignent que la spirale du surendettement affecte la capacité de décision rationnelle de l'individu, l'enfermant dans des comportements financiers contre-productifs.⁷²

Sur le plan social, le surendettement fragilise la cellule familiale, réduit l'accès aux biens et services essentiels, et amplifie les inégalités entre ménages. En Algérie, la suppression du crédit à la consommation en 2009 motivée précisément par les risques de surendettement massif témoigne de la prise de conscience des pouvoirs publics quant à l'ampleur du phénomène et à ses répercussions sur la cohésion sociale. Pour la banque, au-delà de la perte financière que représente une créance irrécouvrable, le surendettement de ses clients porte atteinte à sa réputation et à la qualité de son portefeuille, justifiant l'importance d'une politique de prévention rigoureuse dès les premières phases du cycle de crédit.

5. Le cadre réglementaire de protection et de gestion du défaut des particuliers :

Le traitement du défaut de paiement des particuliers s'inscrit dans un cadre réglementaire visant à concilier la protection du débiteur et la sécurité du système financier. Ce cadre repose sur plusieurs mécanismes complémentaires.

5.1. Les procédures de recouvrement :

Le recouvrement peut être défini comme, « le fait pour une créance d'obtenir le paiement de la somme d'argent ou de la prestation en nature qui lui est due à l'arrivée du terme convenu. ».⁷³

Il désigne l'ensemble des techniques et actions coordonnées, mises en œuvre de manière appropriée, permettant aux banques de récupérer les sommes dues par leurs clients.

Cette démarche intervient lorsque l'échéance de paiement est dépassée et que l'emprunteur n'a pas honoré ses engagements malgré plusieurs relances. En cas d'impayé, les établissements financiers mettent en œuvre des procédures de recouvrement afin d'obtenir le règlement des créances.

⁷² Belmahi Mohamed, Sadok Hicham (s.d.), Le comportement financier et psychologique des ménages endettés et surendettés, International Journal of Technology and Management (IJTM), IMIST Maroc, p. 81.

⁷³ Lassegue Pierre (2002), Accounting Glossary, 5ème édition, Dalloz, Paris, p. 15.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

Les créances peuvent être recouvrées par différentes voies : soit à l'amiable, dans le cadre d'un accord entre les parties, soit après l'envoi d'une mise en demeure, ou encore à l'issue d'une procédure judiciaire de paiement.

Donc ces procédures peuvent être de deux types :

5.1.1. Le recouvrement amiable :

Qui est obligatoire avant toute action judiciaire et a pour objectif de préserver la relation avec le client tout en assurant le recouvrement de la créance. Il s'agit essentiellement :

- Des relances (par courrier, téléphone ou par mail) ;
- D'une mise en demeure.

5.1.2. Le recouvrement judiciaire :

Lorsque les tentatives de règlement amiable échouent, le créancier peut engager une procédure judiciaire auprès du tribunal compétent (tribunal de commerce pour les entreprises, tribunal de grande instance pour les particuliers) afin d'obtenir un titre exécutoire. Ce document permet de recouvrer la créance de manière coercitive, par exemple par saisie sur le patrimoine du débiteur.⁷⁴

Le recouvrement judiciaire constitue une démarche plus coûteuse et longue que le recouvrement amiable, pouvant durer plusieurs mois voire plusieurs années. Il reste toutefois efficace pour exercer une pression supplémentaire sur le débiteur et sécuriser le recouvrement.

Parmi les principales procédures judiciaires, on distingue :

- **L'injonction de payer** : rapide et peu coûteuse, elle permet d'obtenir un titre exécutoire sans comparution du débiteur devant le tribunal.
- **Le référé provision** : similaire à l'injonction de payer, mais nécessite la présence des deux parties. La décision est exécutoire immédiatement, même en cas d'appel.
- **L'assignation au fond** : procédure plus longue et adaptée aux dossiers complexes ou de montants importants, permettant d'obtenir la créance et, le cas échéant, des

⁷⁴ Guendouzi Mohammed (2024), La gestion et le recouvrement des créances au niveau des entreprises publiques : un facteur déterminant pour une meilleure performance, Revue des sciences administratives et financières (2023), Vol 7, N°2, pp. 262-263.

dommages et intérêts. Les parties sont entendues devant le juge, qui statue après discussion des arguments.

5.2. Mécanismes de restructuration et de rééchelonnement de la dette :

La restructuration et le rééchelonnement de la dette sont des mécanismes financiers conçus pour soulager un débiteur en difficulté. Ils consistent à modifier les conditions initiales de remboursement, soit en prolongeant les délais de paiement, soit en réduisant le montant du capital dû, afin de faciliter le règlement de la dette.

5.2.1. La restructuration de la dette :

La restructuration de dette correspond à un rachat ou une réorganisation des crédits visant à prévenir le surendettement ainsi que l'inscription au FICP (Fichier des Incidents de remboursement des Crédits aux Particuliers) ou un interdit bancaire. Elle doit être effectuée avant que la situation financière de l'emprunteur ne se détériore. Son objectif principal est de réduire le montant des mensualités et donc le taux d'endettement, en étalant le remboursement du nouveau crédit sur une durée plus longue afin de faciliter la gestion du budget.

Les restructurations et modifications de prêt peuvent prendre diverses formes, telles que le renouvellement ou l'extension de la durée du prêt, ainsi que d'autres concessions accordées à l'emprunteur, ou encore la modification des modalités de remboursement avec ou sans avantage pour celui-ci. Cependant, le risque de crédit n'est pas automatiquement réduit après une restructuration : toute amélioration doit être justifiée par des éléments concrets, comme une discipline de paiement régulière sur une période suffisante. Le simple paiement des intérêts ne garantit pas le remboursement intégral du capital, et de nouveaux retards peuvent indiquer que le risque demeure élevé. Il est donc essentiel pour la banque de réévaluer soigneusement le risque de crédit et d'ajuster ses provisions afin qu'elles reflètent correctement la probabilité de recouvrement. Pour les restructurations les plus complexes, une coordination étroite entre les services concernés permet de suivre et gérer efficacement ces changements.⁷⁵

⁷⁵ Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (Décembre 2015), Recommandations relatives au risque de crédit et à la comptabilisation des pertes de crédit attendues, Banque des Règlements Internationaux, 39a, pp. 13-14.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

5.2.2. Le rééchelonnement de la dette :

Le rééchelonnement de la dette est « La modification de la durée et du calendrier de paiement, ce qui inclut également la réduction ou la remise des taux d'intérêt et des pénalités. ».⁷⁶

A partir la définition précédente, le rééchelonnement peut être défini comme une pratique par laquelle un débiteur, anticipant son incapacité à respecter les échéances initiales de sa dette, obtient de son créancier l'acceptation d'une réduction du montant de chaque échéance et d'un allongement de la durée de remboursement.

Le rééchelonnement de la dette pour les particuliers peut prendre plusieurs formes :

- **Allongement de la durée de remboursement** : prolonger les échéances permet de réduire le montant des paiements mensuels et de soulager le budget familial.
- **Réduction ou ajustement du taux d'intérêt** : une baisse temporaire ou permanente du taux diminue le coût total de la dette et facilite le remboursement.
- **Période de grâce** : suspendre temporairement les remboursements donne un répit pour faire face à une situation financière difficile.
- **Rééchelonnement des arriérés** : les dettes impayées peuvent être réintégrées dans un nouveau plan de paiement pour éviter le défaut et régulariser la situation avec les créanciers.

5.3. Rôle de la Centrale des risques dans la détection du défaut :

Le rôle de la Centrale des Risques dans la détection du défaut est d'agir comme un système d'alerte précoce en centralisant l'information sur l'endettement global des emprunteurs (entreprises et particuliers) auprès des banques. Elle permet de prévenir le surendettement, d'évaluer la qualité du portefeuille de crédit et d'identifier rapidement les risques de non-remboursement avant qu'ils ne se matérialisent en impayés.

Voici ses missions concrètes, classées par étape de détection :

5.3.1. Collecte et centralisation des données :

⁷⁶ Ebadul Islam Mohamed (2024), « Effectiveness of loan rescheduling on performance of commercial banks in Bangladesh », Dhaka University Institutional, Dhaka, p. 38.

Chapitre 01 : Cadre théorique du risque de défaut bancaire

La Centrale des risques recense les informations relatives aux crédits accordés par les banques et autres institutions financières, notamment :

- Montants empruntés et encours restant dû,
- Historique des remboursements, retards ou incidents de paiement,
- Garanties associées aux crédits.

5.3.2. Évaluation de la solvabilité et des risques :

En fournissant un panorama complet de l'endettement d'un emprunteur, la Centrale des risques permet :

- D'identifier les signes précurseurs de défaut, tels que les retards de paiement répétés ou les crédits multiples à haut risque,
- D'alerter les banques sur les situations potentiellement critiques avant qu'un défaut majeur ne survienne.

5.3.3. Prévention du surendettement et protection du système financier :

La mise à disposition de ces informations contribue à :

- La prévention du surendettement des particuliers et des entreprises,
- La réduction du risque de pertes pour les établissements de crédit,
- La stabilisation du système financier en limitant les créances douteuses.

La Centrale des risques est un outil essentiel de détection précoce et de suivi des comportements de remboursement pour permettre aux banques d'adapter leurs décisions de crédit.

Conclusion :

À travers ce chapitre, nous avons tenté de poser un regard approfondi sur la problématique du défaut de paiement des emprunteurs particuliers, un risque qui occupe une place centrale dans l'activité bancaire. Nous avons d'abord exploré les fondements théoriques du risque de crédit, en mettant en lumière le rôle déterminant de l'asymétrie d'information dans la relation entre la banque et l'emprunteur. Nous avons ensuite examiné les mécanismes d'octroi et de suivi du crédit aux particuliers, le comportement de remboursement des emprunteurs, ainsi que les conséquences du défaut et les différentes approches mobilisées par les établissements bancaires pour gérer ce risque, notamment à travers le cadre réglementaire des accords de Bâle II.

Ces éléments théoriques constituent le socle nécessaire pour aborder, dans la partie pratique à venir, une analyse concrète et empirique du risque de défaut au sein des établissements bancaires. C'est à travers cette confrontation entre théorie et terrain que nous espérons apporter des éléments de réponse concrets à notre problématique, et formuler des recommandations utiles à une meilleure maîtrise du risque de crédit.

Chapitre 02 :

**Étude pratique et modélisation du risque de défaut des
emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure
d'Algérie**

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

Introduction :

Le secteur bancaire évolue dans un environnement marqué par une transformation rapide des pratiques financières et une exigence croissante en matière de gestion des risques, notamment le risque de défaut des emprunteurs particuliers occupe une place centrale, dans la mesure où il impacte directement la qualité du portefeuille de crédits et la stabilité financière des établissements bancaires. La capacité à anticiper ce risque est donc devenue un enjeu majeur pour améliorer la prise de décision en matière d’octroi de crédit et limiter les pertes potentielles.

Dans cette optique, ce chapitre propose une application empirique au sein de la Banque Extérieure d’Algérie (BEA), avec pour objectif de mettre en place un modèle de prévision du risque de défaut des emprunteurs particuliers basé sur des techniques de machine learning, notamment l’algorithme XGBoost. Cette démarche vise à améliorer l’évaluation de la solvabilité des clients et à optimiser le processus décisionnel relatif à l’octroi de crédit.

Le chapitre s’articule autour de trois sections principales :

- La première section présente l’établissement d’accueil, en exposant son historique, ses missions ainsi que son organisation générale.
- La deuxième section est consacrée à la description de la base de données utilisée dans le cadre de l’étude, à la présentation des variables explicatives retenues, ainsi quelques étapes de prétraitement des données. Elle aborde également le modèle utilisé dans le cadre de la modélisation.
- La troisième section traite de la méthodologie de modélisation, en détaillant la construction du modèle XGBoost ainsi que l’analyse et l’interprétation des résultats obtenus.

Ce chapitre met ainsi en évidence l’apport des techniques de machine learning dans la prévision du risque de défaut des emprunteurs particuliers, et leur contribution à l’amélioration de la qualité des décisions d’octroi de crédit au sein de la BEA.

Section 01 : Présentation de la Banque Extérieure d'Algérie BEA et son contexte institutionnel.

Avant d'aborder la partie pratique de notre travail, il apparaît essentiel de présenter l'établissement bancaire au sein duquel s'inscrit notre étude. Cette section vise à offrir une vision globale de la Banque Extérieure d'Algérie, en mettant en évidence ses principales missions ainsi que sa place dans le système bancaire national.

Cette présentation permet ainsi de mieux situer le contexte dans lequel s'inscrit notre travail, notamment la mise en place d'un modèle de prévision visant à anticiper le risque de défaut des clients particuliers.

1. Présentation de la Banque Extérieure d'Algérie :

La Banque Extérieure d'Algérie (BEA) constitue l'un des principaux établissements bancaires publics en Algérie, occupe une place importante dans le financement de l'économie nationale et dans l'accompagnement des échanges économiques avec l'extérieur, créée le 1^{er} octobre 1967, Son siège social est implanté à Alger.

Dès sa création, la BEA s'est vu confier un rôle stratégique consistant à accompagner et à développer les relations économiques et financières de l'Algérie avec l'étranger. Elle s'est ainsi spécialisée dans le financement du commerce extérieur, tout en intervenant dans des secteurs clés de l'économie nationale, notamment les hydrocarbures, les transports, la sidérurgie et les matériaux de construction.

Au fil des années, la banque a élargi son champ d'intervention en proposant une gamme diversifiée de produits et services destinés aussi bien aux entreprises qu'aux particuliers. Elle dispose aujourd'hui d'un capital social important, entièrement détenu par l'État, et s'appuie sur un réseau d'agences réparties sur l'ensemble du territoire national, ce qui lui permet de renforcer sa proximité avec la clientèle.

Par ailleurs, la BEA est dirigée par un directeur général et s'inscrit dans une démarche de modernisation continue afin de répondre aux exigences du secteur bancaire. À travers son slogan « Une banque à la hauteur de vos aspirations », elle affirme sa volonté d'accompagner ses clients dans la réalisation de leurs projets et de contribuer activement au développement économique du pays.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

1.1. Historique de la Banque Extérieure d'Algérie :

La Banque Extérieure d'Algérie (BEA) a été créée le 1^{er} octobre 1967 par l'ordonnance n° 67-204, sous la forme d'une société nationale dotée d'un capital initial de 24 millions de dinars.

En 1970, elle s'est vu confier la gestion de l'ensemble des opérations bancaires internationales des grandes entreprises industrielles nationales.

Au début des années 1980, la banque a connu une réorganisation interne avec la mise en place de plusieurs directions placées sous l'autorité du Conseil de direction.

En 1986, le système bancaire national a été réorienté vers une spécialisation des établissements, la BEA étant alors principalement dédiée au financement des grandes entreprises industrielles. En 1989, elle a connu une transformation de son statut juridique en société par actions, tout en conservant globalement ses missions initiales.

À partir de 2006, la banque a engagé un vaste processus de restructuration et de modernisation de ses fonctions, touchant à la fois ses structures centrales et son réseau d'agences.

Cette dynamique s'est poursuivie en 2007 avec la modernisation de son système d'information, visant à améliorer la sécurité et la maîtrise des opérations bancaires.

En 2008, la BEA a fortement contribué au financement des grands projets structurants, atteignant un volume annuel important. La même année, elle a renforcé sa position sur le plan régional et continental, figurant parmi les établissements bancaires de référence en Afrique grâce à la solidité de ses performances financières.

En 2009, la banque a élargi son champ d'activité en s'orientant vers le segment des PME-PMI, tout en développant des partenariats avec des acteurs internationaux pour le lancement de nouveaux produits tels que le leasing, le capital-investissement et la bancassurance.

En 2011, la BEA a marqué une nouvelle étape avec l'ouverture de sa première agence en libre-service et l'augmentation de son capital social à 76 milliards de dinars, renforçant ainsi sa capacité à évoluer sur un marché bancaire de plus en plus concurrentiel.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

En 2012, son réseau a atteint 127 agences, consolidant sa présence sur le territoire national, avant d'être élargi en 2013 avec l'ouverture de nouvelles agences supplémentaires.

En 2017, la direction a annoncé son intention de développer son expansion à l'international, notamment à travers l'ouverture d'agences en France.

Enfin, en 2019, la BEA a procédé à une nouvelle augmentation de son capital social, le portant à 230 milliards de dinars, dans le cadre d'une stratégie visant à soutenir son développement et son ouverture à l'international.

1.2. Missions de la Banque Extérieure d'Algérie :

La Banque Extérieure d'Algérie a pour mission principale de contribuer au développement des relations économiques entre l'Algérie et les autres pays, dans le cadre de la politique de planification nationale.

Elle assure également la mise à disposition des entreprises algériennes d'un service centralisé d'informations commerciales, leur permettant de mieux appréhender les conditions et l'évolution de la conjoncture internationale.

Dans une logique de soutien à l'économie nationale, la banque œuvre à la promotion des exportations des produits industriels algériens, notamment dans les secteurs de l'agroalimentaire, de la métallurgie, de la mécanique et de la pétrochimie.

Par ailleurs, elle peut développer sa présence à l'international à travers la création de succursales, d'agences ou de filiales, ou encore par la prise de participation dans des sociétés existantes, sous réserve de l'autorisation des autorités compétentes.

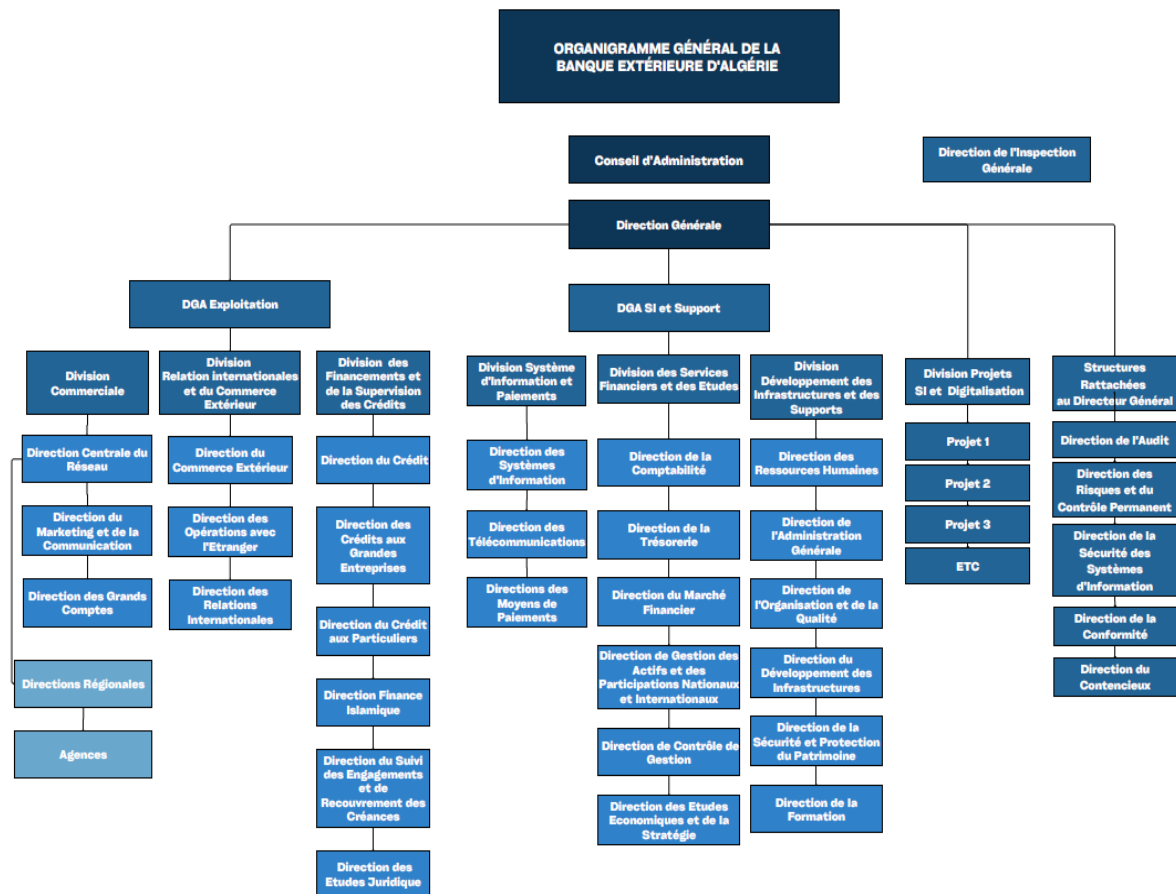
La BEA intervient également dans le financement des opérations de commerce extérieur en mobilisant ses ressources propres, des garanties bancaires ou des lignes de crédit adaptées. Elle est aussi amenée à négocier des accords de financement avec ses correspondants étrangers afin de soutenir les opérations d'importation et d'exportation.

Enfin, elle apporte un accompagnement financier et un appui-conseil à ses clients dans le cadre de leurs activités liées au commerce international, contribuant ainsi à la fluidité et à la sécurisation des échanges.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

1.3. Organisation hiérarchique de la Banque Extérieure d’Algérie :

Figure n° 10 : Organigramme de la BEA.



Source : Site officiel de la BEA, disponible sur : <https://bea.dz/apropos?lang=fr&t=177616571>, consulté le 14/04/2026 à 17 :22.

2. Présentation de la direction des risques et du contrôle permanent (DRCP) :

La direction des risques et du contrôle permanent DRCP c’est une structure rattachée au directeur général, elle est créée suite à la résolution n°04 du conseil d’administration de la BEA en 2014.

2.1. Les missions de la DRCP :

La Direction des Risques et du Contrôle Permanent (DRCP) est chargée de :⁷⁷

⁷⁷ Document interne à la BEA, Organigramme, Missions et attributions de la direction des Risques et du Contrôle Permanent.

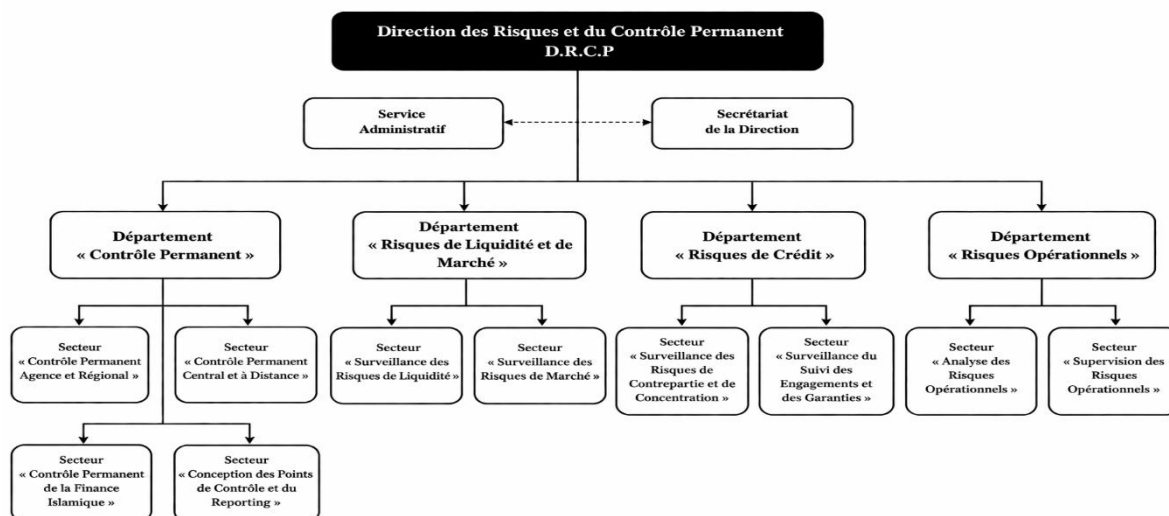
Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

- Mise en œuvre des dispositifs de contrôle et de maîtrise des risques conformément à la réglementation de la Banque d'Algérie.
- Participation à la définition et à l'amélioration de la politique globale de gestion des risques de la banque.
- Contribution à l'élaboration et au renforcement du dispositif de contrôle interne.
- Assurer la surveillance globale des risques à partir des reportings transmis par les différentes structures.
- Élaboration d'une cartographie des risques pour identifier les risques opérationnels et de non-conformité.
- Évaluation de la mise en œuvre de la surveillance permanente au niveau des agences (SPA) à travers des missions sur place.
- Suivi et coordination des actions correctives suite aux anomalies détectées lors des contrôles permanents.
- Consolidation des plans d'action visant à assurer la continuité des activités.
- Élaboration des programmes annuels de contrôle permanent et transmission à la direction générale et au comité d'audit.
- Réalisation de missions d'auto-évaluation avec les structures régionales pour mesurer la maîtrise des risques.
- Collecte et analyse des informations relatives à la surveillance des risques afin de garantir la continuité d'activité.
- Suivi des tests du Plan de Continuité d'Activité (PCA) en coordination avec les structures concernées (DGA opérations, systèmes, RSSI (responsable de la sécurité des systèmes d'information), responsable PCA).
- Élaboration de reportings réguliers destinés à l'organe de gestion et au comité d'audit.

2.2. L'organisation hiérarchique de la DRCP :

Figure n° 11 : L'organigramme de la DRCP.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie



Source : Document interne à la BEA.

2.3. Les missions du Département des Risques de Crédit :

Le Département des Risques de Crédit a pour mission d'assurer l'identification, l'évaluation, la surveillance et la maîtrise des risques liés aux engagements de la banque, afin de limiter le risque de défaut et de préserver la qualité du portefeuille de crédits. À ce titre, il est chargé de :⁷⁸

- Mettre en place un dispositif de gestion des risques de crédit en cohérence avec la politique globale de gestion des risques et veiller à sa mise en œuvre.
- Assurer le pilotage et la surveillance des risques de crédit.
- Mettre en place des outils d'identification, d'évaluation et de surveillance des risques de crédit.
- Assurer la revue périodique du dispositif de surveillance des risques de crédit.
- Veiller au suivi et au respect des ratios prudentiels réglementaires liés au crédit et à la concentration, ainsi qu'à leurs évolutions significatives.
- Contrôler le respect des limites d'exposition aux risques, notamment en matière de concentration par client et par secteur.

⁷⁸ Document interne à la BEA.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

- Contribuer aux exercices de stress testing du risque de crédit à travers l'élaboration de scénarios de stress et l'analyse des résultats obtenus.
- Assurer le suivi de la mise en œuvre des recommandations issues des contrôles périodiques relatifs aux risques de crédit.
- Participer à l'élaboration du rapport annuel sur le contrôle interne et la mesure des risques, notamment pour le volet relatif aux risques de contrepartie et de concentration.
- Contribuer à l'actualisation de la cartographie des risques de la banque.
- Promouvoir une culture de gestion du risque de crédit au sein de l'établissement.
- Élaborer des reportings périodiques relatifs à l'activité de gestion des risques de crédit.
- Participer à la préparation du rapport d'activité du département.

Section 02 : Cadre méthodologique : modèle et variables.

Afin de maîtriser l'exposition de la banque au risque de défaut, notamment pour les emprunteurs particuliers, nous avons choisi de développer un modèle de prévision permettant d'anticiper les situations de défaillance. Ce modèle vise à optimiser la classification des créances et à améliorer le processus de l'octroi du crédit au sein de la BEA.

Dans cette section, nous présentons dans un premier temps la démarche méthodologique adoptée ainsi que les fondements théoriques de l'algorithme XGBoost retenu. Nous détaillons ensuite la constitution de l'échantillon et l'analyse des variables explicatives.

1. Démarche méthodologique :

L'objectif de ce travail est de prévoir le risque de défaut des emprunteurs particuliers à partir de leurs caractéristiques, afin d'améliorer l'évaluation de leur solvabilité et de renforcer la qualité des décisions d'octroi de crédit au sein de la banque.

Dans cette optique, l'étude s'inscrit dans une approche quantitative, fondée sur l'exploitation de données chiffrées et l'utilisation de techniques statistiques et d'apprentissage automatique. Ce choix se justifie par la nature du problème étudié, qui consiste à modéliser un phénomène mesurable (le défaut de paiement) à partir de variables explicatives observables. L'approche quantitative permet ainsi d'obtenir des résultats objectifs, reproductibles et généralisables, tout en offrant la possibilité d'évaluer rigoureusement la performance du modèle à l'aide d'indicateurs statistiques.

La démarche empirique adoptée se structure selon les étapes suivantes :

En commençant par la collecte des données nécessaires à la conception du modèle, celles-ci font ensuite l'objet d'un traitement préalable rigoureux. À ce stade, les valeurs manquantes ainsi que les valeurs aberrantes sont supprimées afin de garantir la fiabilité et la solidité de la base de données utilisée.

Une fois les données sont nettoyées et préparées, une analyse exploratoire est réalisée afin de mieux comprendre leur structure et leurs caractéristiques.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Par la suite, sur la base des résultats de l'analyse exploratoire, une étape de sélection et de transformation des variables est effectuée afin d'identifier les variables les plus pertinentes pour la modélisation.

Enfin, le modèle de prédiction est construit à l'aide de l'algorithme XGBoost, afin d'estimer la probabilité d des clients.

Avant de procéder à l'analyse des données, il convient de présenter l'outil de modélisation retenu. La section suivante expose les fondements théoriques de l'algorithme XGBoost, dont les caractéristiques justifient son choix dans le cadre de cette étude.

2. Fondements et fonctionnement de l'algorithme XGBoost :

2.1. Définition et origines :

2.1.1. Machine learning :

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet à un système d'apprendre automatiquement à partir des données, sans être explicitement programmé. Il existe deux grands types ⁷⁹ :

- **L'apprentissage non supervisé** : où le modèle découvre des structures cachées dans des données non étiquetées.
- **L'apprentissage supervisé** : où le modèle est entraîné sur des données dont la variable cible est connue.

XGBoost appartient à cette seconde catégorie, et sera utilisé dans ce travail pour classer les clients en défaillants ou non défaillants.

2.1.2. Boosting :

Le Boosting est une technique d'ensemble qui consiste à combiner plusieurs modèles dits « faibles » généralement des arbres de décision peu profonds pour former un modèle global plus performant, il construit ses modèles de manière séquentielle : chaque nouveau modèle se concentre sur la correction des erreurs commises par le modèle précédent.

⁷⁹ IBM (2023), Types de machine Learning, disponible sur : <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/machine-learning-types>, consulté le 29/04/2026 à 15 :21.

2.1.3. Gradient Boosting :

Le Gradient Boosting est une version avancée du Boosting qui formalise la correction des erreurs comme un problème d'optimisation. À chaque itération, un nouvel arbre est ajouté pour minimiser une fonction de perte en suivant la direction du gradient négatif, d'où son nom. Cette approche offre une grande flexibilité et s'adapte à différents types de problèmes de classification et de régression.⁸⁰

2.1.4. XGBoost :

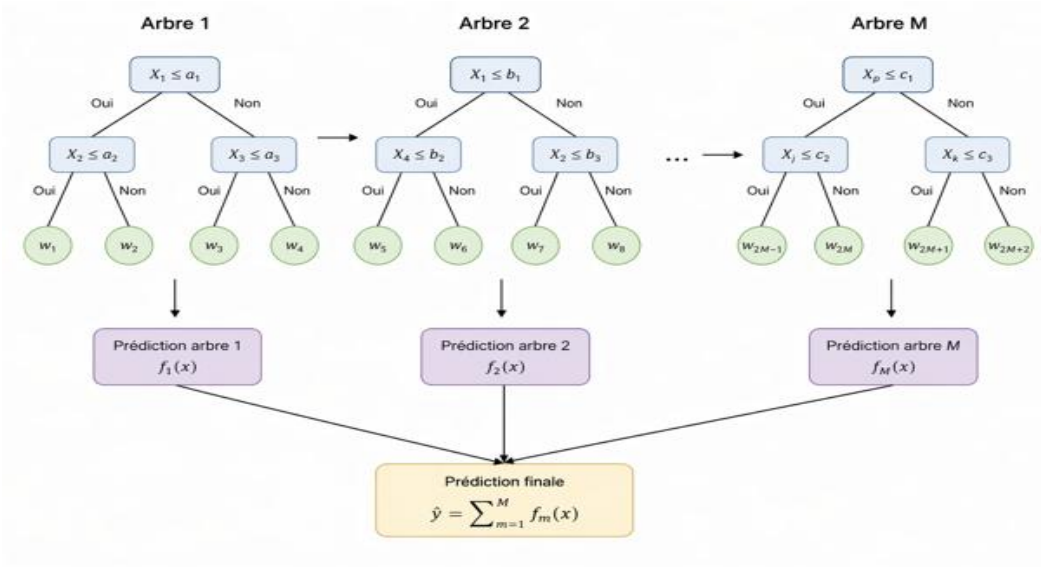
XGBoost, acronyme de « Extreme Gradient Boosting », est un algorithme développé par Tianqi Chen et Carlos Guestrin, présenté en 2016 lors de la conférence KDD. Il constitue une version optimisée du Gradient Boosting, intégrant des mécanismes de régularisation (L1 et L2) pour éviter le surapprentissage, ainsi qu'un traitement parallèle des calculs. Depuis sa publication, XGBoost s'est imposé comme un algorithme de référence en science des données, ayant été utilisé dans plus de la moitié des solutions gagnantes des compétitions sur la plateforme Kaggle.⁸¹

Figure n° 12 : Architecture du modèle XGBoost (ensemble additif de M arbres de décision).

⁸⁰ Friedman Jerome H. (2001), Greedy function approximation: A gradient boosting machine, *Annals of Statistics*, Vol 29, N°5, pp. 1189–1232.

⁸¹ Chen Tianqi, Guestrin Carlos (2016), « XGBoost: A Scalable Tree Boosting System », *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16)*, pp. 785–794.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie



Source : conception personnel basée sur les théoriques Chen Tianqi, Guestrin Carlos (2016).

2.2. Fonctionnement mathématique du modèle XGBoost :

2.2.1. Fonctions essentielles du modèle :

Le modèle XGBoost repose sur deux fonctions mathématiques fondamentales qui structurent l'ensemble de son apprentissage : la fonction de prédiction et la fonction objectif régularisée.⁸²

2.2.1.1. Fonction de prédiction Modèle d'ensemble :

La prédiction de XGBoost pour un individu i est obtenue par la somme des K arbres de décision qui composent le modèle :

$$\hat{Y}_i = \phi(\mathbf{x}_i) = \sum_{k=1}^K f_k(\mathbf{x}_i) \quad (k = 1 \text{ à } K), f_k \in F$$

Avec :

Symbole	Signification
$\hat{Y}_i$	Valeur prédite pour l'emprunteur i représente la probabilité de défaut.
$\mathbf{x}_i$	Vecteur des caractéristiques de l'emprunteur i (revenus, ancienneté, montant du crédit, etc.)

⁸² Ibid.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

f_k	Fonction correspondant au k-ième arbre de décision du modèle.
k	Nombre total d'arbres construits par l'algorithme.
F	Espace de toutes les fonctions d'arbres de décision possibles.

Cette formule traduit le principe central du boosting : plusieurs modèles simples (des arbres) sont combinés pour former un modèle global plus performant. Dans notre contexte, $\hat{y}_i$ représente la probabilité qu'un emprunteur i soit en situation de défaut de remboursement.

2.2.1.2. Fonction objectif régularisée :

Pour construire ces arbres de manière optimale, XGBoost minimise une fonction objectif qui combine deux termes : l'erreur de prédiction sur les données d'entraînement, et une pénalité de complexité qui prévient le surapprentissage :

$$L(\phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k)$$

Avec le terme de régularisation Ω défini par :

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|\mathbf{w}\|^2$$

Avec :

Symbole	Signification
$l(\hat{y}_i, y_i)$	Erreur de prédiction : mesure l'écart entre la valeur prédite $\hat{y}_i$ et la valeur réelle y_i (défaut observé : 0 ou 1)
$\Omega(f_k)$	Pénalité de complexité appliquée à chaque arbre contrôle la taille du modèle
T	Nombre de feuilles de l'arbre mesure sa taille
$\mathbf{w}$	Vecteur des scores attribués aux feuilles de l'arbre
γ	Seuil minimal de gain pour créer une nouvelle feuille
λ	Paramètre de régularisation L2 pénalise les scores trop élevés

Cette fonction objectif constitue l'innovation centrale de XGBoost par rapport aux méthodes de Gradient Boosting classiques. En minimisant simultanément l'erreur de prédiction et la complexité du modèle, XGBoost évite le surapprentissage problème particulièrement fréquent lorsque la taille de la base de données est limitée. Dans notre étude, y_i prend la valeur 1 si l'emprunteur est en défaut, et 0 dans le cas contraire.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.3. Caractéristiques et avantages de XGBoost :

XGBoost présente plusieurs caractéristiques qui justifient son choix pour la prédiction du défaut de crédit des particuliers : ⁸³

Tableau n° 5 : caractéristique du modèle XGBoost.

Caractéristique	Description
Gestion des valeurs manquantes	XGBoost traite automatiquement les données incomplètes, sans nécessiter de prétraitement manuel.
Sélection automatique des variables	L'algorithme identifie les variables les plus déterminantes dans la prédiction (revenus, historique, montant du crédit, etc.).
Régularisation native	L'intégration des mécanismes L1 et L2 limite le surapprentissage, essentiel lorsque les données disponibles sont limitées.
Performances élevées	XGBoost surpasse fréquemment les méthodes statistiques classiques sur les problèmes de classification binaire (défaut / non-défaut).

Source: conception personnelle basée sur les théories de Chen Tianqi, Guestrin Carlos (2016), « XGBoost: A Scalable Tree Boosting System », Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16), pp. 785–794.

2.4. Comparaison avec d'autres méthodes :

Afin de justifier le choix de XGBoost comme modèle de prédiction du défaut de crédit, il convient de le situer par rapport aux méthodes les plus couramment utilisées dans la littérature du risque bancaire, qu'elles soient issues de la statistique classique, comme la régression logistique, ou de l'apprentissage automatique, comme l'arbre de décision et la forêt aléatoire.

⁸³ Géron Aurélien (2019), Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow, 2ème édition, O'Reilly Media, p. 185.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Le tableau suivant présente une comparaison de ces méthodes selon plusieurs critères déterminants pour notre problématique.

Tableau n° 6: Analyse comparative des méthodes de modélisation.

Méthode	Précision	Interprétabilité
Régression logistique	Modérée	Élevée
Arbre de décision	Modérée	Élevée
Forêt aléatoire	Élevée	Faible
XGBoost	Très élevée	Modérée

Source : Conception personnelle basée sur les théories de Hastie Trevor, Tibshirani Robert & Friedman Jerome (2009), *The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction*, 2^{ème} édition, New York, États-Unis, p. 305.

Ce tableau comparatif met en évidence les raisons pour lesquelles XGBoost s'impose comme le choix le plus adapté à notre problématique de prédiction du défaut de crédit, dans une perspective de finance digitale appliquée au management bancaire :

- **Régression logistique :** bien qu'elle constitue un outil de référence historique dans l'analyse du risque bancaire, elle présente une précision limitée dès lors que les relations entre les variables explicatives et le défaut de crédit sont non linéaires ; ce qui est fréquemment le cas dans les portefeuilles de crédit réels.
- **Arbre de décision simple :** il souffre d'un problème majeur de surapprentissage, car il tend à mémoriser les données d'entraînement plutôt qu'à généraliser sur de nouvelles observations, ce qui le rend insuffisant pour un système de scoring bancaire fiable et opérationnel.
- **Forêt aléatoire :** elle améliore significativement la précision en combinant plusieurs arbres de manière parallèle, mais elle ne bénéficie pas du mécanisme de correction séquentielle des erreurs propre au Boosting, ce qui la rend légèrement moins performante que XGBoost sur les problèmes de classification binaire déséquilibrée ; situation typique des bases de données bancaires où les emprunteurs défaillants sont minoritaires par rapport aux clients sains.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.5. Justification de choix de XGBoost comme modèle de prédiction :

XGBoost se distingue de ces trois méthodes par une combinaison unique d'atouts particulièrement adaptés aux exigences du management moderne des risques bancaires : une précision prédictive supérieure grâce au Boosting par gradient, une régularisation intégrée qui prévient le surapprentissage, et une capacité à hiérarchiser les variables les plus déterminantes du risque de défaut. Dans le cadre de la finance digitale, cette dernière fonctionnalité revêt une importance stratégique : elle permet aux décideurs bancaires d'identifier les facteurs de risque clés et d'alimenter des tableaux de bord d'aide à la décision.

Un avantage supplémentaire réside dans sa capacité à traiter simultanément des variables de nature hétérogène. Notre base de données intègre à la fois des variables quantitatives (montant du crédit, durée de remboursement, taux d'endettement) et des variables qualitatives (situation professionnelle, situation familiale, type de crédit). Contrairement à la régression logistique qui impose un encodage préalable rigoureux des variables qualitatives, XGBoost s'adapte à la structure des données sans exiger de transformation complexe, et traite avec la même efficacité une variable exprimée en milliers de dinars et une variable binaire (0/1), sans normalisation préalable. Cette flexibilité algorithmique, combinée à ses performances prédictives, confirme la pertinence du choix de XGBoost et illustre comment les outils de l'intelligence artificielle s'intègrent désormais au cœur du management des banques, en soutien aux fonctions de contrôle du risque, de conformité réglementaire (Bâle II/III) et de stratégie d'octroi de crédit.

3. Présentation et analyse des données et des variables d'étude :

À la lumière des fondements théoriques exposés, nous présentons à présent la démarche empirique en détail, en commençant par la description de la base de données et des variables retenues.

3.1. Description de la base de données :

La base de données utilisée dans cette étude concerne les emprunteurs particuliers de la BEA ayant bénéficié d'un crédit.

Elle comprend 11338 observations, représentant l'ensemble des dossiers exploités pour l'analyse du risque de défaut.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

L'ensemble des données est extrait du système d'information de la banque et contient à la fois des variables quantitatives et qualitatives décrivant le profil des emprunteurs.

3.1.1. Description des variables :

Dans le cadre de cette étude, un ensemble de variables explicatives a été retenu afin d'analyser et de prévoir le risque de défaut des emprunteurs particuliers.

La base de données utilisée comprend dix 10 variables explicatives, notées de X1 à X10, ainsi qu'une variable dépendante Y. Les variables explicatives reflètent les caractéristiques des emprunteurs et des crédits, tandis que la variable dépendante Y représente le classement du risque de défaut.

Dans ce qui suit, nous présentons les différentes variables utilisées dans cette étude, en précisant pour chacune leur nature et leur contribution à l'analyse du risque de défaut des emprunteurs particuliers.

3.1.1.1. Les classes de créances ou le défaut : Y (Variable dépendante)

La variable dépendante retenue dans cette étude est la classe de créance des emprunteurs particuliers, allant de C0 à C3. Il s'agit d'une variable qualitative ordinale représentant le niveau de risque de crédit, où C0 correspond aux créances saines et C3 aux situations de défaut.

Conformément à la réglementation prudentielle en vigueur (Banque d'Algérie), les créances sont classées selon leur niveau de risque de crédit en plusieurs catégories, de C0 à C3^{.84}

- **C0 : Créances courantes** : Il s'agit de créances dont le recouvrement intégral dans les délais contractuels est jugé assuré.
- **C1 : Créances à problèmes potentiels** : Caractérisées par un impayé dont l'échéance dépasse généralement 90 jours.
- **C2 : Créances très risquées** : Cette catégorie regroupe les créances dont l'échéance est impayée depuis environ 180 jours, traduisant un risque élevé de non-recouvrement.

⁸⁴ Règlement n°2014-03 du 16 février 2014 relatif au classement et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

- **C3 : Créances compromises** : Elle concerne les créances fortement dégradées, avec un impayé supérieur à 360 jours, pour lesquelles le recouvrement est jugé incertain.

➤ Transformation de la variable dépendante :

Afin de faciliter la modélisation du risque de défaut, une transformation binaire de la variable dépendante a été effectuée :

- 0 : Emprunteur non risqué (C0) c'est-à-dire que le client est considéré comme solvable et le remboursement du crédit est jugé probable.
- 1 : Emprunteur risqué (C1, C2, C3) = le client présente un risque de non-remboursement.

3.1.1.2. Âge : X1

Variable quantitative représentant l'âge de l'emprunteur. Elle permet d'apprécier la stabilité financière et la capacité de remboursement, certaines tranches d'âge étant généralement associées à un risque plus ou moins élevé.

3.1.1.3. Genre : X2

Variable qualitative indiquant le sexe de l'emprunteur. Elle permet d'analyser d'éventuelles différences de comportement en matière de remboursement.

3.1.1.4. Profession : X3

Variable qualitative décrivant la catégorie socioprofessionnelle de l'emprunteur. Elle constitue un indicateur important de la stabilité des revenus et du niveau de risque.

3.1.1.5. Situation matrimoniale : X4

Variable qualitative représentant la situation personnelle ou familiale de l'emprunteur. Elle peut influencer la capacité de gestion des charges financières.

3.1.1.6. Type de crédit : X5

Variable qualitative indiquant la nature du crédit (consommation, immobilier, etc.). Certains types de crédits présentent des niveaux de risque différents.

3.1.1.7. Durée de crédit : X6

Variable quantitative correspondant à la durée de remboursement. Une durée plus longue peut accroître le risque de défaut en raison de l'incertitude future.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

3.1.1.8. Montant du crédit : X7

Variable quantitative représentant le montant accordé. Des montants élevés peuvent augmenter le risque en cas de difficultés financières.

3.1.1.9. Impayé : X8

Variable binaire indiquant l'existence d'incidents de paiement (1 : oui, 0 : non). Elle constitue un indicateur direct du comportement de remboursement.

3.1.1.10. Pénalité de retard : X9

Variable binaire signalant la présence de pénalités liées à des retards de paiement. Elle reflète également le comportement financier de l'emprunteur.

3.1.1.11. Revenu : X10

Variable quantitative représente le revenu mensuel de l'emprunteur. Elle constitue un indicateur essentiel de sa capacité de remboursement et contribue à l'évaluation de sa solvabilité.

3.2. Nettoyage et traitement préalable des données :

Avant d'entamer toute analyse statistique ou modélisation, une attention particulière a été accordée aux étapes de nettoyage et de prétraitement des données. Ces opérations sont essentielles afin d'assurer la qualité, la cohérence et la fiabilité du jeu de données final.

Dans un premier temps, une vérification approfondie a été réalisée pour identifier les valeurs manquantes, les incohérences et les éventuelles erreurs de saisie. Les observations incomplètes ont été traitées soit par suppression, soit par imputation, selon leur importance et leur impact sur l'analyse. Par la suite, les valeurs aberrantes ont été détectées et examinées afin de décider de leur maintien ou de leur exclusion.

Ensuite, les variables ont été harmonisées et transformées lorsque cela était nécessaire, notamment à travers des opérations de normalisation, de codage des variables qualitatives et de création de nouvelles variables pertinentes. Ce processus a permis d'améliorer la lisibilité et l'exploitation des données.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Enfin, ce travail de prétraitement a abouti à l'obtention d'un jeu de données propre, structuré et prêt à être utilisé dans le cadre de la modélisation, garantissant ainsi la robustesse et la pertinence des résultats obtenus.

3.2.1. Traitement des valeurs manquantes :

Dans le cadre du prétraitement des données, les valeurs manquantes ont été identifiées à l'aide du logiciel R. Afin de garantir la qualité et la cohérence de l'analyse, le choix a été fait de supprimer les observations contenant des valeurs manquantes.

Cette opération a été réalisée à l'aide de la fonction `na.omit()`, qui permet d'éliminer automatiquement toutes les lignes comportant au moins une valeur manquante. Ce choix se justifie par le fait que la proportion de données manquantes était relativement faible, ce qui permet de limiter la perte d'information tout en assurant la fiabilité des résultats.

Ainsi, le jeu de données final utilisé pour la modélisation ne contient plus de valeurs manquantes, garantissant une meilleure robustesse des analyses effectuées.

Il convient toutefois de préciser que, bien que certains algorithmes comme XGBoost puissent gérer automatiquement les valeurs manquantes, un traitement préalable reste nécessaire afin de garantir la qualité du jeu de données et d'éviter l'introduction de biais potentiels.

3.2.2. Détection et traitement des valeurs aberrantes :

Dans le processus de prétraitement, un intérêt particulier a été porté à la détection des valeurs aberrantes. Ces dernières correspondent à des observations extrêmes qui s'écartent significativement du comportement général des données et qui peuvent influencer les résultats de l'analyse.

La détection des valeurs aberrantes a été réalisée à l'aide d'outils graphiques, notamment les boxplots, permettant de visualiser les observations atypiques. Après identification, ces valeurs ont été examinées afin de déterminer si elles résultaient d'erreurs de saisie ou si elles représentaient des cas réels.

En fonction de leur nature, certaines valeurs aberrantes ont été conservées lorsqu'elles reflétaient des situations réelles, tandis que d'autres ont été supprimées afin d'éviter toute

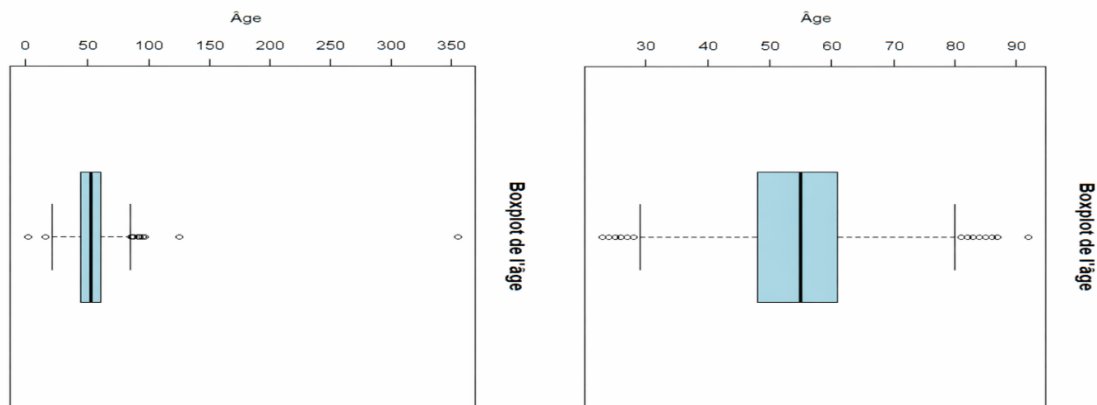
Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

distorsion des résultats. Ce traitement a permis d'améliorer la qualité et la fiabilité du jeu de données utilisé pour la modélisation.

- Boxplots (Boîte à moustache) sont des graphiques qui représentent la distribution d'une variable à partir de la médiane, des quartiles Q1 et Q3, ainsi que des valeurs extrêmes. Les points isolés situés en dehors de la boîte sont généralement considérés comme des valeurs aberrantes.

Dans notre cas, la présence de certaines valeurs extrêmes a été observée à travers l'analyse des boxplots réalisés sur l'ensemble des variables du jeu de données. Par exemple, certaines variables financières telles que le revenu ou le montant du crédit présentaient des valeurs très éloignées de la distribution générale. Après vérification, ces observations ont été conservées lorsqu'elles correspondaient à des situations réelles du portefeuille de clients, et supprimées lorsqu'elles résultaient d'erreurs de saisie ou d'anomalies manifestes. À titre d'illustration, le boxplot de la variable « âge » est présenté ci-dessous.

Figure n° 13 : La distribution de l' 'Âge ' avant et après traitement des valeurs aberrantes.



Source : Conception personnelle à partir la base de données, réalisée sous le langage R.

- Au terme de ce processus de nettoyage, 8 994 observations sur les 11 338 initiales ont été conservées pour la phase de modélisation.

3.3. Analyse exploratoire des données (AED) :

L'analyse exploratoire des données constitue une étape essentielle dans le processus de modélisation. Elle permet de mieux comprendre la structure des données, d'identifier les

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

tendances générales, de détecter d'éventuelles anomalies et d'examiner les relations entre les variables explicatives et la variable cible.

Dans cette étude, l'analyse exploratoire a été réalisée à l'aide du logiciel R, en mobilisant des outils statistiques descriptifs, des représentations graphiques, des matrices de corrélation ainsi que des tests de significativité, afin d'évaluer la pertinence des variables explicatives vis-à-vis du risque de défaut et d'orienter leur sélection pour la modélisation.

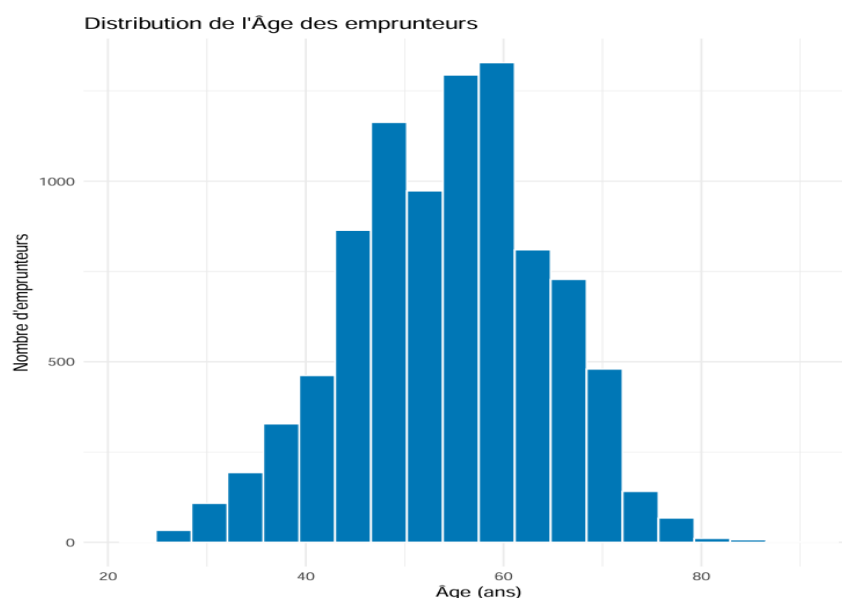
3.3.1. Analyse des variables quantitatives :

Les variables quantitatives, notamment l'âge des emprunteurs X1, la durée du crédit X6, le montant du crédit X7 et le revenu X10, ont été analysées à l'aide d'indicateurs statistiques, de représentations graphiques telles que les histogrammes. Ces analyses permettent d'examiner la distribution des variables, d'évaluer leur dispersion et d'étudier leur relation avec la variable cible.

3.3.1.1. Analyse de l'âge des emprunteurs :

Afin d'examiner la distribution de l'âge des emprunteurs, une analyse descriptive a été réalisée à l'aide d'un histogramme et d'indicateurs statistiques.

Figure 14 : La distribution de l'âge des emprunteurs.



Source : Conception personnelle à partir la BDD, réalisée sous le langage R.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

L'histogramme de distribution met en évidence une concentration plus importante des emprunteurs entre 45 et 65 ans, avec un pic autour de 55–60 ans, ce qui suggère une distribution relativement unimodale et proche d'une forme symétrique, malgré une légère dispersion aux extrémités.

Ces résultats indiquent que la population étudiée est majoritairement composée d'emprunteurs d'âge moyen à relativement élevé, ce qui pourrait constituer un facteur explicatif pertinent dans l'analyse du risque de défaut.

Afin de compléter l'analyse graphique, une analyse descriptive des variables quantitatives a été réalisée à l'aide d'indicateurs statistiques tels que la moyenne, la médiane, les valeurs extrêmes et l'écart-type.

Tableau n° 7 : Statistiques descriptives de la variable X1.

Statistique	Valeur
Minimum	23,00
1er Quartile (Q1)	48,00
Médiane	55,00
Moyenne	54,36
3ème Quartile (Q3)	61,00
Maximum	92,00
Écart-type	10,003
Étendue (Max – Min)	69,00
Coefficient de variation (CV)	18,4 %

Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Les statistiques descriptives confirment cette observation :

- L'âge minimum est de 23 ans et le maximum atteint 92 ans, ce qui montre une forte hétérogénéité des profils.
- La moyenne (54,36 ans) est proche de la médiane (55 ans), ce qui confirme une distribution relativement symétrique.
- L'écart-type de 10,00 indique une dispersion modérée autour de la moyenne.

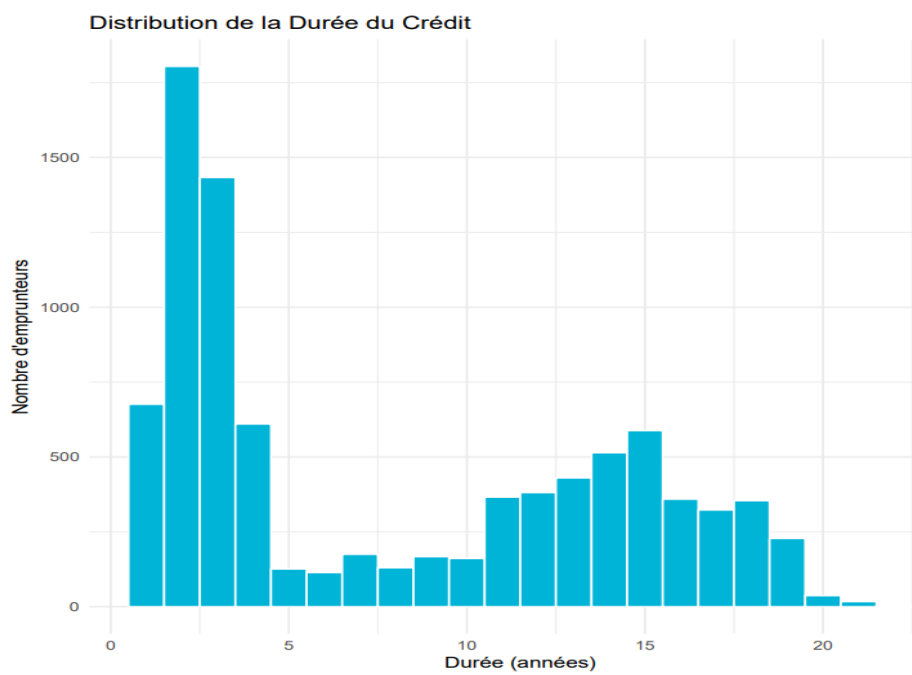
Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

Ainsi, la variable âge ne présente pas de déséquilibre majeur et peut être considérée comme bien répartie dans l’échantillon, ce qui la rend pertinente pour l’analyse du risque de défaut dans le cadre de la modélisation.

3.3.1.2. Analyse de la durée du crédit :

L'analyse de la variable X6 (durée du crédit) s'appuie sur un histogramme de distribution et des statistiques descriptives, dont les résultats sont présentés ci-après.

Figure 15 : La distribution de la durée du crédit.



Source : Elaboration personnelle à partir la base de données, réalisée sous le R.

L'histogramme de distribution de la durée du crédit met en évidence une distribution bimodale avec deux concentrations distinctes : un premier pic très prononcé entre 2 et 3 ans, regroupant plus de 1 700 emprunteurs, et un second pic secondaire autour de 14–15 ans, avec environ 500 à 560 emprunteurs. Cette forme bimodale suggère l'existence de deux profils d'emprunteurs bien distincts dans le portefeuille de la BEA : des crédits à court terme et des crédits à moyen-long terme.

Tableau n° 8 : Statistiques descriptives de la variable X6.

Statistique	Valeur
-------------	--------

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Minimum	1,000
1 ^{er} Quartile (Q1)	2,000
Médiane	4,000
Moyenne	7,892
3 ^{ème} Quartile (Q3)	14,000
Maximum	22,000
Écart-type	6,095
Étendue (Max – Min)	21,000
Coefficient de variation (CV)	77,2 %

Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

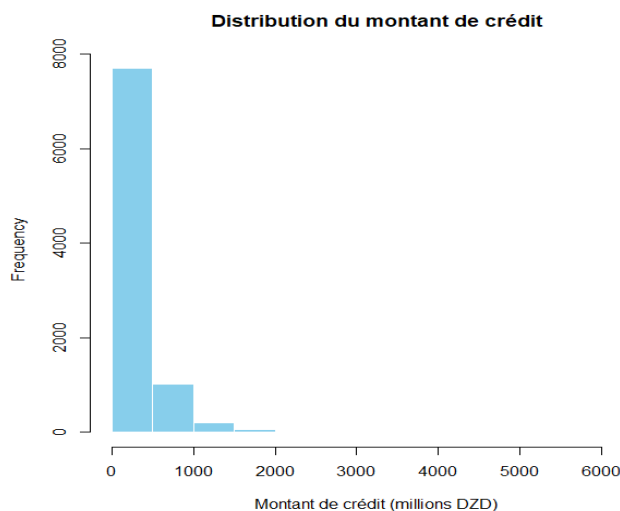
Les statistiques descriptives confirment et enrichissent cette observation :

- La durée minimale est de 1 an et la maximale de 22 ans, ce qui révèle une forte hétérogénéité des de crédit dans l'échantillon.
- La moyenne (7,89 ans) est nettement supérieure à la médiane (4 ans), ce qui confirme une distribution asymétrique à droite les crédits de longue durée tirent la moyenne vers le haut malgré leur moindre fréquence.
- L'écart-type de 6,10 est relativement élevé par rapport à la médiane, ce qui traduit une forte dispersion des durées autour de la moyenne et confirme l'hétérogénéité du portefeuille.

3.3.1.3. Analyse du montant de crédit :

L'analyse de la variable X7 (montant du crédit) s'appuie sur un histogramme de distribution et des statistiques descriptives, dont les résultats sont présentés ci-après.

Figure 16 : La distribution du montant du crédit.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

L'histogramme met en évidence une distribution fortement asymétrique à droite, avec une concentration très marquée des emprunteurs pour des montants faibles à modérés, inférieurs à 5 millions DZD. Le pic principal dépasse 3 800 emprunteurs pour la première tranche, puis décroît rapidement. Au-delà de 15 millions DZD, les effectifs deviennent quasi nuls, ce qui indique que les crédits de très grand montant restent très rares dans le portefeuille. Cette distribution en « queue longue » est caractéristique des distributions de montants de crédit dans les portefeuilles bancaires.

Tableau n° 9 : Statistiques descriptives de la variable X7.

Statistique	Valeur (DA)
Minimum	56 710
1er Quartile (Q1)	269 100
Médiane	1 160 000
Moyenne	2 300 000
3ème Quartile (Q3)	3 000 000
Maximum	60 880 000
Écart-type	3 269 366,98
Étendue (Max – Min)	60 879 432,90
Coefficient de variation (CV)	142,1 %

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

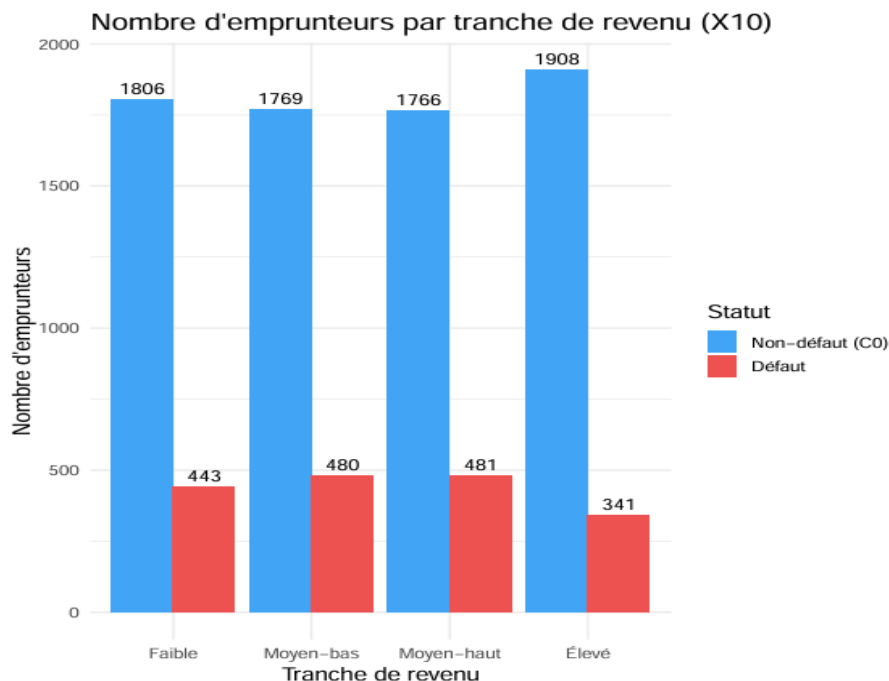
Les statistiques descriptives confirment cette forte asymétrie :

- Le montant minimum est de 56 710 DZD et le maximum atteint 60,88 millions DZD, révélant une extrême hétérogénéité des profils d'emprunteurs.
- La moyenne (2 300 000 DZD) est très largement supérieure à la médiane (1 160 000 DZD), ce qui confirme une distribution asymétrique à droite quelques crédits de très grand montant tirent fortement la moyenne vers le haut.
- L'écart-type de 3 269 366,98 DZD est supérieur à la moyenne elle-même, ce qui traduit une dispersion extrêmement élevée et une forte variabilité des montants octroyés.

3.3.1.4. Analyse du revenu :

L'analyse de la variable X10 (revenu mensuel de l'emprunteur) s'appuie sur un graphique en barres par tranches de revenu et des statistiques descriptives, dont les résultats sont présentés ci-après.

Figure 17 : La distribution de revenu des emprunteurs.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Le graphique représente le nombre d'emprunteurs en défaut et en non-défaut selon quatre tranches de revenu. On observe une répartition relativement homogène des effectifs entre les quatre tranches, avec des effectifs de non-défaut oscillant entre 1 766 et 1 908 emprunteurs par tranche. Toutefois, une tendance notable se dégage : le taux de défaut diminue sensiblement dans la tranche la plus élevée (revenu élevé), avec seulement 341 défauts contre 480–481 dans les tranches intermédiaires. Cela suggère qu'un revenu plus élevé constitue un facteur protecteur contre le risque de défaut.

Tableau n° 10 : Statistiques descriptives de la variable X10.

Statistique	Valeur (DA)
Minimum	10 000
1er Quartile (Q1)	39 880
Médiane	49 049
Moyenne	57 729
3ème Quartile (Q3)	60 534
Maximum	433 455
Écart-type	36 847,34
Étendue (Max – Min)	423 455
Coefficient de variation (CV)	63,8 %

Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Les statistiques descriptives apportent un éclairage complémentaire :

- Le revenu minimum est de 10 000 DZD et le maximum atteint 433 455 DZD, révélant une hétérogénéité notable des niveaux de revenus au sein de l'échantillon.
- La moyenne (57 729 DZD) est supérieure à la médiane (49 049 DZD), ce qui indique une légère asymétrie à droite, quelques emprunteurs à revenus élevés tirent la moyenne vers le haut.
- L'écart-type de 36 847 DZD représente environ 64% de la moyenne, ce qui traduit une dispersion modérée à élevée autour de la tendance centrale.

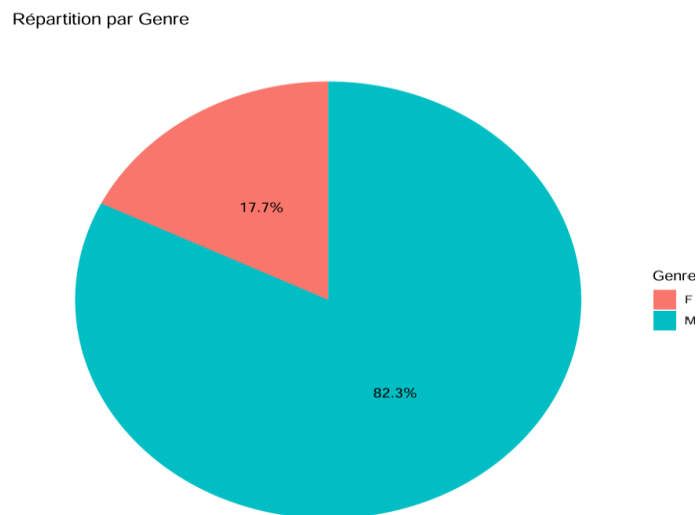
3.3.2. Analyse des variables qualitatives :

Les variables qualitatives, notamment le sexe de l'emprunteur X2, la profession X3, la situation familiale X4, le type de crédit X5, l'impayé X8 et la pénalité de retard X9, ont été analysées à l'aide de tableaux de fréquences et de représentations graphiques telles que les diagrammes en barres et les graphiques en secteurs. Ces analyses permettent d'examiner la répartition des modalités au sein de l'échantillon, d'identifier les catégories dominantes et d'étudier leur association avec la variable cible à travers le taux de défaut observé par modalité.

3.3.2.1. Analyse de genre :

L'analyse de la variable X2 (genre) s'appuie sur un diagramme circulaire représentant la répartition des emprunteurs selon leur sexe au sein de l'échantillon étudié.

Figure 18 : La distribution des emprunteurs selon le genre.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

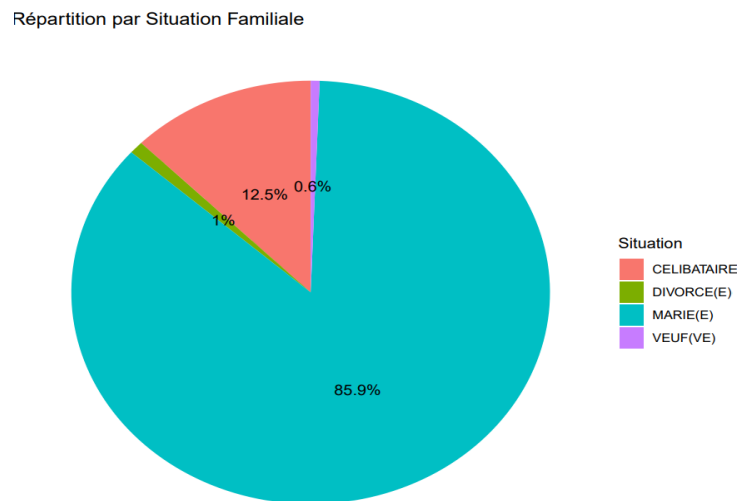
Le diagramme en secteurs met en évidence un déséquilibre structurel très prononcé entre les deux modalités de la variable genre. Les emprunteurs de sexe masculin représentent 82,3% de l'échantillon, soit une très large majorité, tandis que les emprunteurs de sexe féminin ne constituent que 17,7% des dossiers de crédit. Cette répartition asymétrique reflète une réalité socio-économique propre au contexte algérien, où l'accès au crédit bancaire reste encore majoritairement le fait des hommes, en lien avec des facteurs structurels tels que le taux d'activité féminine et les pratiques culturelles en matière d'endettement.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

3.3.2.2. Analyse de la situation familiale :

L'analyse de la variable X4 (situation familiale) s'appuie sur un diagramme circulaire représentant la répartition des emprunteurs selon leur statut matrimonial au sein de l'échantillon étudié.

Figure 19 : La distribution des emprunteurs selon la situation familiale.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

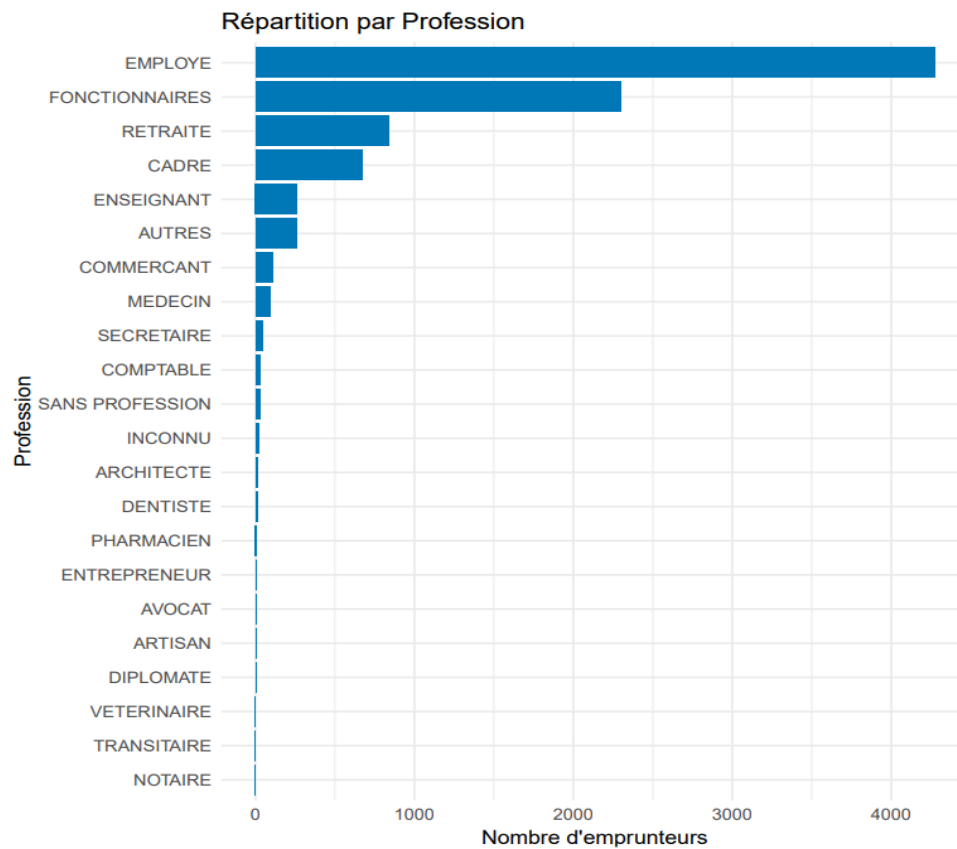
Le diagramme circulaire révèle une domination très nette de la modalité « Marié(e) », qui représente 85,9% de l'ensemble des emprunteurs. Les célibataires constituent la deuxième modalité avec 12,5%, tandis que les divorcé(e)s et les veuf(ve)s demeurent marginaux, représentant respectivement 1% et 0,6% de l'échantillon. Cette répartition traduit une structure socio-démographique cohérente avec le profil typique de l'emprunteur algérien, où le statut marié est largement prédominant dans l'accès au crédit bancaire.

3.3.2.3. Analyse de la profession :

L'analyse de la variable X3 (profession) s'appuie sur un diagramme en barres horizontales et un tableau de fréquences, permettant d'identifier la répartition des catégories socioprofessionnelles au sein de l'échantillon étudié.

Figure 20 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs par profession.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie



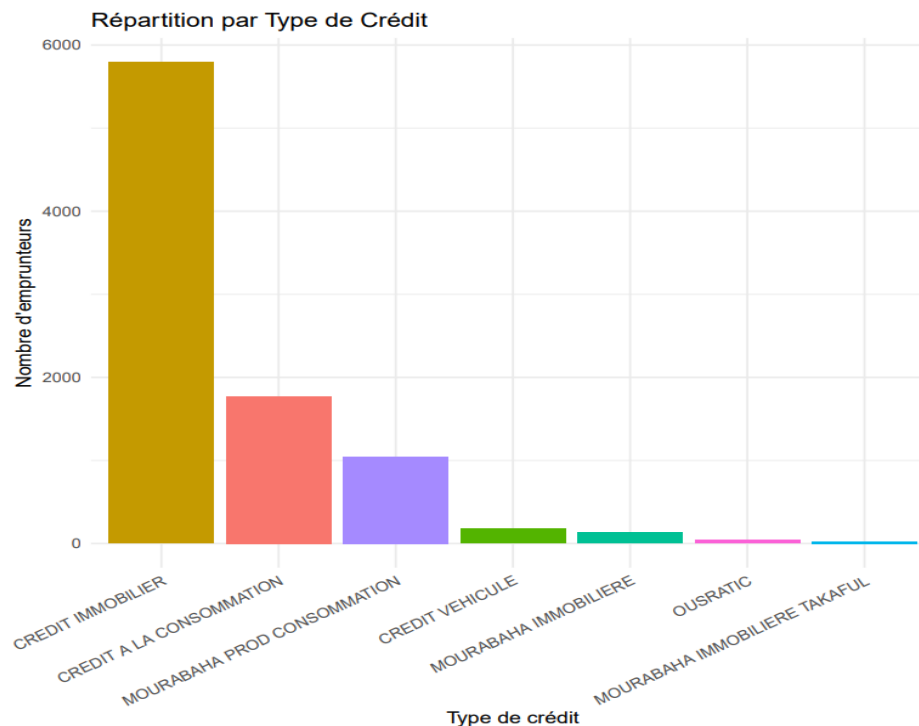
Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Le diagramme en barres met en évidence une forte concentration des emprunteurs autour de deux catégories dominantes. Les employés constituent de loin la catégorie la plus représentée avec 4 274 emprunteurs, suivis des fonctionnaires avec 2 300 emprunteurs. Ces deux catégories à elles seules représentent la majorité du portefeuille. Les retraités (836) et les cadres (672) forment un second groupe intermédiaire, tandis que toutes les autres professions enseignants, commerçants, médecins, secrétaires, comptables, etc. restent marginalement représentées, avec des effectifs inférieurs à 300. Des professions telles que notaire, transitaire, vétérinaire ou diplomate ne comptent que 1 à 3 individus dans l'échantillon.

3.3.2.4. Analyse des types de crédit :

L'analyse de la variable X5 (type de crédit) s'appuie sur un diagramme en barres, permettant d'examiner la répartition des différents produits bancaires au sein du portefeuille étudié.

Figure 21 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs par type de crédit.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

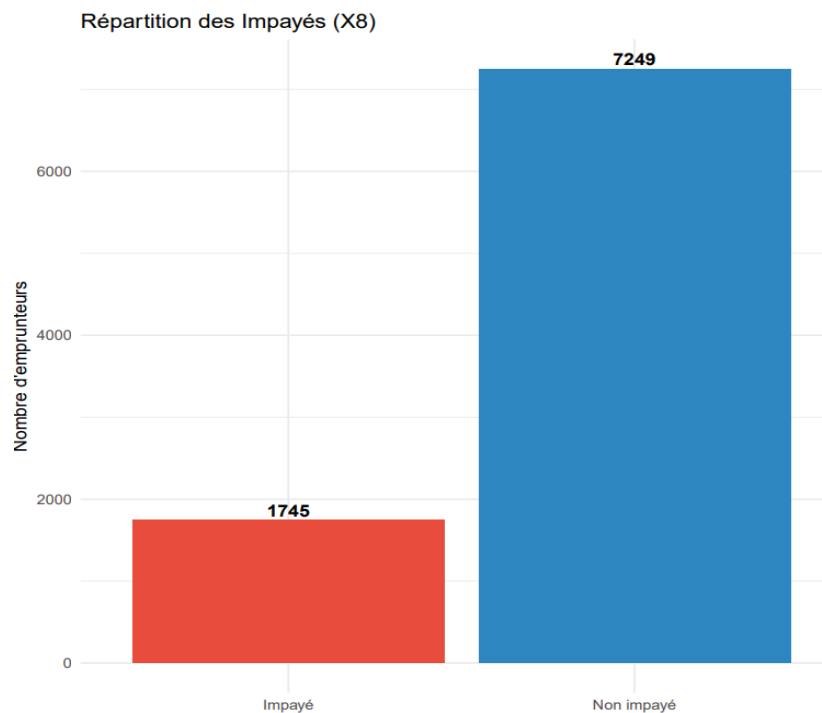
Le diagramme en barres met en évidence une domination très nette du crédit immobilier, qui représente la modalité la plus fréquente avec 5794 emprunteurs, soit près de 64% du portefeuille total. Le crédit à la consommation arrive en deuxième position avec 1771 observations, suivi de la Mourabaha Prod Consommation avec 1047 cas, reflétant la montée en puissance des produits de finance islamique au sein de la BEA. Les autres modalités crédit véhicule (177), Mourabaha Immobilière (135), Ousratic (44) et Mourabaha Immobilière Takaful (26) demeurent très marginalement représentées dans le portefeuille.

3.3.2.5. Analyse des impayés :

L'analyse de la variable X8 (présence d'impayés) s'appuie sur un diagramme en barres représentant la répartition des emprunteurs selon leur situation vis-à-vis des échéances impayées au sein du portefeuille étudié.

Figure 22 : La distribution illustrant la répartition des impayés.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie



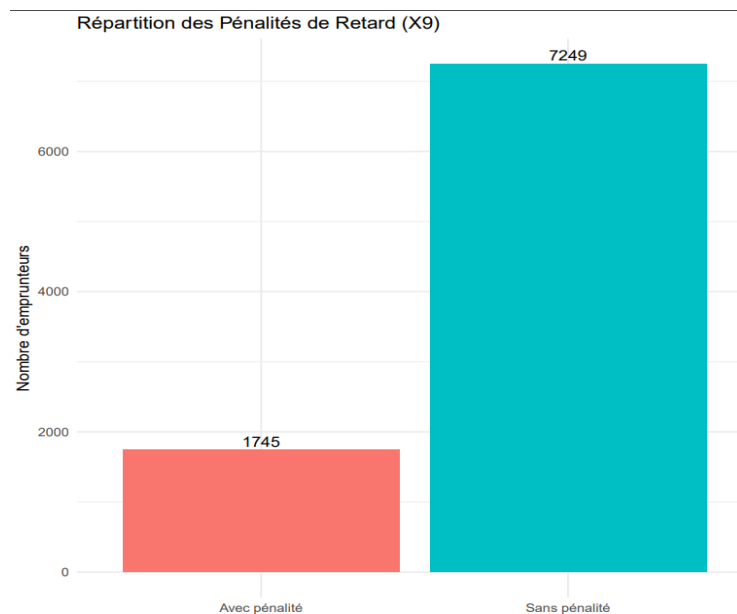
Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Le diagramme en barres révèle une répartition nettement déséquilibrée entre les deux modalités de la variable. Les emprunteurs sans impayés représentent 7249 cas, soit environ 80,6% du portefeuille, tandis que les emprunteurs ayant enregistré des impayés s'élèvent à 1745, représentant 19,4% de l'échantillon total. Ce déséquilibre est caractéristique des portefeuilles de crédit bancaire et reflète une situation où la majorité des emprunteurs honorent leurs engagements de remboursement.

3.3.2.6. Analyse de pénalité de retard :

L'analyse de la variable X9 (pénalités de retard) s'appuie sur un diagramme en barres représentant la répartition des emprunteurs selon qu'ils ont ou non été soumis à des pénalités de retard dans le remboursement de leur crédit.

Figure 23 : La distribution illustrant la répartition des pénalités de retard.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

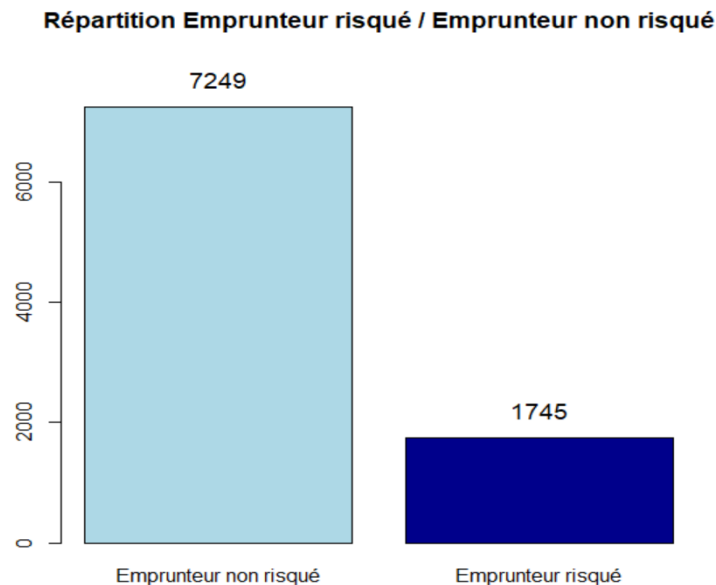
Le diagramme en barres présente une répartition identique à celle de la variable X8 (impayés), avec exactement 7249 emprunteurs sans pénalité et 1745 emprunteurs avec pénalité, soit respectivement 80,6% et 19,4% du portefeuille. Cette correspondance parfaite entre X8 et X9 n'est pas surprenante, car les pénalités de retard sont généralement la conséquence directe des impayés : tout emprunteur ayant enregistré des impayés se voit automatiquement appliquer des pénalités de retard selon les conditions contractuelles du crédit.

3.3.3. Analyse de la variable dépendante :

L'analyse de la variable cible Y (classe de risque) s'appuie sur un diagramme en barres représentant la répartition des emprunteurs entre la catégorie non risquée et la catégorie risquée au sein du portefeuille étudié.

Figure 24 : La distribution illustrant la répartition des emprunteurs selon le niveau de risque.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous R.

Le diagramme en barres met en évidence un déséquilibre significatif entre les deux classes de la variable cible. Les emprunteurs non risqués (C0) représentent 7249 observations, soit environ 80,6% de l'échantillon total, tandis que les emprunteurs risqués ne comptent que 1745 cas, soit 19,4%. Ce déséquilibre est caractéristique des portefeuilles de crédit bancaire et reflète une situation normale où la majorité des emprunteurs honorent leurs engagements financiers.

3.3.4. Tests de significativité :

Dans le cadre de l'analyse exploratoire des données, des tests de significativité ont été réalisés afin d'examiner l'existence d'une relation statistique entre certaines variables explicatives et la variable cible. Cette étape constitue un outil complémentaire aux analyses descriptives et graphiques, permettant d'approfondir la compréhension des données et d'identifier d'éventuelles associations entre les variables.

Il est important de souligner que cette démarche est optionnelle dans le cadre d'une analyse exploratoire des données (AED) et qu'elle n'est pas une étape obligatoire dans le processus de modélisation par l'algorithme XGBoost. En effet, XGBoost ne repose pas sur des hypothèses de significativité statistique pour la sélection des variables, celle-ci étant effectuée automatiquement au cours de l'apprentissage du modèle.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Ainsi, les tests de significativité ont été utilisés principalement à des fins d'interprétation et d'orientation de l'analyse, et non comme critère strict de sélection des variables. Ils permettent de mieux comprendre les relations potentielles entre les variables explicatives et le risque de défaut, sans exclure systématiquement les variables non significatives afin de préserver la richesse de l'information pour la phase de modélisation.

3.3.4.1. Variables quantitatives : Test de Student :

Le test de Student a été utilisé afin de comparer les moyennes des variables quantitatives selon les modalités de la variable cible (emprunteur risqué / non risqué). Ce test permet d'évaluer si les différences observées entre les deux groupes sont statistiquement significatives.

L'hypothèse nulle (H_0) stipule qu'il n'existe aucune différence significative entre les moyennes des deux groupes, tandis que l'hypothèse alternative (H_1) suppose l'existence d'une différence significative :

- $H_0 : \mu_0 = \mu_1$ (les moyennes sont égales).
- $H_1 : \mu_0 \neq \mu_1$ (les moyennes sont différentes).

Où μ_0 représente la moyenne des emprunteurs non risqués et μ_1 celle des emprunteurs risqués.

Il a été appliqué aux principales variables quantitatives de l'étude, notamment l'âge, la durée du crédit, le montant du crédit et le revenu, afin d'identifier d'éventuelles disparités entre les profils des emprunteurs.

Les résultats obtenus permettent de mettre en évidence les variables présentant une différence significative entre les deux classes de risque, ce qui suggère une association potentielle entre ces caractéristiques et le comportement de remboursement.

Afin de synthétiser les résultats des tests de Student appliqués aux variables quantitatives, le tableau ci-dessous présente les principales variables étudiées ainsi que la nature de leur test statistique et leur niveau de significativité vis-à-vis de la variable cible.

Tableau n° 11 : Résumé des tests de Student sur les variables quantitatives.

Variable	T -statistique	P -value	Intervalle de confiance (95%)	Significativité
----------	----------------	----------	-------------------------------	-----------------

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

X1	-15.622	2.2e-16	[-4.532454 ; -3.521542]	Hautement significative
X10	5.5139	3.79e-08	[3052.458 ; 6421.263]	Hautement significative
X6	22.895	2.2e-16	[3.079523 ; 3.656403]	Hautement significative
X7	33.344	2.2e-16	[177122029 ; 199249905]	Hautement significative

Source : Élaboration personnelle à partir des résultats des tests de Student réalisés sous le logiciel R.

Les résultats du test de Student montrent que l'ensemble des variables quantitatives étudiées (X1, X6, X7 et X10) sont hautement significatives, avec des p-values largement inférieures au seuil de 5%. Cela indique que les moyennes de ces variables diffèrent significativement entre les emprunteurs risqués et non risqués. Ainsi, ces variables présentent une capacité explicative importante du risque de défaut et constituent des facteurs pertinents dans l'analyse du comportement de crédit.

3.3.4.2. Variables qualitatives : Test du Khi-deux :

Afin d'étudier l'existence d'une association entre les variables qualitatives et la variable cible, un test du Khi-deux d'indépendance a été utilisé. Ce test permet de vérifier si la répartition des modalités d'une variable qualitative est indépendante ou non du statut de l'emprunteur (risqué / non risqué).

L'hypothèse nulle (H0) stipule qu'il n'existe aucune relation entre la variable explicative et la variable cible, tandis que l'hypothèse alternative (H1) suppose l'existence d'une association statistiquement significative :

- H0 : les variables sont indépendantes (absence d'association).
- H1 : les variables sont dépendantes (existence d'une association).

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Il est particulièrement adapté aux variables catégorielles telles que le genre, la profession, la situation familiale, le type de crédit, ainsi que les variables liées au comportement de remboursement (impayés et pénalités de retard).

Les résultats de ce test permettent d'identifier les variables qualitatives présentant une relation statistiquement significative avec le risque de défaut, ce qui contribue à mieux comprendre les facteurs explicatifs du comportement des emprunteurs.

Afin de synthétiser les résultats des tests du Khi-deux appliqués aux variables qualitatives, le tableau ci-dessous présente les principales variables étudiées ainsi que les valeurs du Khi-deux, les p-values et leur niveau de significativité vis-à-vis de la variable cible.

Tableau n° 12 : Résumé des tests de Khi-deux sur les variables qualitatives.

Variable	Khi-deux (X ²)	Degrés de liberté	P -value	Décision	Significativité
X2	56.627	1	5.269e-14	Rejet H0	Hautement significative
X3	259.120	21	2.2e-16	Rejet H0	Hautement significative
X4	45.159	3	8.561e-10	Rejet H0	Hautement significative
X5	3959.400	6	2.2e-16	Rejet H0	Hautement significative
X8	8987.600	1	2.2e-16	Rejet H0	Hautement significative
X9	8987.600	1	2.2e-16	Rejet H0	Hautement significative

Source : Élaboration personnelle à partir des résultats des tests de Student réalisés sous le logiciel R.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Les résultats des tests du Khi-deux montrent que l'ensemble des variables qualitatives étudiées présentent une association statistiquement significative avec la variable cible. En effet, pour toutes les variables, la p-value est largement inférieure au seuil de 5%, conduisant au rejet de l'hypothèse nulle d'indépendance.

Cela signifie que la répartition des modalités des variables explicatives (genre, profession, situation familiale, type de crédit, impayés et pénalités de retard) dépend significativement du statut de l'emprunteur. Ces variables jouent donc un rôle important dans l'explication du risque de défaut.

Par conséquent, ces résultats confirment la pertinence des variables qualitatives dans l'analyse du comportement de remboursement et renforcent leur utilité dans la phase de modélisation prédictive.

3.3.5. Matrice de corrélation :

Dans le cadre de l'analyse des variables explicatives, il est pertinent d'examiner l'existence d'éventuels phénomènes de multicollinéarité, correspondant à une forte corrélation entre certaines variables susceptibles d'entraîner une redondance d'information.

À cet effet, la matrice de corrélation est utilisée afin d'analyser les relations linéaires entre les variables quantitatives et d'identifier les couples de variables fortement corrélées. La corrélation de Pearson est retenue pour mesurer le degré d'association entre les variables. Le coefficient de corrélation (ρ) varie entre -1 et 1 : une valeur proche de 1 indique une forte corrélation positive, une valeur proche de -1 une forte corrélation négative, tandis qu'une valeur proche de 0 traduit l'absence de relation linéaire.

Les hypothèses associées sont définies comme suit :

- $H_0 : \rho = 0 \rightarrow$ il n'existe pas de corrélation entre les deux variables.
- $H_1 : \rho \neq 0 \rightarrow$ il existe une corrélation entre les deux variables.

La règle de décision adoptée considère qu'une corrélation est jugée forte lorsque la valeur absolue du coefficient est supérieure ou égale à 0,5 ($|\rho| \geq 0,5$). Dans ce cas, une analyse est effectuée afin de conserver uniquement la variable la plus pertinente pour la modélisation et éviter toute redondance d'information.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Toutefois, il convient de préciser que la multicolinéarité ne constitue pas une contrainte majeure dans le cadre de l'utilisation de l'algorithme XGBoost, dans la mesure où les modèles basés sur les arbres de décision sont peu sensibles à ce phénomène. Par conséquent, l'analyse de la matrice de corrélation est mobilisée principalement à des fins exploratoires, afin de mieux comprendre la structure des données et d'en faciliter l'interprétation.

Ainsi, la matrice de corrélation constitue un outil complémentaire dans le processus d'analyse des données, contribuant à la compréhension des relations entre variables sans être une étape strictement déterminante pour la performance du modèle prédictif.

La figure ci-dessous présente la matrice de corrélation des variables quantitatives retenues dans l'étude.

Figure n° 25 : la matrice de corrélation des variables quantitatives retenues dans l'étude.



Source : Élaboration personnelle à partir des données traitées sous le logiciel R.

La matrice de corrélation montre les relations linéaires entre les variables X1, X6, X7 et X10. Dans cette matrice, les corrélations sont globalement faibles, ce qui indique que les variables sont relativement indépendantes les unes des autres. Par exemple, X1 et X6 ont une corrélation modérée de 0,277, indiquant une faible tendance à évoluer dans le même sens. En

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

revanche, la corrélation entre X1 et X7 est de -0,110, ce qui suggère une faible corrélation négative. Les autres paires de variables présentent également des corrélations faibles, comme entre X6 et X10 (-0,025), ce qui montre qu'il n'y a pratiquement aucune relation linéaire significative entre ces variables. En conclusion, la matrice de corrélation révèle que les variables analysées sont peu corrélées entre elles, ce qui est favorable pour éviter les problèmes de multicolinéarité et garantir la robustesse du modèle prédictif.

3.4. Transformation des variables :

3.4.1. Transformation de la variable cible :

Dans le cadre de la modélisation, une transformation des données a été effectuée à travers la création d'une nouvelle variable binaire, notée Y_binary, construite à partir de la variable initiale. Cette recodification consiste à attribuer la valeur 0 à la modalité C0, tandis que les modalités C1, C2 et C3 sont regroupées et codées par 1.

Cette transformation permet de simplifier la variable cible en une forme binaire, facilitant ainsi la mise en œuvre des méthodes de classification ainsi que l'interprétation des résultats du modèle.

La variable binaire Y_binary a été créée sous R à l'aide de la fonction ifelse().

3.4.2. Transformation des variables catégorielles en variables factorielles :

Dans le cadre du prétraitement des données, une transformation des variables catégorielles a été effectuée afin de permettre leur exploitation dans les modèles de prédiction. Cette transformation consiste à convertir les variables qualitatives en variables factorielles, compatibles avec les fonctions statistiques du logiciel R.

En effet, les variables catégorielles, telles que la profession ou la situation familiale, ont été encodées sous forme de facteurs, permettant ainsi de représenter leurs différentes modalités de manière structurée. Cette étape est essentielle pour assurer une bonne interprétation des relations entre les variables explicatives et la variable cible.

Par ailleurs, cette transformation facilite également l'application des algorithmes de machine learning, notamment XGBoost, en préparant les données pour un encodage ultérieur en variables numériques si nécessaire.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

La conversion des variables catégorielles en facteurs a été réalisée sous R à l’aide de la fonction `as.factor()`.

3.5. Sélection des variables :

À l’issue de la description initiale des variables, une phase de sélection a été réalisée afin d’identifier les variables les plus pertinentes pour la modélisation.

Sur la base de critères statistiques et méthodologiques, certaines variables ont été retenues, tandis que d’autres ont été exclues. Notamment, les variables X8 et X9 ont été supprimées en raison de :

- Variables observées après l’octroi du crédit (information post-crédit, non disponible au moment de la décision).
- Variables pouvant être une conséquence directe du défaut de paiement.
- Risque de fuite d’information (data leakage) introduisant un biais dans l’apprentissage.
- Surestimation artificielle des performances du modèle (résultats non généralisables en contexte réel).
- Non-conformité avec une utilisation opérationnelle du modèle en environnement bancaire réel.

Bien que l’algorithme XGBoost intègre des mécanismes automatiques de gestion des données, notamment en ce qui concerne les valeurs manquantes, un traitement préalable a été réalisé. En effet, les étapes de nettoyage, d’analyse exploratoire et de sélection des variables demeurent essentielles afin d’assurer la qualité du jeu de données, d’éviter les biais potentiels tels que le data leakage, et de garantir la cohérence du modèle avec les contraintes opérationnelles du secteur bancaire.

Section 03 : Résultats empiriques et analyse du risque de défaut des emprunteurs particuliers.

Dans cette section, nous procédons à la construction et à l'entraînement du modèle prédictif du risque de défaut des emprunteurs particuliers. L'objectif est de développer un modèle capable de discriminer efficacement les emprunteurs en situation de défaut de ceux présentant un comportement de remboursement sain.

À cet effet, l'analyse est réalisée à l'aide du logiciel R, en mobilisant des techniques de machine learning, notamment le modèle XGBoost. Une attention particulière est accordée aux étapes de préparation des données, à la division de l'échantillon en sous-ensembles d'apprentissage et de test, ainsi qu'au paramétrage du modèle.

Cette démarche permet d'assurer la robustesse du modèle et d'évaluer ses performances prédictives sur des données non utilisées lors de l'entraînement.

1. Construction et Entraînement du Modèle sous R :

La construction et l'entraînement du modèle représentent une étape clé dans l'analyse du risque de défaut. Ils visent à calibrer le modèle sur les données afin d'assurer une bonne capacité de prédiction.

1.1. Préparation de l'échantillon :

1.1.1. Division train/test :

Afin de construire un modèle prédictif fiable, une attention particulière a été portée à la préparation de l'échantillon. Dans un premier temps, la base de données a été divisée en deux sous-ensembles :

- Un échantillon d'apprentissage (train) utilisé pour l'entraînement du modèle.
- Un échantillon de test destiné à l'évaluation de ses performances sur des données non observées.

Un ratio de 80% pour l'apprentissage et 20% pour le test a été retenu. Ce choix se justifie par la volonté de maximiser le volume de données utilisé pour l'entraînement du modèle, tout en conservant un échantillon de test suffisant pour une évaluation fiable des performances.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Afin de garantir la représentativité des sous-échantillons, une stratification a été appliquée lors de la division des données en échantillons d'apprentissage et de test. Cette approche permet de conserver la même proportion d'observations appartenant à la classe des défauts et à celle des non-défauts dans chaque sous-ensemble, assurant ainsi une représentation cohérente de la variable cible.

Cette étape est particulièrement importante dans le cadre de l'analyse du risque de défaut, où la variable cible est généralement déséquilibrée. Elle permet d'éviter un biais de sélection et de garantir une évaluation fiable et cohérente des performances du modèle sur les données de test.

A l'issue de la division de l'échantillon, l'ensemble d'apprentissage comprend 7195 observations, soit environ 80% de la base de données, tandis que l'ensemble de test contient 1799 observations, représentant les 20% restants.

Afin d'assurer la reproductibilité des résultats, une graine aléatoire a été fixée, garantissant ainsi la stabilité des échantillons générés lors de la division des données.

1.1.2. Gestion du déséquilibre des classes :

L'analyse de la variable cible met en évidence un déséquilibre significatif entre les classes, avec une proportion nettement plus faible d'emprunteurs en situation de défaut par rapport aux emprunteurs non défaillants. Cette situation est fréquente dans les problématiques de risque de défaut, où les événements de défaut restent relativement rares.

Ce déséquilibre peut entraîner un biais dans l'apprentissage du modèle, en favorisant la classe majoritaire au détriment de la classe minoritaire. Par conséquent, le modèle risque de présenter de bonnes performances globales tout en étant moins performant dans la détection des cas de défaut, qui constituent pourtant l'objectif principal de l'analyse.

Afin de remédier à cette limite, une technique d'ajustement a été retenue. Il s'agit de la pondération des classes à travers le paramètre (`scale_pos_weight`) de l'algorithme XGBoost, qui consiste à accorder une importance plus élevée à la classe minoritaire (défaut) lors de l'apprentissage du modèle. Cette approche permet de compenser le déséquilibre initial des données sans modifier la structure de l'échantillon.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Le choix de cette méthode se justifie par son adéquation avec les modèles de type Boosting, ainsi que par sa capacité à améliorer la détection des cas de défaut dans un contexte où la classe minoritaire est particulièrement importante d'un point de vue décisionnel.

1.2. Optimisation des Hyperparamètres :

La qualité d'un modèle XGBoost repose en grande partie sur le réglage de ses hyperparamètres. Ces derniers ne sont pas appris par l'algorithme lui-même, mais fixés avant l'entraînement afin de guider le processus d'apprentissage et d'optimiser les performances prédictives.

1.2.1. Hyperparamètres clés du modèle XGBoost :

Le tableau ci-dessous présente les hyperparamètres utilisés pour l'entraînement du modèle XGBoost ainsi que leur rôle dans le processus d'apprentissage.

Tableau n° 13 : Hyperparamètres du modèle XGBoost.

Hyperparamètre	Valeur retenue	Rôle
objective	binary:logistic	Classification binaire sortie en probabilité.
eval_metric	auc	Métrique d'évaluation: AUC-ROC.
max_depth	4	Profondeur maximale des arbres.
eta	0,1	Taux d'apprentissage.
nrounds	100	Nombre d'itérations de boosting.
scale_pos_weight	4,162	Équilibrage des classes.

Source : résultat du modèle XGBoost estimé sous R.

- **Objective = "binary:logistic"** : cette fonction objective est choisie car le problème de prédiction du risque est une classification binaire (défaillant / non défaillant). Elle produit une sortie sous forme de probabilité comprise entre 0 et 1, ce qui facilite l'interprétation du score de risque.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

- **eval_metric = "auc"** : La métrique d'évaluation (eval_metric) désigne l'indicateur utilisé par XGBoost pour mesurer les performances du modèle à chaque itération d'entraînement. XGBoost propose plusieurs modalités selon le type de problème.

"auc" a été retenu car l'auc évalue la capacité discriminante du modèle indépendamment de tout seuil, ce qui en fait l'indicateur le plus adapté au scoring de crédit.
- **max_depth = 4** : une profondeur de 4 est considérée comme modérée. Elle permet au modèle de capturer des relations complexes entre les variables tout en évitant le surapprentissage, contrairement à la valeur par défaut de 6 jugée trop élevée pour ce type de données.
- **eta = 0,1** : un taux d'apprentissage de 0,1 garantit une progression stable et prudente lors du Boosting. Chaque arbre ne corrige qu'une fraction des erreurs du précédent, ce qui améliore la robustesse du modèle final.
- **nrounds = 100** : le modèle est entraîné sur 100 itérations de Boosting, chaque itération ajoutant un nouvel arbre qui corrige les erreurs des arbres précédents.
- Le paramètre scale_pos_weight a été fixé à 4.162, ce qui correspond approximativement au ratio entre la classe majoritaire et la classe minoritaire. Cette valeur permet de compenser le déséquilibre observé dans la variable cible en accordant un poids plus important aux observations appartenant à la classe des défauts.

1.2.2. Méthode d'optimisation retenue :

Les hyperparamètres du modèle XGBoost ont été fixés de manière empirique, en se basant sur des valeurs couramment utilisées dans la littérature et adaptées à la nature des données. Cette configuration permet d'obtenir un bon compromis entre performance du modèle et complexité computationnelle.

1.3. Contrôle du surapprentissage et validation du modèle :

Dans le cadre de l'entraînement du modèle XGBoost, une attention particulière a été accordée au contrôle du surapprentissage afin de garantir la capacité de généralisation du modèle sur des données non observées.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Le modèle a été entraîné sur l'échantillon d'apprentissage avec un nombre fixe d'itérations ($n_{rounds} = 100$), et évalué sur un échantillon de test indépendant. Cette séparation permet de comparer les performances du modèle sur les données d'apprentissage et sur les données de test, et ainsi d'identifier d'éventuels signes de surapprentissage.

L'analyse des performances sur les deux ensembles permet de vérifier la stabilité du modèle et sa capacité à maintenir de bonnes performances en dehors de l'échantillon d'entraînement.

Dans ce travail, aucune procédure de validation croisée k-fold ni de mécanisme d'early stopping n'a été implémentée. L'évaluation repose donc sur une approche train/test classique, couramment utilisée dans les problématiques de classification supervisée.

1.4. Construction du Score de Défaut :

Dans le cadre de cette étude, le modèle XGBoost développé sous R permet d'estimer, pour chaque emprunteur, une probabilité d'appartenance à la classe risquée, notée $P(Y_{binary} = 1|X)$, où la modalité 1 correspond à un individu en situation de défaut.

Cette probabilité constitue directement un score de risque, dans la mesure où elle est croissante avec le niveau de risque : plus la probabilité estimée est élevée, plus l'emprunteur est susceptible de présenter un défaut de remboursement. Ce choix permet de conserver une interprétation simple et opérationnelle du modèle, en cohérence avec l'objectif de prédiction du risque de défaut.

Contrairement aux approches traditionnelles de crédit scoring qui inversent l'échelle (score élevé = faible risque), le présent travail adopte une approche directe où :

- Score élevé $\rightarrow$ risque élevé de défaut,
- Score faible $\rightarrow$ faible risque de défaut.

Cette probabilité correspond à une estimation de la Probability of Default (PD), calculée à partir de la fonction logistique appliquée au score produit par le modèle XGBoost.

1.4.1. Détermination du seuil de décision :

Dans ce travail, la classification des individus en « défaillants » et « non défaillants » repose sur un seuil de décision fixé à 0,5. Ainsi, tout individu ayant une probabilité estimée de

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

défaut supérieure ou égale à 0,5 est classé comme défaillant, tandis qu'un individu présentant une probabilité inférieure à ce seuil est considéré comme non défaillant.

Ce choix correspond à une approche standard en modélisation binaire, permettant une interprétation simple et directe des résultats du modèle.

Par ailleurs, il convient de noter que des méthodes d'optimisation du seuil, telles que la maximisation de l'indice de Youden ou du F1-Score, peuvent être mobilisées afin d'améliorer les performances de classification, notamment en présence de déséquilibre des classes. Toutefois, ces approches n'ont pas été retenues dans le cadre de cette étude, car l'objectif principal étant centré sur la performance globale du modèle plutôt que sur l'optimisation fine de la règle de décision.

Afin de faciliter l'interprétation des probabilités estimées par le modèle, une grille de scoring binaire a été mise en place. Celle-ci distingue deux catégories d'emprunteurs : les individus non risqués et les individus risqués, sur la base d'un seuil de décision fixé à 0,5. Cette approche permet une prise de décision simple et cohérente avec l'objectif de classification du modèle.

Tableau n° 14 : Une grille de scoring binaire.

Score de probabilité	Classe de risque	Décision recommandée
< 0,5	Non risqué	Acceptation du crédit
≥ 0,5	Risqué	Refus ou analyse complémentaire

Source : Conception personnelle.

2. Estimation et Résultats du Modèle :

Après avoir présenté la méthodologie de construction du modèle et les étapes de préparation des données, cette partie est consacrée à l'évaluation de ses performances prédictives. L'objectif est de mesurer, à travers un ensemble d'indicateurs statistiques reconnus, la capacité du modèle à discriminer les clients solvables des clients défaillants sur l'échantillon test. Cette évaluation s'appuie sur des métriques complémentaires accuracy, Kappa, sensibilité, spécificité et Balanced Accuracy afin de porter un jugement global et nuancé sur la qualité du

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

modèle, notamment en présence d'un déséquilibre de classes caractéristique des portefeuilles de crédit bancaire.

2.1. Performance Globale du Modèle :

Les résultats suivants ont été obtenus sur l'échantillon test après estimation du modèle XGBoost :

Tableau n° 15 : Performance Globale du Modèle XGBoost.

Indicateur	Valeur obtenue	Seuil de référence	Appréciation
Accuracy	91,88%	> 75% = satisfaisant > 85% = très bon	Très bonne performance globale
Kappa de Cohen	0,7421	> 0,60 = accord substantiel	Robustesse confirmée
AUC-ROC	0,9097	> 0,70 = acceptable > 0,90 = excellent	Excellente capacité discriminante

Source : Conception personnelle des résultats du modèle XGBoost estimé sous R.

2.1.1. Définition et Interprétation des Indicateurs :

2.1.1.1. Accuracy (Exactitude globale) :

L'accuracy représente simplement le pourcentage de bonnes réponses du modèle sur l'ensemble des clients testés. Sa formule est :

$$\text{Accuracy} = \frac{(\text{Vrais Positifs} + \text{Vrais Négatifs})}{\text{Total des observations}}$$

Avec 91,88%, cela signifie concrètement que sur 100 clients présentés au modèle, il en classe correctement 92.

Le No Information Rate (NIR = 80,48%) représente ce qu'un modèle "naïf" obtiendrait en prédisant systématiquement la classe majoritaire.

La p-value < 2e-16 confirme que notre modèle fait significativement mieux que ce niveau de référence minimal.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.1.1.2. Kappa de Cohen :

L'accuracy seule peut être trompeuse quand les classes sont déséquilibrées. Le Kappa corrige ce biais en mesurant ce que le modèle apporte réellement au-delà du hasard. Sa formule est :

$$\kappa = \frac{(\text{Accuracy} - \text{Accuracy attendue par hasard})}{(1 - \text{Accuracy attendue par hasard})}$$

Un Kappa de 0,7421 se lit selon l'échelle suivante :

Tableau n° 16 : Échelle d'interprétation du coefficient Kappa de Cohen.

Valeur Kappa	Interprétation
< 0,20	Accord faible
0,21 – 0,40	Accord modéré
0,41 – 0,60	Accord moyen
0,61 – 0,80	Accord substantiel
> 0,80	Accord quasi-parfait

Source : conception personnelle d'après McHugh, M.L. (2012). "Interrater reliability: the kappa statistic". Biochemia Medica, Vol 22, n°3, p. 276–282.

2.1.1.3. AUC-ROC (Aire sous la courbe ROC) :

L'AUC-ROC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve) mesure la capacité globale du modèle à discriminer les clients solvables des clients défaillants, indépendamment de tout seuil de décision. Elle représente la probabilité que le modèle attribue un score de risque plus élevé à un client réellement défaillant qu'à un client solvable. Sa formule est :

$$\text{AUC} = P(\text{score}(\text{défaillant}) > \text{score}(\text{solvable}))$$

L'AUC obtenue de 0,9097 traduit une excellente capacité discriminante du modèle. En d'autres termes, si l'on compare aléatoirement un client solvable et un client défaillant, le modèle attribue un score de risque plus élevé au défaillant dans 91% des cas. Ce niveau de performance dépasse le seuil de 0,90 généralement reconnu comme critère d'excellence dans l'évaluation des modèles de scoring bancaire.

Tableau n° 17 : Échelle d'interprétation de l'AUC-ROC.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Valeur AUC	Interprétation
0,50 – 0,60	Discrimination nulle (aléatoire)
0,60 – 0,70	Discrimination faible
0,70 – 0,80	Discrimination acceptable
0,80 – 0,90	Bonne discrimination
0,90 – 1,00	Excellente discrimination

Source : conception personnelle d'après Hosmer David W, Lemeshow Stanley (2000). Applied Logistic Regression, 2^{ème} édition, John Wiley & Sons, p. 162–168.

L'analyse des indicateurs globaux confirme la qualité du modèle XGBoost estimé. Avec une accuracy de 91,88% et un Kappa de 0,7421 attestant d'un accord substantiel au-delà du hasard, le modèle démontre une solidité statistique indéniable. L'AUC de 0,9097 vient renforcer ce constat en plaçant le modèle dans la catégorie d'excellence discriminante, confirmant sa capacité à hiérarchiser correctement le risque de crédit dans plus de 9 cas sur 10.

2.2. Matrice de confusion :

La matrice de confusion est un outil central en classification qui permet d'évaluer la performance d'un modèle en comparant les valeurs prédites aux valeurs réelles.

Elle se présente sous la forme d'un tableau croisant :

- Les classes réelles (observées).
- Les classes prédites par le modèle.

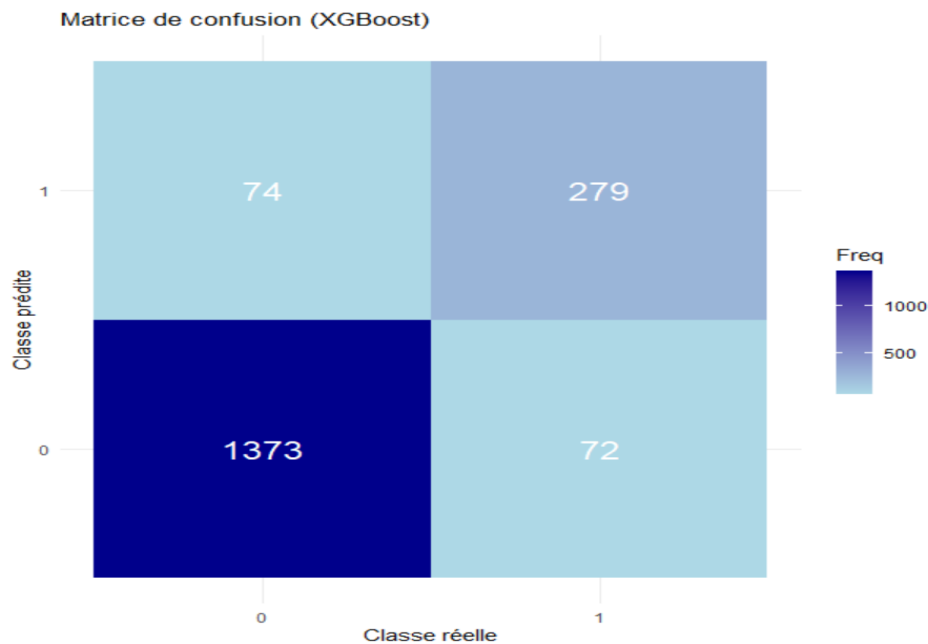
Dans le cadre de ce travail, lorsque le modèle prédit la classe 0 (non défaut) et que la classe réelle est également 0, il s'agit des vrais négatifs (VN), correspondant aux clients correctement identifiés comme non risqués.

Lorsque le modèle prédit la classe 0 alors que la réalité est 1 (défaut), il s'agit des faux négatifs (FN), représentant des emprunteurs défaillants non détectés par le modèle.

A l'inverse, lorsque le modèle prédit la classe 1 (défaut) et que la classe réelle est 0, il s'agit des faux positifs (FP), correspondant à des clients sains classés à tort comme risqués.

Enfin, lorsque la prédiction est 1 et que la réalité est également 1, il s'agit des vrais positifs (VP), correspondant aux emprunteurs défaillants correctement identifiés.

Figure n° 26 : Matrice de confusion.



Source : Conception personnelle à partir le langage R.

À partir de cette matrice, les éléments suivants peuvent être identifiés :

- **Vrais négatifs (VN = 1373)** : emprunteurs non défaillants correctement classés. Cette catégorie représente la majorité des observations, ce qui montre la bonne capacité du modèle à reconnaître les bons profils.
- **Vrais positifs (VP = 279)** : emprunteurs défaillants correctement détectés. Cela montre une réelle efficacité du modèle pour identifier les profils à risque, un aspect essentiel dans la gestion du risque de défaut.
- **Faux positifs (FP = 74)** : emprunteurs non défaillants classés à tort comme risqués. Leur nombre relativement faible indique que le modèle parvient à limiter les fausses alertes, ce qui est important pour ne pas pénaliser injustement les bons clients.
- **Faux négatifs (FN = 72)** : emprunteurs défaillants non détectés par le modèle. Même si le modèle n'est pas infallible. Bien que cette erreur ne puisse être totalement éliminée, son niveau demeure modéré au regard du déséquilibre existant entre les classes.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

L'analyse de la matrice de confusion montre que le modèle XGBoost présente une bonne capacité de classification globale. Il identifie efficacement les emprunteurs non risqués, comme en témoigne le nombre élevé de vrais négatifs. Toutefois, un certain nombre de faux négatifs est observé, ce qui correspond aux cas les plus coûteux pour une institution bancaire, puisqu'il s'agit de défauts non anticipés.

Globalement, ces résultats confirment l'efficacité du modèle XGBoost dans la classification des emprunteurs, tout en soulignant un compromis entre la détection des défauts et la limitation des erreurs de classification.

2.3. Indicateurs Dérivés de la Matrice de Confusion :

Au-delà des indicateurs globaux, la matrice de confusion permet d'extraire des métriques plus fines qui renseignent sur le comportement du modèle face à chacune des deux classes. Ces indicateurs sont particulièrement importants dans le contexte bancaire où les coûts d'erreur sont asymétriques.

Tableau n° 18 : Indicateurs Dérivés de la Matrice de Confusion.

Indicateur	Valeur obtenue	Seuil de référence	Appréciation
Sensibilité (Recall)	79,49%	>70% = acceptable	Bonne détection des défauts
Spécificité	94,89%	>80% = recommandé	Excellente identification des non-défauts
Valeur Prédictive Positive (VPP)	79,04%	> 70% = acceptable	Fiabilité satisfaisante des prédictions de défaut
Valeur Prédictive Négative (VPN)	95,02%	> 85% = très bon	Haute fiabilité des

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

			prédictions de non-défaut
Balanced Accuracy	87,19%	> 80% = bon	Capacité discriminante équilibrée

Source : résultat de XGBoost estimé sous R.

2.3.1. Sensibilité (Recall) :

La sensibilité mesure la capacité du modèle à détecter correctement les clients défaillants (classe positive). Elle répond à la question : "Parmi tous les clients défaillants, combien le modèle en a-t-il correctement identifiés ?"

$$\text{Sensibilité} = \frac{\text{Vrais Positifs}}{(\text{Vrais Positifs} + \text{Faux Négatifs})}$$

Avec 79,49%, le modèle reconnaît correctement près de 80% des emprunteurs à risque. Une sensibilité élevée est particulièrement importante dans le cadre du risque de défaut, car une faible sensibilité entraînerait la non-détection de clients défaillants, ce qui se traduirait par l'octroi de crédits à des profils risqués et potentiellement des pertes financières pour l'établissement bancaire.

2.3.2. Spécificité :

La spécificité mesure la capacité à identifier correctement les clients non défaillants (classe négative). Elle répond à la question : "Parmi tous les bons clients, combien le modèle en a-t-il correctement détectés ?"

$$\text{Spécificité} = \frac{\text{Vrais Négatifs}}{(\text{Vrais Négatifs} + \text{Faux Positifs})}$$

Avec 94,89%, environ 95 clients non défaillants sur 100 sont correctement identifiés. Dans le domaine bancaire, une faible spécificité est particulièrement pénalisante, car elle conduit à rejeter des crédits à des clients pourtant solvables. Cela engendre un manque à gagner, une perte d'opportunités commerciales et une réduction potentielle des revenus d'intérêts pour l'établissement financier.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.3.3. Valeurs Prédictives Positive et Négative (VPP / VPN) :

Ces indicateurs mesurent la fiabilité des prédictions du modèle : non pas sa capacité à détecter, mais la précision de ses annonces.

$$\text{VPP} = \frac{\text{Vrais Positifs}}{(\text{Vrais Positifs} + \text{Faux Positifs})}$$
$$\text{VPN} = \frac{\text{Vrais Négatifs}}{(\text{Vrais Négatifs} + \text{Faux Négatifs})}$$

- VPP = 79,04% → Quand le modèle prédit « défaillant », il a raison dans 79% des cas.
- VPN = 95,02% → Quand le modèle prédit « solvable », il a raison dans 95% des cas.

2.3.4. Balanced Accuracy :

La Balanced Accuracy est la moyenne arithmétique de la sensibilité et de la spécificité. Elle est particulièrement adaptée aux jeux de données déséquilibrés, car elle traite les deux classes sur un pied d'égalité :

$$\begin{aligned}\text{Balanced Accuracy} &= \frac{(\text{Sensibilité} + \text{Spécificité})}{2} \\ &= (94,89\% + 79,49\%) / 2 \\ &= 87,19\%\end{aligned}$$

Une valeur de 87,19% confirme que le modèle performe bien sur les deux classes simultanément, sans favoriser excessivement la classe majoritaire.

L'examen des indicateurs dérivés de la matrice de confusion révèle un profil de performance asymétrique, cohérent avec la structure déséquilibrée de l'échantillon. La sensibilité de 79,49 % garantit une identification correcte d'une grande partie des clients défaillants, limitant ainsi le risque d'octroi de crédits à des profils risqués. La spécificité de 94,89 %, quant à elle, traduit une très bonne capacité du modèle à reconnaître les clients solvables, réduisant les rejets injustifiés de bons dossiers.

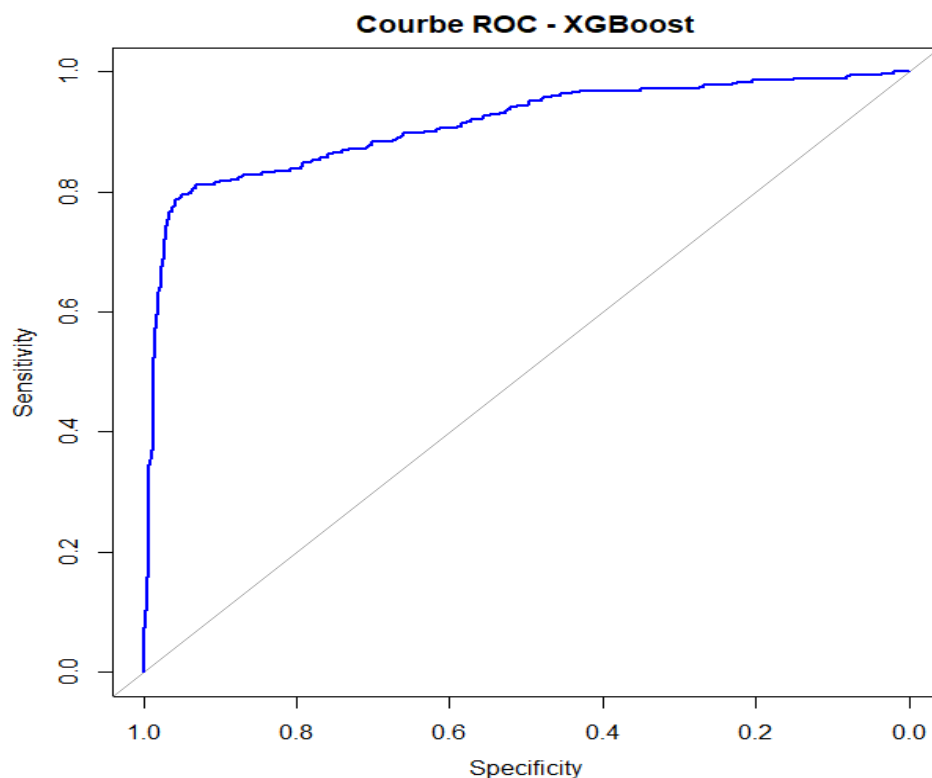
La Balanced Accuracy de 87,19 % confirme que cet équilibre entre les deux classes est globalement maîtrisé. Le modèle présente ainsi une capacité discriminante satisfaisante et peut être considéré comme opérationnel pour l'aide à la décision en matière d'octroi de crédit.

2.4. Courbe ROC :

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) constitue un outil graphique fondamental pour évaluer la capacité discriminante d'un modèle de classification. Elle représente la relation entre la sensibilité (taux de vrais positifs) et le taux de faux positifs pour différents seuils de décision.

La courbe ROC du modèle XGBoost a été construite à partir des scores de probabilité estimés sur l'échantillon de test, correspondant à la probabilité d'appartenance à la classe de défaut.

Figure n° 27 : Courbe ROC du modèle XGBoost.



Source : Conception personnelle d'après le langage R

La courbe ROC obtenue montre que le modèle présente une forte capacité discriminante, avec une courbe proche du coin supérieur gauche, traduisant de bonnes performances de classification. L'AUC de 0,9097 confirme cette performance élevée.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.5. Importance des variables du modèle XGBoost :

Après avoir évalué les performances globales du modèle, il convient d'identifier les variables qui ont le plus contribué à ses prédictions. Cette analyse de l'importance des variables permet à la fois de valider la cohérence économique du modèle en vérifiant que les facteurs retenus sont bien ceux attendus par la théorie du risque de crédit, et d'offrir à l'établissement bancaire une lecture transparente et actionnable des principaux déterminants du risque de défaut.

2.5.1. Présentations des indicateurs :

L'importance des variables dans un modèle XGBoost est mesurée selon trois critères complémentaires :

- **Gain** : c'est la Contribution moyenne d'une variable à l'amélioration de la prédiction à chaque fois qu'elle est utilisée dans un arbre. C'est l'indicateur le plus informatif.
- **Cover** : c'est le Nombre moyen d'observations couvertes par les divisions impliquant cette variable. Mesure la représentativité dans l'échantillon.
- **Frequency** : Fréquence d'utilisation de la variable dans les arbres de décision. Mesure la régularité d'utilisation.

2.5.2. Importance des variables par ordre :

Les résultats de l'importance des variables, calculés à partir de la fonction `xgb.importance()` sous R, sont présentés dans le tableau ci-dessous par ordre décroissant de Gain. Chaque variable est évaluée selon trois critères complémentaires : Gain, Cover et Frequency, afin d'obtenir une lecture multidimensionnelle de leur contribution au modèle.

Tableau n° 19 : Importance des Variables du Modèle XGBoost.

Rang	Variable	Gain	Cover	Frequency	Appréciation
1	Type de crédit : Crédit à la consommation	55,62%	11,75%	5,40%	Variable dominante
2	Montant du crédit	11,69%	19,62%	28,65%	Contributeur majeur
3	Type de crédit : Crédit Véhicule	10,20%	7,10%	3,07%	Contributeur significatif

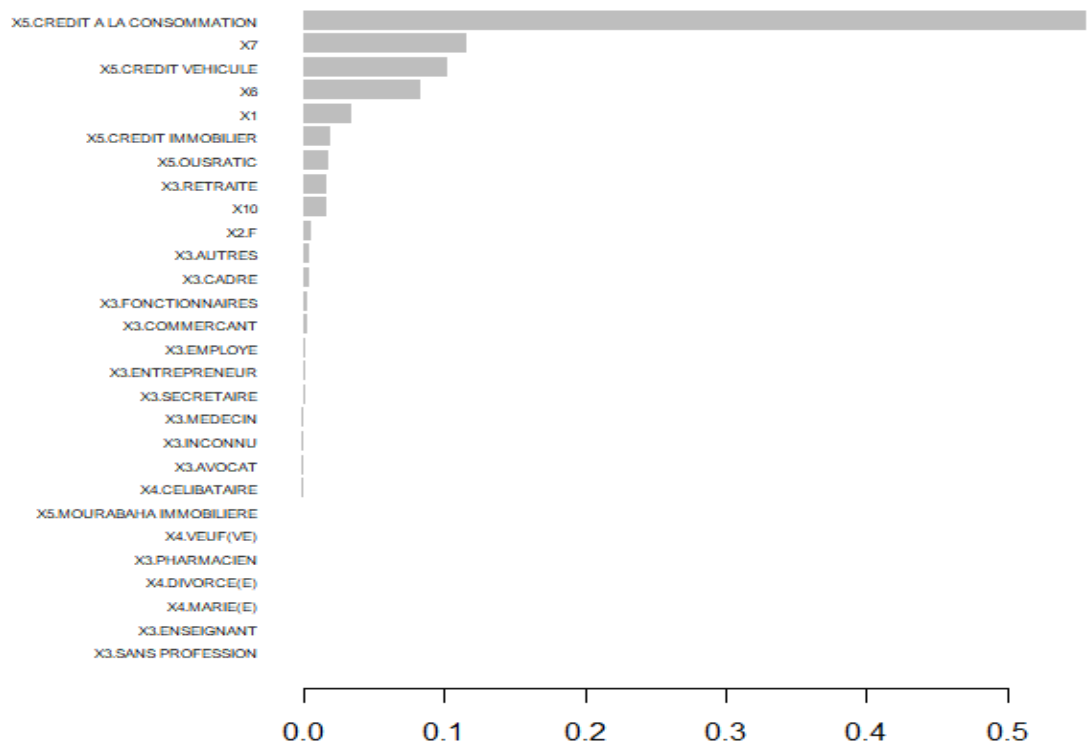
Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

4	Durée du crédit	8,38%	11,74%	12,65%	Contributeur significatif
5	Âge	3,49%	12,88%	15,35%	Impact modéré
6	Type de crédit : Crédit Immobilier	1,95%	2,54%	1,49%	Impact marginal
7	Type de crédit : Ousratic	1,89%	4,34%	1,86%	Impact marginal
8	Profession – Retraite	1,73%	4,64%	3,53%	Impact marginal
9	Revenu	1,68%	5,04%	11,44%	Impact marginal
10+	Variables socio-démographiques	< 1%	/	/	Contribution négligeable

Source : Résultats du modèle XGBoost estimé sous R.

Afin de mieux visualiser la hiérarchie des variables, la figure ci-dessous représente graphiquement leur importance relative selon le critère du Gain.

Figure n° 28 : Diagramme à barres de l'importance des variables du modèle XGBoost.



Source : résultat du modèle XGBOOST estimé sous R.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.5.2.1. Type de crédit : Crédit à la Consommation : variable dominante (Gain = 55,62%)

Le type de crédit "consommation" est de loin la variable la plus déterminante du modèle, contribuant à elle seule à plus de 55% du pouvoir prédictif total. Ce résultat indique que le fait de détenir un crédit à la consommation constitue le signal le plus fort pour discriminer les clients solvables des défaillants. Ce constat est cohérent avec la réalité du secteur bancaire algérien, où ce type de crédit est associé à un profil de risque structurellement plus élevé en raison de l'absence de garantie réelle.

2.5.2.2. Montant du crédit : deuxième contributeur (Gain = 11,69%)

Le montant du crédit occupe la deuxième place avec un gain de 11,69%. Sa Cover élevée (19,62%) et sa Frequency importante (28,65%) confirment qu'il est régulièrement sollicité dans les arbres de décision. Plus le montant engagé est élevé, plus le risque de défaut tend à s'accroître, ce qui justifie son rôle central dans le processus de scoring.

2.5.2.3. Type de crédit : Crédit Véhicule : (Gain = 10,20%)

Le type de crédit véhicule constitue un troisième groupe de contributeurs significatifs. Il apparaît comme une variable influente dans le modèle et reflète un profil de risque intermédiaire entre le crédit à la consommation et le crédit immobilier. Bien que le véhicule financé puisse constituer une garantie pour la banque, sa dépréciation rapide réduit progressivement sa valeur de couverture. Ainsi, en cas de défaut de remboursement, la revente du véhicule ne permet pas toujours de récupérer l'intégralité des sommes dues, ce qui peut contribuer à accroître le niveau de risque associé à ce type de crédit.

2.5.2.4. Durée du crédit : Contributeur significatif (Gain = 8,38%)

La durée du crédit constitue une variable explicative importante, car elle renseigne sur l'horizon temporel de l'engagement du client. Une durée de remboursement plus longue accroît mécaniquement l'exposition au risque de défaillance, en raison de la probabilité de survenance d'événements défavorables tels qu'une perte d'emploi, une baisse de revenus ou un choc économique au cours de la période de remboursement. Ce résultat confirme que la structure temporelle du crédit est un facteur de risque à part entière.

2.5.2.5. Âge : (Gain = 3,49%)

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

L'âge du client joue un rôle modéré dans le modèle avec un gain de 3,49%, mais sa Cover de 12,88% et sa Frequency de 15,35% traduisent une utilisation fréquente et régulière dans les arbres de décision. Ce résultat suggère que l'âge contribue à affiner la décision de crédit sans être déterminant à lui seul. Il peut refléter des différences de comportement financier entre tranches d'âge, les clients plus jeunes étant généralement associés à un profil de risque plus élevé.

2.5.2.6. Type de crédit : Crédit immobilier : (Gain = 1,95%)

Le crédit immobilier présente une contribution relativement faible mais non négligeable. Il est généralement associé à un niveau de risque plus faible en raison de l'existence d'une garantie réelle (hypothèque) et de la stabilité relative de ce type de financement. Cette position dans le modèle reflète son caractère plus sécurisé par rapport aux autres formes de crédit.

2.5.2.7. Type de crédit : Ousratic : (Gain = 1,89%)

Le crédit Ousratic présente une contribution faible au modèle, avec un gain de 1,89%. Il s'agit d'un type de financement destiné principalement à l'acquisition de matériel informatique. Son impact limité peut s'expliquer par la spécificité de son usage ainsi que par les montants relativement réduits qui lui sont associés. Par conséquent, il dispose d'un pouvoir discriminant marginal dans la prédiction du risque de défaut.

2.5.2.8. Profession : Retraite : (Gain = 1,73%)

La catégorie « retraité » présente un gain de 1,73%. Elle peut refléter une stabilité relative des revenus, mais également une contrainte liée à un revenu fixe et potentiellement limité. Son influence reste toutefois marginale dans le modèle par rapport aux variables liées directement aux caractéristiques du crédit.

2.5.2.9. Revenu : (Gain = 1,68%)

Le revenu, bien que variable économiquement centrale dans la théorie du risque de crédit, affiche un gain relativement faible (1,68%). Cependant, sa Frequency de 11,44% indique qu'il est régulièrement mobilisé dans les arbres. Ce résultat peut s'expliquer par une corrélation partielle avec le montant du crédit et la durée, qui captent déjà une partie importante de l'information sur la capacité de remboursement du client.

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

2.5.2.10. Variables socio-démographiques : (Gain < 1%)

Les variables relatives à la situation matrimoniale (X4), au genre (X2) et aux différentes catégories professionnelles (X3) affichent des contributions individuelles inférieures à 1%. Bien qu'elles participent à la construction du modèle, leur pouvoir prédictif marginal confirme que le comportement financier du client prime sur son profil personnel dans la détermination du risque de défaut.

- L'analyse de l'importance des variables du modèle XGBoost révèle une hiérarchie claire et économiquement cohérente. Les variables financières liées à la structure du crédit dominant largement le pouvoir prédictif du modèle. Le type de crédit apparaît comme le facteur le plus discriminant, avec une contribution de 55,62% pour le crédit à la consommation, suivi du crédit véhicule avec environ 10%.

Le montant du crédit occupe la deuxième position individuelle avec un gain de 11,69%, tandis que la durée du crédit contribue à hauteur d'environ 8%. Ces variables représentent ainsi l'essentiel du pouvoir explicatif du modèle.

L'âge intervient de manière secondaire pour affiner certaines décisions, tandis que le revenu, bien que régulièrement mobilisé dans les arbres de décision, affiche une contribution faible (1,68%), en raison de sa redondance partielle avec le montant et la durée du crédit.

Enfin, les variables socio-démographiques (genre, situation matrimoniale et catégorie professionnelle) présentent une contribution marginale (inférieure à 1%), confirmant que, dans le contexte bancaire algérien, la nature et la structure de l'engagement financier sont bien plus déterminantes que le profil personnel du client dans la prédiction du risque de défaut.

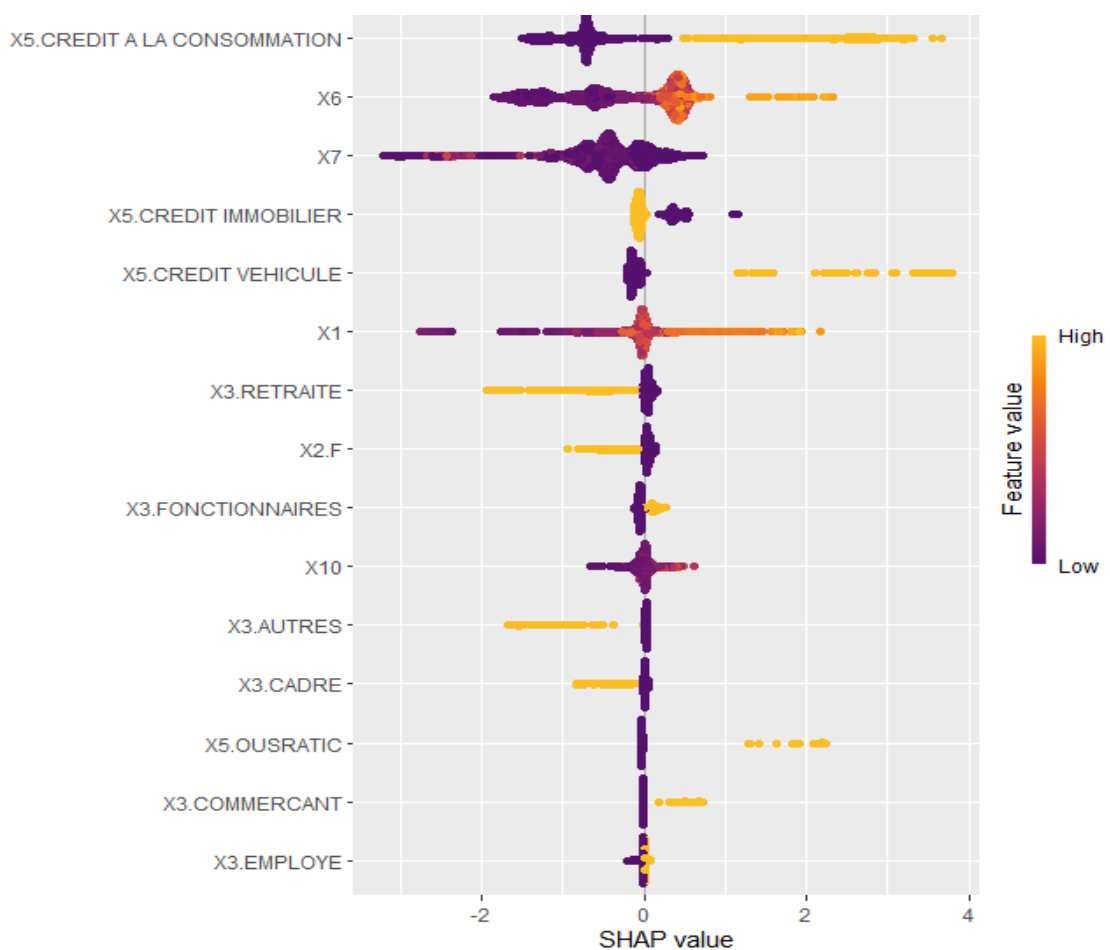
2.5.3. Explicabilité avancée du modèle XGBoost par les valeurs SHAP :

Afin de consolider et de valider les résultats obtenus par le graphique d'importance des variables basé sur le Gain, la Cover et la Frequency, une analyse complémentaire par les valeurs SHAP (SHapley Additive exPlanations) a été réalisée. Contrairement aux métriques d'importance internes à XGBoost, qui quantifient la contribution des variables à l'échelle des arbres de décision, les valeurs SHAP s'appuient sur un cadre théorique rigoureux issu de la théorie des jeux coopératifs, garantissant une mesure mathématiquement cohérente et non

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

biaisée de la contribution réelle de chaque variable à chaque prédiction individuelle. Le graphique beeswarm ci-dessous permet ainsi de vérifier si la hiérarchie des variables mise en évidence précédemment se confirme sous un angle d'interprétation différent, tout en révélant le sens directionnel de l'effet de chaque variable sur la probabilité d'être risqué, une information que le graphique d'importance classique ne fournit pas.

Figure n° 29 : Représentation SHAP de l'effet des variables sur la prédiction du défaut de crédit.



Source : conception personnelle basée sur les résultats estimés sous R.

L'échelle de couleurs du graphique beeswarm suit un gradient allant du violet foncé (valeur faible de la variable) au jaune/orange (valeur élevée de la variable). La lecture combinée de la couleur et de la position horizontale de chaque point permet d'extraire deux informations simultanément :

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

Tableau n° 20 : Signification des couleurs dans le graphique SHAP (Beeswarm Plot).

Couleur du point	Valeur de la variable	Position à droite (SHAP > 0)	Position à gauche (SHAP < 0)
Jaune / Orange	Élevée	Augmente le risque de défaut	Réduit le risque de défaut
Violet foncé	Faible	Augmente le risque de défaut	Réduit le risque de défaut

Source : d'après les résultats du modèle XGBoost (Analyse SHAP).

3. Application Pratique du Modèle :

3.1. Développement d’une Interface Décisionnelle Interactive (Shiny) :

3.1.1. Contexte et objectif :

Dans une optique de valorisation opérationnelle du modèle de prévision du risque de défaut, une interface décisionnelle interactive a été développée. L’objectif est de rendre le modèle accessible aux praticiens bancaires ne disposant pas de compétences techniques avancées.

Cette interface permet de transformer un modèle prédictif en un outil d’aide à la décision simple, rapide et directement exploitable dans un environnement bancaire réel.

3.1.2. Architecture de l’application :

L’application a été développée sous le langage R, à l’aide du package Shiny, qui permet la conception d’interfaces web interactives connectées à des modèles statistiques et de machine learning.

Elle repose sur une architecture classique composée de :

- Une interface utilisateur (UI) permettant la saisie des caractéristiques du client ;
- Une partie serveur (server) assurant le traitement des données et l’exécution du modèle de prévision.

Le déploiement de l’application peut se faire :

- En local, pour une utilisation interne au sein de la banque ;

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

- Ou en ligne, via la plateforme shinyapps.io, facilitant un accès distant.

3.1.3. Fonctionnalités principales :

L'interface développée intègre plusieurs fonctionnalités essentielles :

- **Saisie des caractéristiques du client** : l'utilisateur renseigne les variables explicatives du modèle (revenu, âge, profession, informations sur le crédit, etc.) ;
- **Estimation en temps réel du risque de défaut** : le modèle génère instantanément une probabilité d'être risqué pour chaque client ;
- **Affichage de la décision automatique** : classification du client en risqué ou non risqué, selon le seuil de décision retenu ;
- **Visualisation du profil de risque** : représentation synthétique permettant une interprétation rapide des résultats.

3.1.4. Apport original de l'application :

Cette interface constitue une contribution importante dans la mesure où elle assure le passage d'un modèle de prévision du risque de défaut à un outil opérationnel directement utilisable en environnement bancaire. Elle permet notamment :

- D'automatiser l'évaluation du risque de défaut ;
- De faciliter la prise de décision pour les agents de crédit ;
- De réduire la dépendance à des compétences techniques avancées ;
- Et d'améliorer la rapidité ainsi que la cohérence des décisions d'octroi.

Ainsi, cette application illustre une démarche de mise en production d'un modèle de prévision du risque de défaut, intégrant un outil décisionnel interactif adapté aux besoins des institutions financières.

3.2. Application du modèle de prévision du risque de défaut à un emprunteur particulier :

Afin d'illustrer la mise en œuvre pratique du modèle de prévision du risque de défaut, nous présentons deux cas d'application analysés à travers l'interface développée : un emprunteur présentant un profil risqué et un autre présentant un profil non risqué. Les informations relatives à chaque client, correspondant aux variables explicatives retenues lors

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d’Algérie

de la phase de modélisation ont été saisies dans l’interface afin de générer automatiquement une prédiction du risque de défaut.

Dans un premier temps, nous présentons le cas d’un emprunteur non risqué à travers une capture de l’interface contenant les informations saisies ainsi que le résultat de la prédiction générée par le modèle.

Figure n° 30 : Interface de prédiction du risque de défaut (Cas de non risqué).

Prédiction du risque client BEA

Age

40

Genre

M

Profession

FONCTIONNAIRES

Situation

MARIE(E)

Type de crédit

CREDIT IMMOBILIER

Durée crédit

11

Montant crédit

1053280

revenu mensuel

75990

Prédire

Résultat :

Probabilité d'être risqué : 0.0753

Décision : NON RISQUE

Source : Interface de prédiction développée sous R avec l’algorithme XGBoost

Le tableau ci-dessous présente une synthèse des résultats fournis par l’interface de prédiction du modèle pour un emprunteur particulier.

Tableau n° 21 : Résultats de la prédiction pour un nouvel emprunteur (non risqué).

Indicateur du modèle	Résultat
Probabilité d’être risqué	0,0753
Classe prédite	Emprunteur non risqué
Décision du modèle	Crédit accepté

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Source : Conception personnelle à partir des résultats obtenus via le modèle de prévision XGBoost appliqué aux données des emprunteurs particuliers de la BEA.

Etant donné que la probabilité prédite d'appartenance à la classe « emprunteur risqué » est de 0,0753, celle-ci est inférieure au seuil de décision fixé à 0,50. Conformément à la règle de classification retenue dans le cadre de ce modèle de prévision du risque de défaut, toute observation présentant une probabilité de risque inférieure au seuil est automatiquement classée comme client non risqué.

Sur le plan décisionnel, cette estimation conduit à une recommandation d'acceptation du crédit, dans la mesure où le niveau de risque estimé est jugé acceptable selon la politique de gestion du risque de la banque. Cette décision illustre le rôle du modèle comme outil d'aide à la décision, permettant de standardiser et d'objectiver l'évaluation du risque client.

Dans un second temps, la même démarche est appliquée à un emprunteur présentant un profil risqué.

Figure n° 31 : Interface de prédiction du risque de défaut (Cas de risque).

Prédiction du risque client BEA

Age	54
Genre	M
Profession	EMPLOYE
Situation	MARIE(E)
Type de crédit	CREDIT A LA CONSOMMATION
Durée crédit	3
Montant crédit	277002
revenu mensuel	44000
Prédire	

Résultat :
Probabilité d'être risqué : 0.953
Décision : RISQUE

Source : Interface de prédiction développée sous R avec l'algorithme XGBoost

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

Le tableau ci-dessous présente une synthèse des résultats fournis par l'interface de prédiction du modèle pour un emprunteur particulier.

Tableau n° 22 : Synthèse des résultats de l'interface de prédiction (emprunteur risqué).

Indicateur du modèle	Résultat
Probabilité d'être risqué	0,953
Classe prédite	Emprunteur risqué
Décision du modèle	Crédit refusé

Source : Elaboration personnelle à partir du modèle de prévision du risque de défaut.

Les résultats obtenus montrent que le modèle attribue à cet emprunteur une probabilité très élevée de défaut, estimée à 0,953, soit 95,3 %. Cette valeur indique que le profil du client présente un niveau de risque important selon les critères appris par le modèle.

En conséquence, le modèle classe cet individu dans la catégorie des emprunteurs risqués. Sur cette base, la décision prédite est un refus du crédit, afin de limiter le risque potentiel de non-remboursement pour la banque.

Cette prédiction illustre la capacité du modèle à détecter les profils susceptibles de présenter un risque de défaut élevé, contribuant ainsi à une meilleure gestion du risque de crédit.

En effet, ce type de sortie probabiliste permet non seulement de classer les emprunteurs, mais également de mesurer l'intensité du risque, ce qui est particulièrement utile pour adapter les conditions d'octroi de crédit et optimiser la gestion du portefeuille de prêts.

Enfin, l'interface développée permet d'automatiser l'évaluation du risque de défaut à partir des caractéristiques d'un nouvel emprunteur. Elle affiche directement la probabilité associée à la classe "risqué" ainsi que la décision finale du modèle, basée sur le seuil de classification fixé.

- En définitive, les résultats empiriques obtenus à travers l'application du modèle XGBoost mettent en évidence une performance globale satisfaisante et robuste dans la prédiction du risque d'appartenance à la classe risquée des emprunteurs particuliers. Les différents indicateurs d'évaluation (accuracy, AUC, Kappa,

Chapitre 02 : Étude pratique et modélisation du risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la Banque Extérieure d'Algérie

sensibilité, spécificité et Balanced Accuracy) confirment la capacité discriminante du modèle, malgré la présence d'un déséquilibre structurel entre les classes.

L'analyse de la matrice de confusion et des métriques dérivées montre un compromis maîtrisé entre la détection des emprunteurs risqués et la limitation des erreurs de classification. Par ailleurs, l'étude de l'importance des variables et l'analyse SHAP permettent d'assurer la cohérence économique des résultats, en mettant en évidence le rôle prédominant des variables liées aux caractéristiques du crédit.

Ainsi, le modèle développé constitue un outil d'aide à la décision pertinent, capable de soutenir les institutions bancaires dans l'évaluation et la gestion du risque de crédit, tout en offrant une interprétation opérationnelle et exploitable des scores de risque.

Conclusion :

Ce chapitre a permis de présenter le cadre général de l'étude ainsi que les éléments nécessaires à la compréhension de la démarche empirique adoptée. Dans un premier temps, nous avons introduit la Banque Extérieure d'Algérie (BEA), en mettant en évidence son rôle, ses missions et son organisation, afin de situer le contexte institutionnel de notre travail. Ensuite, nous nous sommes intéressés à la Direction des Risques et du Contrôle Permanent, avec un accent particulier sur la gestion des risques de crédit.

Par la suite, nous avons décrit la base de données utilisée ainsi que les différentes variables explicatives retenues, tout en détaillant les étapes de nettoyage, de traitement et d'analyse exploratoire des données. Cette phase a permis de mieux comprendre la structure des données et d'identifier les variables pertinentes pour la modélisation.

Enfin, la méthodologie adoptée pour la construction du modèle de prévision du risque de défaut a été présentée, en mettant en avant l'utilisation de l'algorithme XGBoost.

Ce chapitre constitue ainsi une étape essentielle pour la suite du travail, en posant les bases nécessaires à la mise en œuvre et à l'évaluation du modèle de prédiction du risque de défaut des emprunteurs particuliers.

Conclusion générale :

L'objectif principal de ce travail de fin d'études était d'analyser les déterminants individuels des emprunteurs particuliers et de développer un modèle prédictif du risque de défaut au sein de la Banque Extérieure d'Algérie, en mobilisant les techniques de machine learning, notamment l'algorithme XGBoost. Au terme de cette recherche, il convient de revenir sur les principaux enseignements dégagés, d'évaluer nos hypothèses de départ, puis de formuler des recommandations pratiques tout en reconnaissant les limites inhérentes à cette étude.

Les résultats obtenus permettent de porter un jugement nuancé sur les cinq hypothèses formulées en introduction.

H1 se trouve confirmée : les déterminants individuels des emprunteurs particuliers, tels que l'âge, le revenu, la profession et la situation professionnelle, exercent une influence significative sur le risque de défaut. L'analyse des données a mis en évidence des disparités notables entre les profils d'emprunteurs, confirmant que ces variables constituent des indicateurs pertinents dans l'évaluation du risque.

H2 est partiellement confirmée : si les variables socio-démographiques comme l'âge et la situation matrimoniale s'avèrent effectivement liées à la probabilité d'être risqué, l'impact du genre s'est révélé moins déterminant qu'attendu dans le contexte algérien. Ces variables contribuent à la prédiction, mais leur pouvoir explicatif reste secondaire face aux variables financières.

H3 est confirmée : les variables financières, notamment le revenu mensuel, le montant du crédit octroyé et la durée de remboursement, constituent les facteurs les plus déterminants dans l'évaluation du risque de non-remboursement. Ces résultats sont cohérents avec la littérature financière existante et soulignent l'importance centrale de la capacité de remboursement dans tout processus de scoring.

H4 est infirmée : contrairement à ce qui était supposé, tous les déterminants individuels ne contribuent pas de manière égale à la prédiction du risque de défaut. Le modèle XGBoost, à travers son indicateur d'importance des variables, a démontré une hiérarchie claire entre les caractéristiques, les variables financières dominant largement les variables socio-démographiques en termes de pouvoir prédictif.

H5 est confirmée : le modèle de machine learning XGBoost s'est révélé efficace pour prédire le risque de défaut des emprunteurs particuliers au sein de la BEA. Les indicateurs de performance obtenus ; notamment l'AUC-ROC, la précision et le rappel témoignent de la

supériorité de cette approche par rapport aux méthodes classiques d'évaluation du risque, confirmant ainsi son potentiel pour une intégration opérationnelle au sein des processus bancaires.

Sur la base de ces résultats, il apparaît essentiel pour la Banque Extérieure d'Algérie d'intégrer le modèle XGBoost dans son processus d'octroi de crédit comme outil d'aide à la décision, en l'accompagnant d'une formation des équipes aux techniques de machine learning et d'une approche hybride combinant les prédictions du modèle avec le jugement expert des analystes. La mise en place d'un système de surveillance dynamique permettant de réévaluer périodiquement les scores des emprunteurs en fonction de l'évolution de leur situation financière constituerait également un levier important pour renforcer la résilience du portefeuille crédit de la banque.

Cela dit, cette étude n'est pas exempte de limites. La principale contrainte réside dans l'insuffisance des données disponibles, notamment l'absence d'un historique complet des clients concernant leurs antécédents de remboursement, leurs comportements bancaires passés et l'évolution de leur situation financière dans le temps, ce qui a limité la richesse informationnelle du modèle. De plus, certaines variables potentiellement pertinentes pour l'évaluation du risque de crédit n'étaient pas disponibles dans la base de données exploitée, ce qui a pu réduire davantage la capacité prédictive du modèle. Ces contraintes ouvrent néanmoins des perspectives de recherche futures prometteuses, notamment à travers l'enrichissement progressif des bases de données et l'exploration d'algorithmes complémentaires pour affiner d'avantage la prédiction du risque de défaut dans le secteur bancaire algérien.

Bibliographie :

1. Ouvrages :

- Béguin Jean-Marc, Bernard Arnaud (2008), L'essentiel des techniques bancaires, Éditions d'Organisation, Groupe Eyrolles, Paris.
- Bernet-Rollande Luc (2008), Principes de technique bancaire, 25ème édition, Dunod, Paris.
- Capul Jean-Yves, Garnier Olivier (2005), Dictionnaire de la banque et des marchés financiers, Collection Hatier, Économica, Paris.
- De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2010), Gestion de la banque : Du diagnostic à la stratégie, 6ème édition, Dunod, Paris.
- De Coussergues Sylvie, Bourdeaux Gautier (2013), Gestion de la banque : Du diagnostic à la stratégie, 7ème édition, Dunod, Paris.
- Dayan Armand (2004), Manuel de gestion, Vol 2, Édition Collectif Ellipses, Paris.
- Dietch Michel, Petey Joël (2003), Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières, Édition Revue de Banque, Paris.
- Duclos Thierry (2013), Dictionnaire de la banque, 6ème édition, SEFI.
- Dumontier Pascal, Dupré Denis (2003), Pilotage bancaire : les normes IAS et la réglementation Bâle II, Éd Revue Banque, France.
- Géron Aurélien (2019), Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow, 2ème édition, O'Reilly Media.
- Greuning Van Hennie, Bratanovic Sonja Brajovic (2004), Analyse et gestion du risque bancaire, 1ère édition, ESKA, Paris.
- Hastie Trevor, Tibshirani Robert, Friedman Jerome (2009), The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, 2ème édition, New York, États-Unis.
- Hosmer David W, Lemeshow Stanley (2000), Applied Logistic Regression, 2ème édition, John Wiley & Sons.
- Karyotis Catherine (2015-2016), L'essentiel de la banque, 2ème édition, Lextenso Éditions, Gualino, Paris, France.
- Kharoubi Cécile, Thomas Philippe (2016), Analyse du risque de crédit : Banque & Marchés, 2ème édition, La Revue Banque, Paris.
- Lassegue Pierre (2002), Accounting Glossary, 5ème édition, Dalloz, Paris.
- Pierandrei Laurent (2019), Risk Management, 1ère édition, Dunod, Paris.

- Saunders Anthony, Allen Linda (2010), Credit Risk Measurement In and Out of the Financial Crisis, 3ème édition, John Wiley & Sons.
- Scialom Laurence (2013), Économie bancaire, 4ème édition, La Découverte, Paris.
- Servigny Arnaud, Zelenko Ivan (2010), « Le risque de crédit 4^{ème} éd. : Nouveaux enjeux bancaires », Dunod, Paris, France.
- Truck Stefan, Rachev Svetlozar T. (2009), Rating Based Modeling of Credit Risk: Theory and Application of Migration Matrices, Academic Press.

2. Articles scientifiques :

- Baha Riad (2014), Risque de crédit et défaillance des entreprises, Revue d'économie et de statistique appliquée, N°22.
- Boufous Sawssan, Khariss Mohamed (2014), Le Crédit Bancaire : Histoire et Typologie, International Journal of Innovation and Applied Studies, Vol 8, N°2, p. 733.
- Chibel Zineb, Bemousse Zineb, El Kabbouri Mounime (2018), Étude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit : Revue de littérature, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, N°7, p. 935.
- Dahmane Lynda, Allouat Asma (2008), Essai d'analyse de l'impact de la mise en œuvre de Bâle II sur le financement des entreprises en Algérie, La Revue des Sciences Commerciales, Vol 7, N°2, p. 103.
- Désiré Alban (2020), « Les banques et la transmission de la politique monétaire dans l'UEMOA », Document de Politique Générale, N°677, AERC, pp. 5–7.
- Ebadul Islam Mohamed (2024), « Effectiveness of loan rescheduling on performance of commercial banks in Bangladesh », Dhaka University Institutional, Dhaka, p. 38.
- Figuet Jean-Marc, Lahet Delphine (2007), Les Accords de Bâle II : quelles conséquences pour le financement bancaire extérieur des pays émergents ?, Revue d'économie du développement, Vol 15, Éditions De Boeck Supérieur, p. 61.
- Friedman Jerome H. (2001), Greedy function approximation: A gradient boosting machine, Annals of Statistics, Vol 29, N°5, pp. 1189–1232.
- Guendouzi Mohammed (2024), La gestion et le recouvrement des créances au niveau des entreprises publiques : un facteur déterminant pour une meilleure performance, Revue des sciences administratives et financières, Vol 7, N°2, pp. 262–263.

- Levy Aldo, Baha Riad, Bouzar Safia et autres (2021), Évaluation du risque de défaut de solvabilité des PME par une double approche : Une application du modèle Logit et du modèle CreditRisk+, Vol 38, N°1, p. 52.
- Marouf Fatima Zohra, Ghellil Zeyneb (2018), Le Risque de Crédit et l'Asymétrie de l'Information : Le Cas des Banques Publiques Algériennes, Revue d'Économie & de Gestion, Vol 2, N°2, p. 72.
- McHugh Mary L. (2012), « Interrater reliability: the kappa statistic », Biochemia Medica, Vol 22, N°3, pp. 276–282.
- Banque Centrale du Luxembourg (BCL) (2024), Mesure de l'endettement des ménages et évaluation du risque de défaut, Revue de Stabilité Financière, pp. 30–32.
- Mokhtari Salim (2011), Modélisation du risque de crédit appliquée à un portefeuille de créances bancaires, ENSSEA, p. 3.
- Philippart Pascal (2017), « L'accompagnement de l'entrepreneur en difficulté : questions autour d'un phénomène complexe », Projectics / Proyética / Projectique, N°16, pp. 16–17.
- Sadi Kjadidja (2010), Un état des lieux des différentes techniques d'analyse statistiques pour la construction des modèles de prévision de défaillance, Revue d'économie et de statistique appliquée, Vol 7, N°2, p. 84.
- Smaili Samir (2017), « Le mode de fonctionnement des banques publiques algériennes dans un contexte de crise », Revue de statistique et d'économie appliquée, Vol 14, N°2, ENSSEA, pp. 6–7.
- Tefali Benyounès, Belguerbouz Moustafa (2014), L'intermédiation financière et bancaire ; Une obligation pour l'entreprise exportatrice, Revue Algérienne des Sciences Économiques, Vol 4, N°7, pp. 73–74.
- The World Bank Group (2019), Credit Scoring Approaches Guidelines, The World Bank Group, p. 15.

3. Colloques et séminaires :

- Chen Tianqi, Guestrin Carlos (2016), « XGBoost: A Scalable Tree Boosting System », Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16), pp. 785–794.

4. Thèses universitaires

- Fida Lamia (2023), Modélisation du Risque de Défaut : Approche Comparative de Différentes Techniques de Scoring, Cas de la BNA, Mémoire de Master, Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe (IFID).
- Mfouba Linda Murielle (2008), La prise de décision dans le milieu bancaire : analyse des critères essentiels d'octroi de crédit aux entreprises, Cas de la CBAO Groupe Attijariwafa Bank, Mémoire de Master, École Internationale des Affaires (SUPDECO), Dakar, Sénégal.
- Thueux Carole (2016), L'entrepreneur individuel en difficulté, Thèse de doctorat en Droit Privé, École doctorale en Sciences humaines et sociales.

5. Rapports

- BEAC (Banque des États de l'Afrique centrale) (2013), Provisionnement et recouvrement des créances douteuses dans la CEMAC, Document de travail, Yaoundé.
- Bouhadjar Mohamed (2021), (IFID 35ème Promotion) et ABF Tunisie, Module Risques Bancaires.
- BULLETIN DE LA BANQUE DE France (MARS 2001), N° 87, p. 48.
- Comité de Bâle (2004), Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, BRI, §452.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2003), Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres, Document consultatif, Bâle, §356.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (Décembre 2015), Recommandations relatives au risque de crédit et à la comptabilisation des pertes de crédit attendues, Banque des Règlements Internationaux, 39a.
- Koffi Jean, Yao Ming (2003), Les accords de Bâle et la gestion du risque de crédit, Version préliminaire.
- Rapports de la Banque d'Algérie (2020), du FMI (2021) et de la littérature académique sur les risques bancaires en Algérie.

6. Textes réglementaires

- Article 3 du Règlement (CE) n°1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, Journal officiel de l'Union européenne, L 302/9, 17 novembre 2009.
- Banque d'Algérie (2014), Règlement n°2014-03 du 16 février 2014 relatif au classement des créances et à la constitution des provisions, Alger.

- Règlement n°2014-03 du 16 février 2014 relatif au classement et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers.
- Banque d'Algérie (1992), Règlement n°92-02 du 22 mars 1992 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Impayés.
- Banque d'Algérie (1996), Règlement n°96-07 du 3 juillet 1996 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Bilans.
- Banque d'Algérie (2012), Règlement n°2012-01 du 20 février 2012 portant organisation et fonctionnement de la Centrale des Risques Entreprises et Ménages, JO n°36 du 13 juin 2012 disponible sur <https://www.bank-of-algeria.dz>, consulté le 05 /04 /2026 à 23 : 57.
- Code de la consommation, Article L711-1, n°2022-172 du 14 février 2022, disponible sur : https://www.legifrance.gouv.fr/codes/section_lc/, consulté le 06/04/2026 à 14 :22.
- Parlement européen et Conseil de l'Union européenne, Règlement (UE) n°575/2013 concernant les exigences prudentielles applicables aux établissements de crédit et aux entreprises d'investissement, Journal officiel de l'Union européenne.

7. Sites web :

- Banque de France (2020), Le crédit bancaire, disponible sur : <https://www.banque-france.fr/>, consulté le 01/03/2026 à 00 :28.
- Banque de France, Synthèse officielle de l'accord de Bâle III, disponible sur : <https://www.banque-france.fr/>, consulté le 01/03/2026 à 23 :15.
- Banque mondiale, Indicateurs des prêts non performants, disponible sur : https://www.theglobaleconomy.com/map/Nonperforming_loans/.
- IBM (2023), Types de machine learning, disponible sur : <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/machine-learning-types>, consulté le 29/04/2026 à 15 :21.
- La Banque Postale (2025), Comprendre et gérer le risque de marché pour les banques, disponible sur : <https://www.labanquepostale.com/a-propos/risques-conformite/actus-risques/gestion-risque-de-marche.html>, consulté le 07/05/2026 à 14 :13.
- Bâle II (2025), La Finance Pour Tous, disponible sur : <https://www.lafinancepourtous.com/decryptages/marches-financiers/acteurs-de-la-finance/comite-de-bale/rappel-sur-la-reglementation-bale-ii/>, consulté le 01/03/2026 à 23 :59.
- Site officiel de la BEA, disponible sur : <https://bea.dz/apropos?lang=fr>, consulté le 14/04/2026 à 17 :22.

- Toussaint Éric (2014), Comment les banques et les gouvernants détruisent les garde-fous, Comité pour l'Abolition des Dettes Illégitimes, disponible sur : <https://www.cadtm.org/Comment-les-banques-et-les-gouvernants-detruisent-les-garde-fous>, consulté le 27/02/2026 à 22 :22.
- Trainy (2021), Bâle 1, Bâle 2, Bâle 3 : Évolution des réglementations bancaires, disponible sur : <https://www.trainy.co/fr/blog/bale-reglementation>, consulté le 01/03/2026 à 23 :55.

8. Divers (documents d'entreprise, manuels internes) :

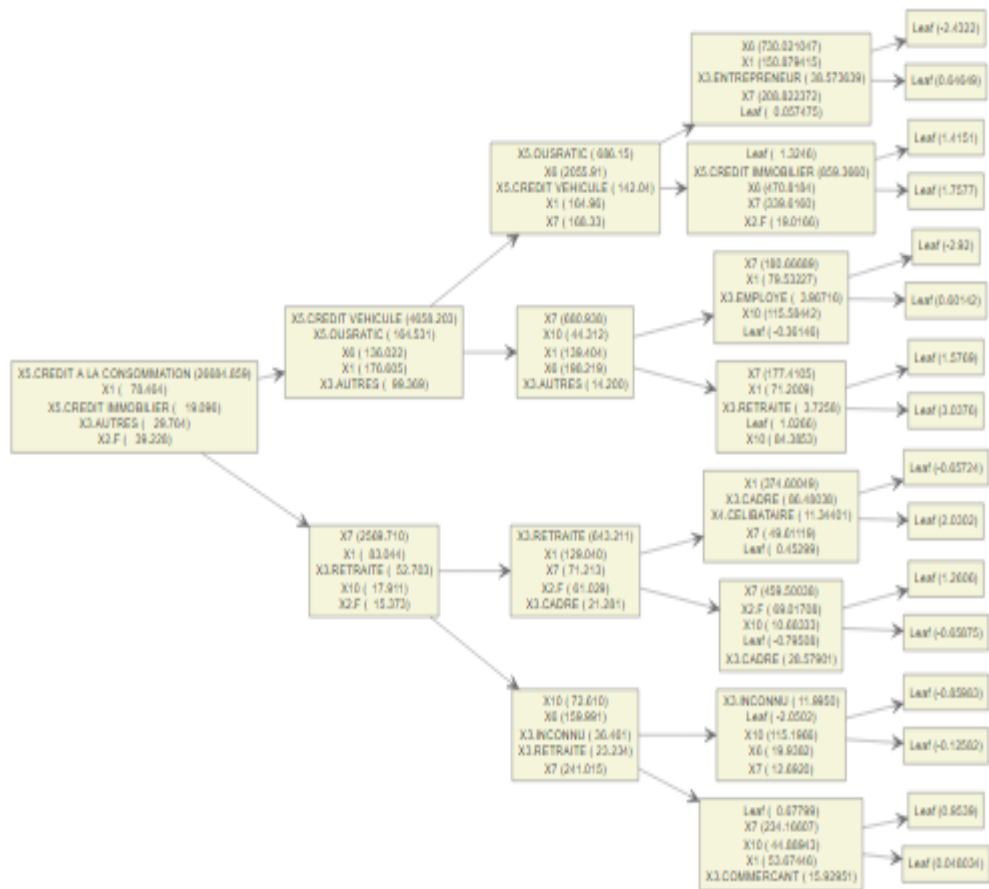
- Belmahi Mohamed, Sadok Hicham (s.d.), Le comportement financier et psychologique des ménages endettés et surendettés, International Journal of Technology and Management (IJTM), IMIST Maroc, p. 81.
- Document interne à la BEA, Organigramme, Missions et attributions de la direction des Risques et du Contrôle Permanent.
- Document interne à la BEA (Banque Extérieure d'Algérie).

Les annexes :

Annexe n° 1 : Statistiques descriptives des variables de la base de données.

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	Y
44	M	EMPLOYE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	428490	0	0	49 967	00
26	M	FONCTIONNAIRES	CELIBATAIRE	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	840600	0	0	53 340	00
37	M	FONCTIONNAIRES	CELIBATAIRE	MOURABAH PROD CONSOMMATION	3	407520	0	0	62 772	00
48	M	FONCTIONNAIRES	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	3	637110	0	0	73 276	00
67	F	RETRAITE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	1	182070	0	0	33 126	00
69	F	RETRAITE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	398160	0	0	33 126	00
38	M	EMPLOYE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	426021,74	0	0	60 792	00
61	M	FONCTIONNAIRES	MARIE(E)	MOURABAH IMMOBILIERE	2	3586463,56	0	0	64 209	00
66	M	RETRAITE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	117780,01	0	0	31 244	00
52	M	EMPLOYE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	908208	0	0	50 425	00
44	M	CADRE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	252090	0	0	106 097	00
63	M	EMPLOYE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	1	627300,03	0	0	40 342	00
46	M	EMPLOYE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	3	157949,99	0	0	47 419	00
61	M	RETRAITE	MARIE(E)	MOURABAH PROD CONSOMMATION	2	824940	0	0	19 693	00
52	M	EMPLOYE	CELIBATAIRE	MOURABAH PROD CONSOMMATION	4	209949,99	0	0	27 750	00

Annexe n° 2 : Visualisation globale de l'ensemble des arbres du modèle XGBoost.



**Annexe n°3 : Arbre de décision individuel du modèle de prédiction du risque de défaut
XGBoost.**

