



Mémoire de fin d'Etudes

Thème :

Le Crédit Scoring comme outil de gestion du risque de crédit

« Etude comparative entre la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels »

Présenté et soutenu par :

M. KRIM Wail Abdessalam

Encadré par :

Pr. HMAIED Dorra

Etudiant(e) parrainé(e) par :

Crédit Populaire d'Algérie -CPA-



Mémoire de fin d'Etudes

Thème :

Le Crédit Scoring comme outil de gestion du risque de crédit

« Etude comparative entre la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels »

Présenté et soutenu par :

M. KRIM Wail Abdessalam

Encadré par :

Pr. HMAIED Dorra

Etudiant(e) parrainé(e) par :

Crédit Populaire d'Algérie -CPA-

REMERCIEMENTS

Nous remercions DIEU, LE TOUT PUISSANT de nous avoir accordé santé et courage pour accomplir ce travail.

Au terme de ce travail, Je tiens à remercier mon encadrante, Madame HMAIED Dorra pour sa patience, ses conseils et remarques précieuses.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude à Madame LARBI, la directrice centrale de la DCIS au CPA ainsi que tout le personnel de cette direction et particulièrement mesdames BERRAIH Radia et GHENAIEM Ahlem pour leurs accueils chaleureux et leurs conseils si importants.

Je suis aussi très reconnaissant à tout le corps professoral et administratif de l'Institut du Financement et du Développement du Maghreb (IFID) notamment Messieurs LOUHICHI Slaheddine et ZOUARI Khaled pour leurs précieux accompagnements tout au long de notre formation.

Je remercie d'avance les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer le présent mémoire.

Enfin, je souhaite remercier toutes les personnes qui m'ont aidées de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.

DÉDICACE

Je dédie ce travail tout d'abord à ceux qui m'ont tout donné, à mes chers parents.

À ma mère, pour sa patience et son amour à toute épreuve.

À mon père, pour ses sacrifices et pour m'avoir appris à être un homme.

À toute ma famille, mes frères, ma petite sœur, à tous mes amis.

A toute personne qui a cru en moi.

Sommaire

<i>INTRODUCTION GENERALE.....</i>	<i>1</i>
<i>CHAPITRE I : LE RISQUE DE CREDIT ET LA REGLEMENTATION BANCAIRE</i>	<i>5</i>
<i>Section 01 : Typologie des risques bancaires</i>	<i>5</i>
<i>Section 02 : Réglementation prudentielle internationale et locale.....</i>	<i>13</i>
<i>CHAPITRE II : LE CREDIT SCORING, OUTIL DE PREVISION DU RISQUE DE CREDIT : APPROCHE THEORIQUE</i>	<i>26</i>
<i>Section 01 : Les approches d'évaluation du risque de crédit.....</i>	<i>26</i>
<i>Section 02 : Les méthodes de classement du crédit scoring.....</i>	<i>34</i>
<i>CHAPITRE III : APPLICATION DE LA TECHNIQUE DE SCORING : APPROCHE EMPIRIQUE.....</i>	<i>45</i>
<i>Section 01 : Méthodologie suivie pour l'élaboration de la fonction du Scoring.....</i>	<i>45</i>
<i>Section 02 : Elaboration des modèles et comparaison des résultats.....</i>	<i>56</i>
<i>CONCLUSION GENERALE</i>	<i>70</i>
<i>Bibliographie</i>	<i>75</i>
<i>Annexes :</i>	<i>82</i>

Liste des figures

<i>Figure 1: Typologie des risques bancaires.</i>	7
<i>Figure 2 : De Bâle I au Pilier I de Bâle II</i>	17
<i>Figure 3: Architecture du Bâle III</i>	20
<i>Figure 4: Echelles de notation</i>	30
<i>Figure 5: Processus du crédit scoring</i>	33
<i>Figure 6 : Règles de décision pour le modèle Altman</i>	36
<i>Figure 7 : Conception d'un réseau de neurones</i>	41
<i>Figure 8 : Schéma du traitement d'un dossier de crédit par un RN</i>	42
<i>Figure 9: Répartition d'échantillon de l'étude Selon la forme juridique</i>	51
<i>Figure 10 : Courbe de ROC « Echantillon de validation »</i>	62
<i>Figure 11: Courbe de ROC « Echantillons apprentissage et validation »</i>	66

Liste les tableaux

<i>Tableau 1: Pondérations des engagements risqués</i>	<i>15</i>
<i>Tableau 2: Méthodes d'évaluation des risques selon Bâle II.....</i>	<i>17</i>
<i>Tableau 3: Pondérations standards</i>	<i>31</i>
<i>Tableau 4: Modèles Z-Score d'Altman</i>	<i>37</i>
<i>Tableau 5: Composition de l'échantillon</i>	<i>49</i>
<i>Tableau 6: Présentation des variables (Ratios).....</i>	<i>49</i>
<i>Tableau 7 : Modalités de la forme juridique.....</i>	<i>50</i>
<i>Tableau 8 : Modalité de la Centrale des Risques</i>	<i>51</i>
<i>Tableau 9 : Modalité Impayés chez les confrères</i>	<i>51</i>
<i>Tableau 10 : Modalité de taux de mouvement confie.....</i>	<i>52</i>
<i>Tableau 11 : Répartition de l'échantillon selon chaque variable.....</i>	<i>52</i>
<i>Tableau 12: Présentation des variables retenues</i>	<i>53</i>
<i>Tableau 13: Test de dépendance de Fisher.....</i>	<i>54</i>
<i>Tableau 14: Test Khi² sur les variables qualitatives.....</i>	<i>55</i>
<i>Tableau 15: Variables explicatives du modele</i>	<i>56</i>
<i>Tableau 16: Variables retenues</i>	<i>57</i>
<i>Tableau 17: Odds Ratio</i>	<i>59</i>
<i>Tableau 18: Matrice de confusion « Echantillon de construction ».....</i>	<i>60</i>
<i>Tableau 19: Matrice de confusion « Echantillon de validation ».....</i>	<i>61</i>
<i>Tableau 20 : Récapitulatif des modèles « Taux d'erreurs »</i>	<i>64</i>
<i>Tableau 21: Matrice de confusion « Echantillon d'apprentissage ».....</i>	<i>64</i>
<i>Tableau 22: Matrice de confusion « Echantillon d'apprentissage ».....</i>	<i>65</i>
<i>Tableau 23 : Taux de bons classements « comparaison entre les deux méthodes ».....</i>	<i>67</i>
<i>Tableau 24 : Area Under Curves ROC « comparaison entre les deux méthodes ».....</i>	<i>67</i>

Liste des annexes

<i>Annexe N°01 : Test de dependance des variables quantitatives</i>	<i>82</i>
<i>Annexe N°02 : Tests de dependance des variables qualitatives.....</i>	<i>84</i>
<i>Annexe N°03 : Resultats de la regression logistique</i>	<i>87</i>
<i>Annexe N°04 : Architecture du reseaux de neurones construit</i>	<i>90</i>
<i>Annexe N°05 : Taux d'erreur selon le modele neuronal</i>	<i>91</i>
<i>Annexe N°06 : Importance des variables independantes.....</i>	<i>91</i>

Liste des abréviations

ADL : Analyse discriminante linéaire

AUC : Area Under Curves

BFR : Besoin en fonds de roulement

CA : Chiffre d'affaires

CAF : Capacité d'autofinancement

CPA : Crédit Populaire d'Algérie

DCT : Dettes à court-terme

FP : Fonds propres

FR : Fonds de roulement

LCR : Liquidity Coverage Ratio

NSFR : Net Stable Funding Ratio

PME : Petite et Moyenne Entreprise

RNA : Réseaux de neurones artificiels

ROA : Return on Assets

VA : Valeur Ajoutée

VaR : Value at Risk

Résumé

Les organismes bancaires s'intéressent à évaluer le risque de la détresse financière avant l'octroi d'un crédit et surtout quand il s'agit des Petites et moyennes entreprises (PME) qui font recours toujours aux banques publiques afin de se financer. Plusieurs chercheurs ont proposé l'emploi de modèles basés sur les réseaux de neurones en vue d'améliorer la prise de décision du banquier.

L'objectif de ce travail est d'explorer une nouvelle démarche pratique basée sur les réseaux de neurones en vue d'améliorer la capacité du banquier à prévoir le risque de non remboursement des entreprises demandant un crédit. Cette recherche est motivée par les insuffisances des techniques d'évaluation traditionnelles du risque de crédit à l'instar de l'analyse financière ainsi que les modèles de prévision traditionnels.

L'échantillon est composé de 328 PME, ayant contracté un crédit auprès du Crédit Populaire d'Algérie, et une batterie de 26 ratios financiers a été calculée sur la période 2015- 2021. Les prévisions issues de la technique des réseaux de neurones sont comparées à celle de la régression logistique. Les résultats de l'étude montrent que la technique "neuronale" est meilleure en termes de prévisibilité.

Mots clés : risque de crédit, prévision, Régression logistique, réseaux de neurones artificiels.

Abstract

Banks are interested in assessing the risk of financial distress before granting a loan and especially when it comes to small and medium-sized enterprises (SME's) which always use public banks as the first and main source of financing for SMEs. Several researchers have proposed using neural networks-based models to improve banker's decision-making.

The objective of this work is to explore a new practical approach based on neural networks in order to improve the banker's ability to predict the risk of non-repayment of companies applying for credit. This research is motivated by the insufficiency of traditional credit risk assessment techniques such as financial analysis and traditional forecasting models.

The sample consists of 328 SMEs, having taken out a credit form Algeria's Popular Credit, and 26 financial ratios was calculated over the period 2015-2021. The predictions derived from the neural networks technic are compared with that of logistic regression. The results of the study show that the neuronal technique is better in terms of predictability.

Key words: credit risk, prediction, logistic regression, artificial neural networks.

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

En économie d'endettement, le secteur bancaire est le cœur de l'économie et joue un rôle indispensable dans la croissance économique et cela à travers son intermédiation financière et le financement de l'économie. Cette intermédiation financière constitue pour l'établissement de crédit une arme à double tranchant. Elle est une source de rentabilité d'une part, et un effet générateur des risques.

La plupart des défaillances bancaires trouvent leurs origines dans l'incapacité de faire face aux différents risques bancaires qui sont regroupés dans deux catégories qui sont les risques financiers et non-financiers à l'instar des risques de marché, risques de liquidité, risques opérationnels et enfin le risque de crédit.

La gestion des risques bancaires est un enjeu très important pour les banques et établissements financiers. Cette dernière est en amélioration continue et contribue d'une manière efficace dans le renforcement de la solidité financière des établissements financiers. Tout cela constitue le thème principal des accords de Bâle II. Ce dernier représente une initiative qui mène à une standardisation internationale de la réglementation bancaire. Cet accord vient pour corriger certaines faiblesses et défaillances de Bâle I. En effet, l'évolution du ratio Cooke vers le ratio McDonough a pour un principal objectif le renforcement de la stabilité financière et la solidité du système bancaire.

Parmi les risques bancaires précédemment cités, le risque de Crédit, ou autrement dit le risque de contrepartie, est le risque le plus répandu puisqu'il est lourd de conséquences pour les banques et établissements financiers qui subissent des pertes du fait que le débiteur principal n'a pas remboursé sa dette.

Ce risque se définit comme étant le risque de l'incapacité de l'emprunteur de tenir sa promesse et rembourser sa dette en principal et intérêts dans les délais et échéances convenus.

Et comme la prise des risques est un synonyme de rentabilité, les banques et établissements financiers dégagent une grande partie de leurs profits à travers les activités de prêts. De ce fait, ces derniers sont très intéressés à développer des modèles d'évaluation du risque de crédit afin d'optimiser le rendement des prêts consentis à travers des outils d'aides à la décision qui sont devenues de plus en plus sophistiqués tout en exploitant des bases de données.

Actuellement il existe plusieurs méthodes qui permettent aux banques et établissements financiers de gérer ce risque à l'instar des systèmes experts, systèmes de notation et la méthode du SCORING. Ce dernier est un outil d'aide à la décision qui permet une meilleure gestion du risque de crédit à travers une distinction entre les bons et mauvais emprunteurs selon le score obtenu qui synthétise leur propre risque ou autrement dit la probabilité de défaut.

En Algérie, les banques et établissements financiers notamment le Crédit Populaire d'Algérie (CPA) représente la principale source de financement des petites et moyennes entreprises *PME*. En effet, les crédits octroyés aux PME occupe une part très importante dans le portefeuille des crédits octroyés à la clientèle de la banque et donc une grande part de son actif car ces derniers jouent un rôle fondamental dans le processus de développement économique et social par leur contribution à la croissance et la création de l'emploi. Cependant la concentration sur ce genre des clients peut mettre en péril l'existence de l'établissement de crédit en raison de la forte corrélation qui existe entre les PME et la probabilité de faire défaut.

Pour s'assurer que le crédit octroyé est un bon crédit, les banques publiques algériennes utilisent des méthodes classiques à l'instar de l'analyse financière permettant de faire un diagnostic financier de l'entreprise à travers l'analyse de certains ratios et indicateurs financiers. De plus les banques exigent toujours des garanties à prises afin de s'assurer qu'elle sera remboursée. L'utilisation de ces méthodes archaïques peut mener à une mauvaise sélection des clients. En effet, ce mauvais choix des clients peut engendrer une accumulation des impayés et donc mettre en cause la pérennité de la banque. Or, l'utilisation des outils de gestion du risque de crédit plus sophistiqués notamment le crédit scoring, est indispensable afin de gérer ce risque.

Pour cela, notre étude vise à monter l'importance de la gestion du risque de crédit au sein du Crédit Populaire d'Algérie, à travers la construction d'un modèle de crédit Scoring selon méthode de régression logistique, et comparer l'efficacité de son pouvoir prédictif avec celui basée sur l'intelligence artificielle « Réseaux de neurones artificiels » (RNA). Tout ce travail a pour but d'améliorer la décision du banquier au sein du CPA.

A la lumière des éléments que nous venons de citer, le travail de mémoire que nous allons réaliser est centré sur la problématique suivante :

Comment apprécier le risque de crédit par la méthode de Score ?

Afin que de mieux comprendre le sujet et pour répondre à la problématique principale, nous avons estimé convenable de diviser la problématique en les sous-questions suivantes :

- Que ce qu'un risque de crédit et quelles sont les différentes réformes de Bâle en matière de prévention de ce risque ?
- Quelles sont les méthodes de gestion de risque de crédit et quelles sont les différentes techniques de crédit scoring ?
- Entre la régression logistique et les RNA, Quelle est la méthode la plus efficace en termes de qualité de prédiction du risque de crédit ?

Pour apporter des éléments de réponses aux questions ci-dessus, nous avons scindé notre travail en trois chapitres :

Un premier chapitre : « Le risque de crédit et la réglementation bancaire ». A travers ce chapitre, nous allons voir les différents risques bancaires en mettant l'accent sur le risque de crédit et le cadre réglementaire qui le régit ;

Un second chapitre : « Le crédit scoring, outil de prévision du risque de crédit : Approche théorique ». Il porte sur quelques méthodes de gestion crédit, en mettant en évidence l'outil d'aide à la décision « Crédit scoring » et ses techniques.

Un dernier chapitre : « Application de la technique de scoring : approche empirique », dans lequel nous allons voir comment élaborer un modèle de classification en utilisant la méthode paramétrique « Régression logistique ». Ensuite nous allons essayer d'appliquer une méthode non-paramétrique qui consiste en les réseaux de neurones artificiels pour qu'à la fin faire une comparaison entre ces deux techniques en termes de qualité prédictive.

CHAPITRE I : Le risque de crédit et la réglementation bancaire

CHAPITRE I : LE RISQUE DE CREDIT ET LA REGLEMENTATION BANCAIRE

Introduction

Le secteur bancaire est considéré comme le noyau de l'économie. Il a un rôle primordial dans le financement de l'activité économique est cela grâce au processus d'intermédiation financière notamment dans l'économie d'endettement, De ce fait, la stabilité et la solvabilité du système bancaire sont essentielles au bon fonctionnement du système financier.

Aussi, L'environnement bancaire est devenu vulnérable et très volatil aux diverses fluctuations dans le domaine monétaire. Suite aux diverses perturbations, les banques sont de plus en plus menacées par une multitude de risques, y compris le risque de crédit, affectant leurs activités et leur position sur les marchés financiers.

En effet, L'octroi de crédit est une activité fondamentale des établissements de crédit et les risques qui en découlent, notamment le risque de crédit, sont au cœur des préoccupations du secteur bancaire.

A cet égard, l'évaluation du risque de crédit est devenue l'un des principaux axes stratégiques de la gestion bancaire. Le présent chapitre présente un ensemble des risques bancaires y compris le risque de crédit et la réglementation prudentielle qui permet d'atténuer les risques afin de se prémunir de contre toute perte probable. Nous allons donc dans une première section présenter les risques bancaires y compris le risque de crédit, pour pouvoir avancer, dans une deuxième section, la réglementation prudentielle en matière de risque de crédit.

Section 01 : Typologie des risques bancaires

« Qui ne risque rien, ne gagne rien » Franc-Nohain

Le système bancaire est exposé à une panoplie de risques. Ces derniers affectent son activité en matière de rentabilité et surtout sa pérennité, d'où la nécessité de bien les identifier. Cela nous permet de les gérer d'une manière efficace. Dans ce contexte, de nombreuses parties prenantes ont tenté de rendre la gestion des risques bancaires plus performante en augmentant la capacité à détecter et contrôler la source de ces risques afin de réduire l'exposition de la banque aux risques en développant des stratégies pour y faire face.

Avant de passer à la définition du risque et ses classifications, nous jugeons indispensable de faire la distinction entre le risque et l'incertitude.

Selon *l'économiste Frank Knight (1921)*, il y a une différenciation entre risque et incertitude. En effet, il y a risque dès lors que les différents événements qui caractérisent une situation peuvent être identifiés et qu'à chacun peut être associée une probabilité d'apparition. Selon les cas, ce risque peut être calculable ou estimable¹. Donc, le risque est une variabilité future qui est prévisible et se caractérise par la répétition et le caractère reproductible des états de la nature. Par contre, l'incertitude correspond à une situation dans laquelle il n'est pas possible d'associer une probabilité à chaque événement. Nous considérons qu'une situation est risquée lorsqu'il est possible d'estimer sa réalisation en faisant recours aux probabilités, Cependant, une situation est dite incertaine lorsqu'elle n'est ni imprévisible ni probabiliste.

Pour résumer, le risque est un événement aléatoire, indésirable et incertain que nous pouvons quantifier et qui ne dépend pas exclusivement de la volonté des parties, cet événement peut causer un préjudice comme : la perte d'un objet ou tout autre dommage. L'incertitude ou le caractère imprévisible du risque dans ce cas porte sur :

- La probabilité de la réalisation de l'événement ;
- La date de survenance de l'événement ;
- L'ampleur de ses conséquences.

Cependant, il y'a une relation étroite entre le risque pris et l'espérance de gain (le rendement). Autrement dit, toute rentabilité élevée d'un placement s'accompagne d'un risque important. Pour cette raison, le risque n'est pas toujours un vecteur « purement négatif ». En effet, un actif risqué présente des fortes chances de fluctuer considérablement à la hausse comme à la baisse.

En domaine bancaire, le risque occupe et fonde l'activité du banquier. En effet, le premier métier du banquier consiste à collecter les dépôts des clients et à les affecter aux clients qui en ont besoin. Ces dépôts constituent des fonds des tiers dont l'obligation est de les mettre en sécurité, disponible à la demande du client et accessible en cas de besoin.

L'activité bancaire est une activité où le risque est permanent. Par conséquent, les banques doivent faire face aux deux catégories des risques. D'une part, les risques liés à l'activité bancaire qui sont : les risques de crédit, risques opérationnels et risques de marché. D'une autre

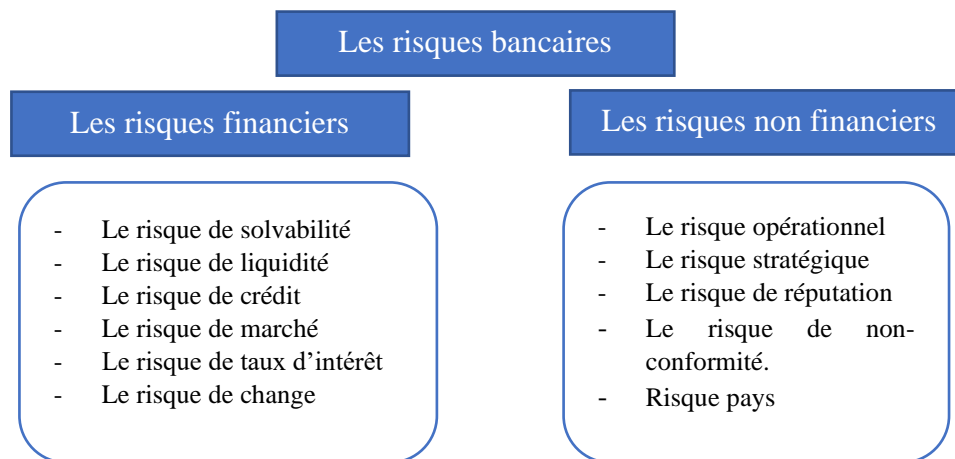
¹ Bibard, Laurent ; Morin, Edgard, Complexité et organisations Faire face aux défis de demain, Eyrolles, 2018 Paris, p 262

part, les risques qui en résultent qui sont : le risque de liquidité et le risque de solvabilité. Pour mieux l'illustrer, nous prenons le cas de la crise financière qui a débuté en 2007 avec la crise des subprimes qui s'est manifestée par une crise de liquidité sans précédent et la nécessité de recapitaliser de nombreuses banques.

Le comité de *Bâle* définit le risque comme étant « l'association de deux éléments : un aléa et une perte potentielle. Si l'aléa ne porte que sur des scénarios positifs, il n'est pas considéré comme de risque. D'autre part, si la perte est certaine, elle n'est plus considérée comme un risque¹ ».

Autrement dit, il existe plusieurs façons de classifier les risques bancaires qui reposent, soit sur la nature des opérations, soit sur les mécanismes de gouvernance, soit sur l'environnement interne ou externe de la banque. Dans notre cas, nous avons choisi la distinction des risques bancaires financiers et non financier.

Figure 1: Typologie des risques bancaires.



Source : *Elaboré par l'auteur.*

1. Les risques financiers

1.1. Le risque de marché

Le risque de marché est qualifié de risque systématique, il affecte les titres financiers avec la possibilité de toucher la survie du système financier. Ce risque est en corrélation avec le marché dans l'interaction avec le taux d'inflation, d'intérêt ainsi que l'évolution de l'économie².

¹ Kharoubi, Cécile; Thomas, Philippe , ANALYSE DU RISQUE DE CRÉDIT, RB Édition, Paris, 2016, P 16

² Muadimanga Ilunga, Emile, Risques bancaires et dispositifs prudentiels de gestion en RDC, L'Harmattan, Paris,2016, p 29

Le risque de marché est identifié en l'absence de marché financier dans le pays, les aléas du marché interbancaire où les banques se prêtent quotidiennement pour répondre à leurs besoins de liquidités par l'intermédiaire de la chambre de compensation.

Donc, ce risque consiste en la perte potentielle résultant d'un changement défavorable des taux d'intérêt, des taux de change, des prix de marché des instruments financiers primaires et dérivés détenus par la banque.

D'après cette définition, le risque de marché englobe plusieurs risques à l'instar de :

a) Le risque de taux d'intérêt

Le risque de taux représente pour un établissement de crédit l'éventualité de voir sa rentabilité ou la valeur de ses fonds propres affectées par l'évolution défavorable des taux d'intérêts.

b) Le risque de change

Le risque de change consiste en la perte probable en cas d'une forte variation de taux de change.

1.2. Le risque de liquidité

Le risque de liquidité, ou d'illiquidité est la situation dans laquelle une banque ne peut pas faire face à ses exigibilités avec ses actifs disponibles ou mobilisables à court terme. Il est induit par la transformation de ressources à court terme en dettes à moyen terme.

Si cette situation ne se résorbe pas assez rapidement, la banque peut se retrouver dans une situation d'insolvabilité, et si son poids dans le système financier est tel que plusieurs autres établissements de crédit dépendent significativement d'elle, alors, ce risque peut entraîner aussi une propagation de la crise à tout le système, ce que nous l'appelons le risque systémique, c'est pour cette raison que les règles prudentielles permettant d'éviter une crise systémique ont été renforcées avec les accords de Bâle III signés le 16 décembre 2010¹.

¹ Siliadin, Jonas, Comprendre la banque et son environnement en zone euro, RB édition, Paris, 2019, P 25

1.3. Le risque d'insolvabilité

Selon *Bessis (2015)*, « le risque de solvabilité est l'incapacité d'absorber les pertes avec les fonds propres disponible. Ce risque résulte de l'inadéquation entre les fonds propres et les risques pris par l'institution ».

2. Les risques non-financiers

2.1. Le risque Opérationnel

Le *Capital Requirement Regulation* a défini, le risque opérationnel comme étant « *le risque de pertes qui découle d'une inadéquation ou bien d'une défaillance des processus, du personnel et des systèmes internes ou d'événements extérieurs, y compris le risque juridique* ». Selon le comité de Bâle, le risque opérationnel est divisé en 7 familles qui sont :

- Fraude interne ;
- Fraude externe ;
- Insuffisance des pratiques internes concernant les ressources humaines et la sécurité du lieu de travail ;
- Négligences (non délibérées) des règles clients, produits et pratiques commerciales ;
- Dommages aux actifs corporels ;
- Interruption d'activité et dysfonctionnement des systèmes ;
- Dysfonctionnement des processus de traitement (exécution, passation, livraison, produit finis).

2.2. Le risque de non-conformité

Selon le comité de Bâle, le risque opérationnel est défini en tant que « *le risque de sanction judiciaire, administrative ou disciplinaire, de perte financière significative ou, d'atteinte à la réputation, qui naît du non-respect de dispositions propres aux activités bancaires ou financières, qu'elles soient de nature législatives ou réglementaires, ou qu'il s'agisse de normes professionnelles et déontologiques, ou d'instructions de l'organe exécutif prises notamment en application des orientations de l'organe délibérant* ».

A partir de cette définition, nous pouvons déduire que le risque de non-conformité est le risque de pertes financières nées du non-respect de la réglementation encadrant la l'activité bancaire.

2.3. Le risque d'image / Réputation

Ce risque consiste en la perte de confiance, de crédibilité ou de notoriété d'un établissement auprès du marché et de sa clientèle due à des pratiques non conformes à la déontologie ou mettant en cause son professionnalisme. Donc il peut correspondre à l'impact que peut avoir une erreur de gestion, une erreur opérationnelle ou une fraude sur l'image de la banque.

2.4. Le risque pays

Le risque pays est le risque qu'un État ne puisse faire face au remboursement de ses dettes souveraines (risque souverain) ou encore que les acteurs économiques étrangers ne puissent plus avoir la maîtrise de leur filiale (risque de non-transfert). Ceci étant induit soit par une agitation politique tel qu'un coup d'État, nationalisation, blocage des capitaux étrangers, ou une situation économique défavorable tel que la dévaluation ou l'hyperinflation. Nous prenons l'exemple de la crise mexicaine de 1994 qui a induit une dévaluation du peso, une chute du PIB de 8 %, une balance commerciale en déficit de 10 % du PIB¹.

3. Identification du risque de crédit

3.1. Définition du risque de crédit

Le risque de crédit est le risque particulier qui naît d'une opération de prêt. Il correspond à la probabilité qu'un événement négatif pouvant affecter négativement les flux que doit verser un emprunteur au titre d'un contrat de crédit.

En pratique, il consiste en le risque de non-remboursement de la dette en principale « Risque de défaut » et en intérêt « Risque de contrepartie » par un emprunteur défaillant. Il s'assimile au degré d'incertitude des pertes pouvant être générées par un crédit à un créancier financier².

Donc dès qu'un agent consent un crédit à une contrepartie, un risque de crédit apparaît. De ce fait, le risque de crédit est le risque bancaire le plus répandu et qui engendre des pertes catastrophiques. Il existe depuis les premières opérations de crédits où dans le cadre de la loi de Hammurabi qu'en cas de récolte désastreuse, un délai d'un an sans intérêt peut être consenti pour payer ses dettes.

Selon le comité de Bâle, le risque de crédit continu à être la source principale de l'instabilité bancaire d'où la nécessité de rendre l'analyse de risque de crédit est indissociable du risque

¹ Sarrazin, Jean-Luc, Vademecum de la Banque, Arnaud Franel éditions, Paris, 2020, p27

² Kharoubi, Cécile; Thomas, Philippe, Opcit, p 13

couru par l'emprunteur à cause de l'asymétrie d'information. De ce fait, le risque de crédit doit être analysé dans le contexte de l'asymétrie informationnelle. Lorsqu'un emprunteur sollicite un crédit, la banque est moins informée que les dirigeants de la société sur son avenir et l'impact de l'utilisation du prêt. Donc la banque dans ce cas subit une asymétrie d'information qui la pénalise dans sa capacité à sélectionner les bons emprunteurs et crédits. Cette situation génère une anti sélection, les managers des sociétés en mauvaise santé étant incités à solliciter un prêt que la banque n'aurait pas accordé si elle avait eu toute l'information. Par ailleurs, lorsque le crédit est mis en place, le créancier s'expose à un *aléa moral* le fait que le prêt peut être utilisé pour un autre usage que la demande initiale et surtout quand le dirigeant peut gérer l'entreprise sans tenir compte de l'intérêt du créancier financier¹.

3.2. Typologie et composantes de risque de crédit

Selon la définition de risque de crédit, nous tirons la typologie suivante :

3.2.1. Risque de défaut

Ce risque correspond à la probabilité d'un manquement ou d'un retard du débiteur par rapport aux échéances fixées, Le risque de défaut est lié à la probabilité de défaillance d'un emprunteur qui se trouve dans une situation de l'incapacité de faire face à ses engagements financiers. Le comité de *Bâle* considère qu'un débiteur se retrouve dans une situation de défaut si un ou plusieurs critères suivants sont survenus :

- L'emprunteur ne remboursera vraisemblablement pas en totalité ses engagements (principal, intérêt et commission) ;
- La constatation d'une perte portant sur l'une des facilités : comptabilisation d'une perte, restructuration de détresse impliquant une réduction ou un rééchelonnement du principal, des intérêts ou des commissions ;
- Un retard du paiement (Cessation du paiement) qui dépasse les 90 jours sur un crédit (days past due DPD 90+) ;
- L'emprunteur est en faillite juridique ;

¹ Kharoubi, Cécile; Thomas, Philippe , Opcit, p 14

Il existe trois éléments intervenant dans la mesure du risque de défaut qui sont :

a) Probabilité de défaut

Elle mesure la probabilité qu'un débiteur soit en défaut quelle qu'en soit la raison, cette probabilité est estimée en faisant recours aux modèles statistiques comme le Crédit Scoring.

b) Exposition en cas de défaut

C'est le montant des remboursements reste en dus de la créance, elle représente le montant de la perte maximale que subi un prêteur en cas de défaut immédiat.

c) Perte en cas de défaut

Elle représente la part de l'exposition de défaut qui ne sera pas récupéré après la survenance de défaut. Elle se mesure en prenant en considération tous les coûts indirects et directs liés au recouvrement de la créance.

En multipliant ces trois paramètres, la banque peut connaître sa perte attendue en cas de défaut. Cette dernière sert à estimer le risque attendu qui doit être couvert selon le comité de balle par les prévisions. Le niveau des pertes attendues est insuffisant pour les banques et cela est dû à l'incertitude ces pertes. Cette incertitude est due à l'existence de facteurs externes qui peuvent dépasser très loin les pertes. De ce fait, les banques cherchent à estimer la perte potentielle maximale (Pertes inattendues) sur une période de temps avec certain pourcentage de chance. Ces pertes inattendues doivent être couvertes d'après le comité du Bâle par des fonds propres réglementaires (capital économique) dans le but de maintenir la solvabilité de la banque.

3.2.2. Risque de dégradation du spread

Le spread constitue la différence entre le taux sans risque des Bons de trésor et le taux facturé au client demandeur du crédit, il représente la prime du risque pris par la banque qui couvre le risque de contrepartie. Ce dernier mesure la qualité de l'emprunteur.

« Si la perception de la qualité de l'emprunteur que les risques de défaut et de dégradation de la qualité de l'emprunteur se détériore, la prime de risque sur cet emprunteur s'accroît en conséquence et la valeur de marché de cette dette diminue »¹.

¹ Thierry RONCALLI, la gestion des risques financiers, ECONOMICA, Paris, 2004, p106.

En effet, Le risque de Spread est le risque de voir la qualité de l'emprunteur en dégradation ainsi que les flux espérés de cette contrepartie soit en principale ou intérêt. L'évolution aléatoire des spreads constitue elle-même un risque de crédit parce qu'elle influence la valeur marchande du crédit.

3.2.3. Risque de recouvrement en cas de défaut

Il s'agit d'un risque lié à la capacité de la banque à déterminer un taux qui lui permet de récupérer une partie des pertes subies sur le prêt (taux de recouvrement) après avoir entrepris toutes les procédures judiciaires. Ce taux n'est pas facile à calculer car le défaut est un événement ultérieur dû à l'activité de chaque emprunteur. En effet, il est considéré comme une source d'incertitude pour la banque car il dépend de la période des procédures judiciaires, de la valeur réelle des garanties et du rang de la banque dans la liste des créanciers.

Section 02 : Réglementation prudentielle internationale et locale

1. La réglementation de l'activité bancaire

Les activités bancaires ont toujours été régies par des réglementations. Ceci résulte de l'importance des institutions financières au sein de l'économie. En raison de l'importance du risque de crédit pour le système financier, il fait l'objet d'un traitement particulier au niveau des établissements bancaires, et ce depuis les dispositions réglementaires émises par les autorités internationales de supervision des activités bancaires à partir de 1988. Les premières réglementations concernant l'activité de crédit des banques ont été émises par le Comité de Bâle, sous la supervision de la Banque des règlements Internationaux, et ont été relayées à l'échelle nationale par les autorités de tutelle compétentes qui consistent en la Banque d'Algérie pour le cas Algérien et la Banque Centrale de Tunisie pour le cas Tunisien.

Il existe deux raisons principales qui sont l'origine du contrôle et supervision des activités bancaires :¹

- ***Le risque systémique*** : comme déjà évoqué dans la première partie, ce risque peut être interpréter comme le risque que la faillite d'une banque entraîne celle d'autres institutions par un effet de contagion due aux liens étroits entre elles, notamment à travers le système de paiements, et cela constitue une menace de la stabilité du système financier tout entier ;

¹ Bruyère, Richard, Les produits dérivés de crédit, Economica, Paris, 2004, p 20

- *L'assurance des dépôts bancaires* : par les autorités publiques, qu'amènent également celles-ci à superviser étroitement les activités bancaires. Les dépôts sont par nature volatils suite au phénomène de retraits massifs (« run on the bank »). En effet, si les clients doutent de la sûreté d'une banque, sont susceptibles de mettre en danger le système financier.

2. La réglementation internationale

2.1. Contexte de création du comité de Bâle et le dispositif Bâle I

Le comité de Bâle, étant le premier ayant émis les réglementations concernant l'activité de crédit, a été créé en 1974 et est présidé par la banque des règlements internationaux à Bâle, en Suisse. Il s'agit d'une institution créée par le gouvernement de la banque centrale après l'expansion du groupe des G10. Ce dernier a pour objectif de formuler des recommandations concernant les activités bancaires, citons :

- Les règles standards et les seuils minimaux à respecter dans la surveillance prudentielle.
- Le renforcement de la sécurité et la fiabilité des banques et des systèmes financiers ;
- Promouvoir l'échange d'informations sur les réglementations prudentielles et l'innovation.

En effet, la réglementation bancaire vise essentiellement à assurer la stabilité du secteur bancaire.

Le ratio de COOKE était le premier ratio initié dans la réglementation bancaire de Bâle I par COOKE, il repose sur une logique d'adéquation des Fonds Propres des banques aux risques qu'elles prennent. Ce ratio permet l'établissement d'un cadre réglementaire uniforme, applicable à toutes les organisations bancaires. Il incite à renforcer le niveau des fonds propres des banques internationales ce qui va permettre de réduire les distorsions concurrentielles entre les banques de réglementations nationales. Il stipule que les fonds Propres réglementaires d'un établissement de crédit ne doivent pas être inférieurs à 8% de l'ensemble du risque de crédit pris par ce dernier.

$$\text{Ratio de Cooke} = \frac{\text{Fonds Propres}}{\text{Risque de Crédit (Encours pondéré de crédit)}} \geq 8\%$$

Les encours de crédit comprennent les engagements de bilan et hors bilan, selon une pondération spécifique tout dépend du type d'emprunteur et de la créance.

Le tableau qui suit nous montre la pondération des encours selon chaque poste :

Tableau 1: Pondérations des engagements risqués

Coefficient de pondération en %	Postes
0	Créances sur les Etats d'Organisation de coopération et de développement économiques « OCDE »
20	Créances sur les banques ou collectivités locales d'état membres de OCDE
50	Créances garanties par hypothèque ou crédit immobilier.
100	Les autres éléments d'actifs (dont les crédits clientèle)

Source : Kharoubi, Cécile ; Thomas, Philippe, Opcit, p 144

Le ratio de Cooke, même-s'il s'agit d'une norme novatrice, il présente plusieurs limites et défaillances, nous citons¹ :

- Les pondérations des encours pondérés de crédit sont statiques et arbitraires sur les actifs et ne reflètent pas le risque de crédit effectif ;
- La contrainte est trop élevée pour les grandes entreprises et trop faible pour les petites entreprises.
- La pondération unique pour tout type de crédit a pour conséquence une certaine confusion entre adéquation des fonds propres et tarification du prêt, quelle que soit la qualité de crédit de la contrepartie ;
- La réglementation ne prend pas en compte la structure par terme du risque avec un traitement uniforme de tous les crédits quelle que soit la durée de l'engagement.

En effet, Bâle I n'a pas pris en compte les éléments suivants : la taille de l'entreprise, le rating, la maturité, la concentration sur un même émetteur, la corrélation entre émetteurs et la compensation entre les positions longues et courtes.

Pour pallier ces défaillances, le comité de Bâle a constitué un nouveau dispositif nommé Bâle II qui a pour objectif d'améliorer le dispositif Bâle I par un accord plus au moins complet et donc d'intégrer la complexité accrue de l'activité bancaire tout en accordant une certaine liberté aux établissements financiers dans le choix des alternatives possibles pour déterminer les exigences de fonds propres nécessaires à la couverture des pertes potentielles.

¹ Kharoubi, Cécile; Thomas, Philippe , Opcit, p 144

2.2. Deuxième accord de Bâle « II »

Le dispositif Bâle II est venu maintenir et affiner le principe du ratio Cooke, cette nouvelle réforme a pour objectif de mieux évaluer les différentes composantes des risques de crédit et de marché, tout en ajoutant le risque opérationnel en renforçant leurs procédures internes de mesure et de gestion des risques. Ainsi, les fonds propres mobilisés pour faire face à ces risques sont mieux estimés. Son approche ne se résume pas en un seul ratio de solvabilité, mais elle aborde trois domaines qui se complètent et se renforcent mutuellement et qui sont interdépendant appelés « Piliers ».

a) Pilier I « Exigences minimales en fonds propres »¹

La norme présente un certain avantage pour les grandes banques dans la mesure et gestion des risques où Bâle II permet d'optimiser la consommation en Fonds Propres. Le pilier I est fondé sur un ratio prudentiel modifié appelé « Ratio McDonough » qui est un ratio de solvabilité et qui garde le principe d'une couverture des risques par les fonds propres à hauteur de 8 % au minimum comme celui du ratio de Cooke, cependant il introduit plusieurs nouveautés dans les modalités de son calcul.

Dans sa nouvelle version, les fonds propres sont distingués en trois catégories :

- Fonds propres de base « Tier 1 » ou noyau dur, qui sont composés de capital social et des réserves ;
- Fonds propres complémentaire « Tier 2 » qui intègrent les provisions générales et les émissions subordonnées d'une durée supérieure à 5 ans ;
- Les fonds propres surcomplémentaires « TIER 3 » qui sont constitués des dettes subordonnées à court terme et qui ne sont admis qu'en couverture du risque de marché.

Les actifs pondérés en risque sont composés des trois principaux risques bancaires pris en considération par le Comité de Bâle. En effet le nouveau ratio de solvabilité « Mc Donough » se représente comme suit :

$$\text{Ratio McDonough} = \frac{\text{Tier1} + \text{Tier2} + \text{Tier3 (Fonds propres)}}{\text{Actif pondéré en risque de Crédit, Marché et Opérationnel}} \geq 8\%$$

¹ Siliadin, Jonas, Comprendre la banque et son environnement en zone euro, RB édition, Paris, 2019, P40

À la différence du Bâle I, Bâle II propose plusieurs approches interne qui permettent aux établissements de crédit d’avoir une démarche individuelle au plus près du risque réellement encouru. Le tableau suivant nous montre les différentes méthodes utilisées lors de l’évaluation de chaque type des risques.

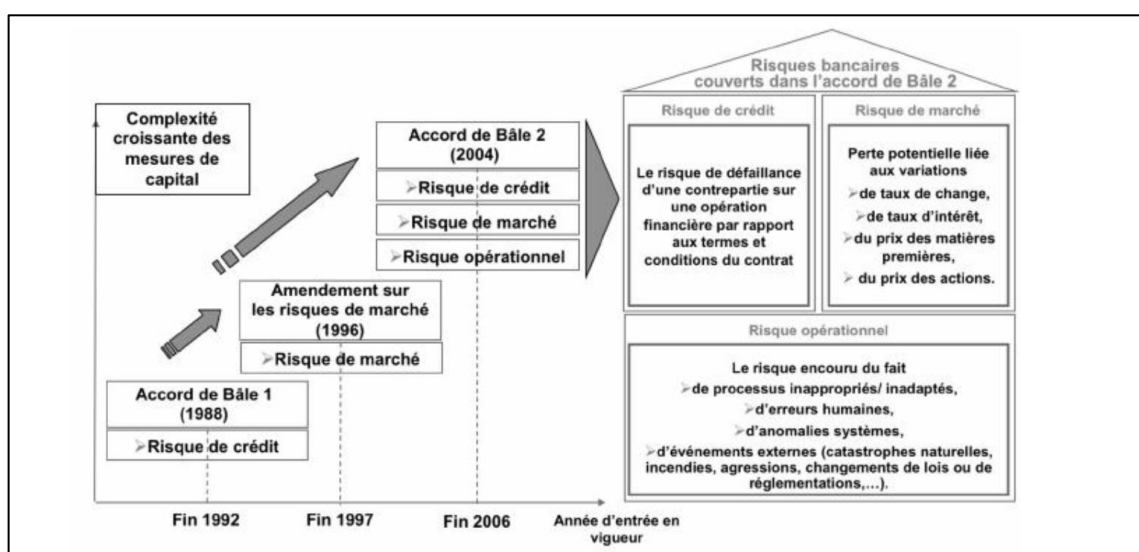
Tableau 2: Méthodes d'évaluation des risques selon Bâle II

Risque	Méthodes d'évaluations adoptées
Risque de crédit	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Approche Standard ; ▪ Approche de base de notation interne <i>IRB</i> ; ▪ Approche <i>IRB</i> avancée ;
Risque de marché	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Méthode de modelé interne : VaR « Value at Risk » ; ▪ Approche Standard ;
Risque opérationnel	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Approches Forfaitaires <ul style="list-style-type: none"> ○ Approche de l'indicateur de base, 15% du PNB. ○ Approche Standardisée, un % du PNB selon les lignes des métiers. ▪ Les méthodes avancées AMA : <ul style="list-style-type: none"> ○ Loss Distribution Approach ; ○ Méthode interne de mesure ; ○ Méthode du pointage ; ○ Analyse des scénarios ;

Source : Elaboré par l'auteur.

Le schéma qui suit nous montre l'évolution de Bâle I au Pilier I de Bâle II.

Figure 2 : De Bâle I au Pilier I de Bâle II



Source : Bouaiss, K ; Lobe, F ; Statnik, J, Economie et gestion de la banque, EMS Editions,

b) Pilier II : « Surveillance prudentielle des autorités de contrôle »

Le pilier II vient compléter et renforcer le premier Pilier, ce dernier porte sur le processus de surveillance prudentielle qui a pour but d'assurer l'application des procédures internes saines par les banques afin d'estimer leur niveau de fonds propres à partir d'une évaluation approfondie et correcte des risques encourus. En plus de cela, ce pilier vise à responsabiliser le régulateur national en définissant les modalités de contrôle à exercer contre la banque et en donnant le droit d'exiger aux banques présentant de plus grands risques d'augmenter leurs fonds.

c) Pilier III : « Discipline du marché »

Le troisième pilier de Bâle II met l'accent sur la discipline de marché à travers une transparence améliorée de la banque à destination du marché. Cette communication est fondée sur des informations régulières concernant l'exposition aux risques, les procédures d'évaluation du risque et l'adéquation des fonds propres à fin d'y faire face. En effet, ce pilier a pour but ¹:

- Amélioration de la transparence et la communication financière des banques ;
- Permettre aux investisseurs potentiels de connaître leurs profils de risque, la gestion et la couverture du ce dernier.

2.3. La disposition Bâle III²

La crise financière de 2008 a mis en évidence la vulnérabilité du secteur bancaire sur le volet de la réglementation prudentielle marquée par une mauvaise gestion du risque de liquidité en enchainant la banqueroute de plusieurs institutions financières à cause de leur interdépendance et l'amplification du risque systémique. Pour cela les banques ont déployé des efforts pour pallier aux insuffisances afin d'instaurer des infrastructures financières plus stable.

Le Comité de Bâle vise d'améliorer la capacité du secteur bancaire à affronter les crises, et comparer leur solidité respective pour ainsi réduire le risque qu'ils s'étendent de la sphère financière à l'économie réelle. Le but est d'éviter les nouvelles faillites.

L'Accord de Bâle III a été publié le 16 décembre 2010, puis le document révisé est sorti en juin 2011 et la mise en œuvre était progressive à partir de 2013 jusqu'au 2019.

¹ Bouaiss, Karima; Lobe, Frédéric; Statnik, Jean-Christophe, Economie et gestion de la banque; EMS Editions, Paris, 2019, p 236

² Mouley Salih Sabri, Règlementation prudentielle de Bale I à Bale III & Analyse financière des banques publiques En Algérie 2017 ;

En effet, Les principales nouveautés baptisées sur le dispositif règlementaire Bâle III¹ :

➤ **Renforcement des exigences en capital**

Les exigences minimales en fonds propres hors volant de conservation sont fixées à 8 % du total des actifs pondérés selon leur niveau de risque (RWA, actifs pondérés par le risque), de même que les recommandations de l'accord Bâle II.

Les derniers accords de Bâle III ont été conclu par les décisions suivantes :

- Exiger les banques et établissement financiers de détenir **4.5%** au minimum du total des actifs pondérés sous forme de fonds propres durs, contre **2 %** pour Bâle II ;
- Relever les exigences en fonds propres de base (Tier 1) de **4 %** à **6 %** ;
- Réduire les fonds propres complémentaires (Tier 2) de **3.5%** à seulement **2%** ;
- Exclure les capitaux propres surcomplémentaires (Tier 3) de la composition des capitaux propres de Bale III (Catégorie des titres de dettes subordonnée).

Autre nouveauté de Bâle III : L'introduction d'un certain nombre de volants et coussins de conservation des capitaux propres (Capital buffers). Les accords du Bâle III recommandent de mettre en place deux volant :

- Un volant de « conservation » des fonds propres de 2.5% des actifs pondères, essentiellement sous forme de capitaux tier1 et qui a pour objectif d'assurer un coussin de sécurité en cas de détérioration du ratio des capitaux propres (Tier1).
- Un second volant appelé « contra cyclique » qui oblige les banques à constituer une réserve de fonds propres durant les périodes favorables, en prévision des périodes de ralentissement économique. Ce dernier est destiné à compenser l'impact de la procyclicité.

➤ **Introduction des exigences en liquidité**

La véritable innovation de l'accord de Bâle III s'est concrétisée par l'introduction de nouveaux ratios pour la manutention du niveau de liquidité des banques totalement opérationnels en 2019. L'instauration d'exigences minimales de liquidité se concrétise essentiellement à travers la mise en place de deux ratios de liquidité à savoir

¹ Youcef benchicou (2016) ; nouvelle réglementation prudentielle : quel impact sur la performance des banque marocaines, , p 19-21

- **Ratio de liquidité à court terme** (Liquidity Coverage Ratio, LCR) impose aux banques de détenir suffisamment d’actifs liquides de haute qualité pour résister à une pénurie de financement de 30 jours, sur la base d’un scénario défini par les responsables prudentiels ;
- **Ratio de liquidité à long terme** (Net Stable Funding Ratio, NSFR) qui est un indicateur structurel conçu pour corriger les asymétries de liquidité. Il couvre la totalité du bilan et incite les banques à recourir à des sources de financement stables.

➤ **Maitrise de l’effet de levier**

Autre nouveauté de Bâle III est l’introduction d’un nouveau ratio de levier qui vient compléter la panoplie d’exigences minimales requises pour les banques. Ce ratio de levier peut s’exprimer comme suit :

$$\frac{\text{fonds de base (Tier 1)}}{\text{Somme du total actif et des engagements hors bilan}} \geq 3\%$$

A la différence du ratio de solvabilité, le ratio de levier prend en considération le total actif et les engagements hors bilan sans s’intéresser pour autant à la pondération par rapport au risque. La considération des engagements hors bilan traduit toutefois la volonté de pénaliser ces expositions insuffisamment retenues par les ratios de fonds propres.

L’objectif principal derrière l’instauration de ce ratio serait de limiter l’effet de levier des banques et d’encadrer leur croissance afin d’éviter tout excès. D’ailleurs, tout au long de la période pré-crise, les banques ont augmenté de manière exponentielle leur effet de levier tout en présentant des indicateurs de solvabilité consistants. Une fois la crise déclenchée, les banques ont été obligées de réduire leur effet de levier ce qui a encore accentué les pertes.

Nous pouvons résumer les objectifs du Bâle III comme suit :

Figure 3: Architecture du Bâle III

Bâle III		
Capital	Liquidité	Risque systémique
Renforcer la qualité et le niveau des fonds propres de base	Introduire un ratio de liquidité à court terme (LCR)	Inciter à l’utilisation de chambres de compensation pour les produits dérivés
Faire face à l’ensemble des risques	Introduire un ratio de liquidité à long terme (NSFR)	Renforcer les exigences en fonds propres pour les expositions entre institutions financières
Maîtriser l’effet de levier		Envisager une surcharge en capital pour les institutions systémiques
Intégrer des matelas de sécurité		

Source : RHANOUI.S, EL MENZHI.K, *Le Risque Opérationnel dans l’Octroi de la Garantie CCG aux Banques : Cas des Crédits aux Entreprises*, 2016, P8

3. La réglementation Algérienne

Les autorités monétaires algériennes ont essayé depuis les années 1990, d'adopter le plus fidèlement possible les recommandations du comité de Bâle. En effet, à la date du 16 février 2014, le conseil de monnaie et de crédit a mis en place un dispositif prudentiel qui se caractérise par un ensemble de normes quantitatives que toutes les banques et établissements financiers installés en Algérie doivent respecter.

Ce dispositif, inspiré de la réglementation internationale en prenant compte la spécificité de notre pays, se décline comme suit :

- Le règlement 14-01 portant sur « Exigence minimale en fonds propres » ;
- Le règlement 14-02 portant sur « les grands risques et participations » ;
- Le règlement 14-03 portant sur « provisionnement et classement des créances » ;

3.1. Exigences minimales en fonds propres

Le dispositif définit trois catégories de risques bancaires comme ceux du Bâle : le risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel, et précise les règles de pondération qui permettent de déterminer le montant du risque à couvrir et donc les exigences minimales en fonds propres. Nous distinguons trois ratios ou coefficient de solvabilité :

- Coefficient minimum global de solvabilité :

$$\text{CMGS} = \frac{\text{fonds propres réglementaires}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque Opérationnel}} \geq 9,5\%$$

- Coefficient spécifique de solvabilité :

$$\text{CSS} = \frac{\text{fonds propres de base}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque Opérationnel}} \geq 7\%$$

- Coussin de sécurité :

$$\text{CS} = \frac{\text{fonds propres de base}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque Opérationnel}} \geq 2,5\%$$

Les pondérations du risque de crédit sont les mêmes que celles dictées par le comité de Bâle sauf pour le crédit immobilier, la pondération varie de 35% à 80% selon la relation avec l'emprunteur¹.

¹ Mokhtar, Boudali (2017), L'impact des décisions de Bâle III sur le processus décisionnel de fixation des normes prudentielles de la Banque d'Algérie, Al Bashaer Economic Journal, p 40

Concernant le risque opérationnel, les exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel est égale à 15% de la moyenne du produit net bancaire des 3 derniers exercices selon l'approche indicateur de base, quant au risque du marché, il est égal à 12,5 fois des exigences en fonds propres.

3.2. Ratio de division des risques

Afin de bien gérer les risques et éviter la concentration des risques sur un ou une minorité des bénéficiaires, et qui va impacter négativement la solvabilité de la banque, la banque d'Algérie a imposé aux banques et établissements financiers le respect de deux ratios de division des risques.

L'article 4 du règlement 14-02 stipule que les banques et les établissements financiers sont tenus de respecter en permanence un rapport maximum de 25% entre l'ensemble des risques nets pondérés encourus sur un même bénéficiaire et le montant des fonds propres réglementaires¹. Le ratio de division des risques est comme suit :²

$$\text{Ratio de division des risques} = \frac{\text{Risque encouru sur meme client}}{\text{fonds propres reglementaires}} \leq 25\%$$

L'article 5 du règlement 14-02 stipule que le montant total des grands risques, qui présentent un montant total variant entre 10 à 25 % des FP réglementaires, encourus par une banque ou un établissement financier, ne doit pas dépasser huit fois le montant de ses fonds propres réglementaires.

$$\text{Total des grands risques} \leq 8 \times \text{Fonds propres réglementaires}$$

3.3. Ratio de liquidité

Les banques algériennes sont tenues au respect d'un ratio de liquidité. Selon le règlement 11-04 qui porte sur l'identification, mesure, gestion et contrôle du risque de liquidité, il doit être au moins égal à 100% entre « *la somme totale des actifs disponibles et réalisables à court terme et des engagements de financement reçus des banques d'une part et la somme des exigibilités à vue et à court terme et des engagements donnés* » d'autre part.

$$\text{Ratio de liquidité} = \frac{\text{disponibilité à vue ou à échéance d'un mois au plus}}{\text{exigibilité à vue ou à échéance d'un mois au plus}}$$

¹Fonds propres réglementaires : comprend les fonds propres de base et les fonds propres complémentaires

² Guide des banques et établissements financier KPMG, novembre 2021, P 87

Donc ratio a pour but de maîtriser le risque de liquidité et de s'assurer que la banque détient de suffisamment d'actifs liquides pour surpasser une crise de liquidité à court terme.

3.4. Provision et classement des créances¹

Les règles de classement et de provisionnement des créances et leurs modalités de comptabilisation sont régies par le Règlement 14-03 relatif au classement et au provisionnement des créances et engagements par signature des banques et établissements financiers. En effet, les créances sont classées comme suit :

- *Créances courantes* : dont le recouvrement de la totalité du montant semble assuré et dans les délais convenus dans le contrat de crédit. Cette classe des créances inclus aussi les créances assorties de garanties de l'Etat, les créances garanties par les dépôts constitués auprès de la banque ou de l'établissement financier prêteur, les créances garanties par les titres nantis pouvant être liquidés sans que leur valeur ne soit affectée. Donc selon ce règlement, les créances de cette classe sont provisionnées de 1% par an jusqu'à atteindre un niveau total de 3% au titre des provisions (fonds) pour risques bancaires généraux (FRBG) ;
- *Créances classées* : sont des créances qui présentent un risque de non-recouvrement total ou partiel (recouvrement non assuré) ou bien des créances qui observent des impayés de plus de trois mois. Ces créances sont classées selon leur niveau de risque en trois catégories :
 - Créances à problèmes potentiels : provisionnées au taux de 20% ;
 - Créances très risquées : provisionnées au taux de 50% ;
 - Créances compromises : provisionnées à hauteur de 100% du montant de la créance irrécouvrable.

Conclusion

Parmi tous les risques liés aux opérations bancaires, nous avons trouvé que le risque de crédit constitue le risque principal auxquels les banques sont exposées, et la mauvaise gestion de ce dernier entrainerai des conséquences catastrophiques pour la banque.

Cette situation oblige donc les banques à très bien maîtriser les risques pris sur la contrepartie, Pour cela, la banque doit en premier lieu bien identifier et apprécier le risque afin de mieux le gérer

¹ Guide des banques et établissements financier KPMG, novembre 2021, P 85

A travers ce chapitre, nous avons essayé de présenter la typologie des risques bancaires et d'identifier le risque de crédit, puis nous avons procédé à la présentation la réglementation bâloise et son évolution de Bâle I au Bâle III ainsi que la réglementation Algérienne qui est bien évident inspirée de la réglementation internationale. Cette dernière impose aux banques de bien maîtriser le risque pris en exerçant leur activité où elles doivent tout d'abord l'apprécier afin de mener à sa gestion.

Le prochain chapitre traitera quelques méthodes d'appréciation du risque de crédit que les banques peuvent utiliser.

CHAPITRE II : Le crédit scoring, Outil de prévision du risque de crédit : approche théorique

CHAPITRE II : LE CREDIT SCORING, OUTIL DE PREVISION DU RISQUE DE CREDIT : APPROCHE THEORIQUE

Introduction

Dans l'industrie bancaire, le risque de contrepartie représente le principal risque pour les banques. La réglementation bancaire nationale et internationale imposent aux banques de garder le risque de crédit à un niveau maîtrisable. En effet, sa gestion nécessite des outils d'évaluation qui s'adaptent avec son évolution. Une telle évaluation peut être effectuée à travers diverses approches, à savoir :

- Le diagnostic financier ;
- La notation externe ;
- La notation interne : le Scoring.

Dans ce qui suit, nous allons essayer de cerner la notion du crédit scoring comme outil de prévision du risque de crédit. Dans une première section : nous allons présenter les approches d'évaluation du risque de crédit. Ainsi, une deuxième section qui sera consacrée pour les méthodes du classement du crédit scoring.

Section 01 : Les approches d'évaluation du risque de crédit

Afin d'améliorer leur gestion du risque de crédit, les banques ne cessent pas de changer et développer les outils d'évaluation de ce risque. Nous présentons dans cette première section la gestion du risque de crédit par l'analyse financière et la notation externe. Ainsi, nous exposerons par la suite, la méthode du SCORING et ses avantages.

1. Evaluation du risque de crédit par l'analyse financière

L'évaluation du risque de crédit se faisait traditionnellement sur la base des états financiers des demandeurs de crédit.

L'analyse financière est basée sur le modèle financier ou fonctionnel du bilan de l'entreprise. Son objectif principal est de s'assurer que les indicateurs répondent aux normes internationales, et permet également aux banques de décrire et d'évaluer la situation financière des entreprises sollicitant des prêts.

Selon (*Vernimmen 2004*), « *le diagnostic financier vise à étudier le passé pour diagnostiquer le présent et prévoir l'avenir* ». En effet, son objet principal est d'évaluer

d'apprécier le plus objectivement possible sa performance financière, économique la solvabilité future du demandeur de crédit à partir des états financiers fournis par ce dernier. Cette méthode est largement utilisée par les banques, notamment en Algérie, pour l'appréciation du degré du risque de crédit.

L'objet de ce diagnostic est d'anticiper le risque de défaut quelle qu'en soit la cause, où le risque est constaté lorsque l'entreprise sollicitant du crédit ne dispose pas de liquidités suffisantes pour faire face à ses engagements. En effet, l'étude se focalise sur la dette financière, étant la seule ressource externe exigible du bilan financier.

Pour analyser le risque de crédit, la banque étudie l'évolution de l'activité de l'entreprise en adoptant la démarche suivante :

- Analyse de l'équilibre financier ;
- Analyse de la rentabilité ;
- Analyse de la solvabilité ;

1.1. Analyse de l'équilibre financier¹

L'analyse de l'équilibre financier et la liquidité de l'entreprise s'apprécient à l'aide de trois notions fondamentales : le fonds de roulement (FR), le besoin en fonds de roulement (BFR) et la trésorerie net (TN).

Le risque de défaillance d'une entreprise correspond en premier lieu à une situation financière critique non résolue. La crise de trésorerie se produit lorsque l'entreprise est à court de liquidités. Pour faire face, la société doit assurer que l'équilibre financier est respecté. Donc plus l'entreprise représente un équilibre financier important, moins elle est risquée.

1.2. Analyse de la rentabilité

L'analyse de la rentabilité a pour but d'établir une relation entre le résultat de l'activité de l'entreprise (Outputs) et les moyens mis en œuvre (Inputs). Pour la mesurer la performance de l'entreprise, nous faisons recours à plusieurs ratios notamment :

- ✓ La rentabilité financière : $\frac{\text{Résultat net}}{\text{Fonds propres}}$;
- ✓ La rentabilité économique : $\frac{\text{EBE}}{\text{Actif économique}}$;

¹ BAHA, Riad (2014), RISQUE DE CRÉDIT ET DÉFAILLANCE DES ENTREPRISES, Quelle démarche pour une évaluation à priori, Revue d'Economie et de Statistique Appliquée, P 9

✓ La rentabilité Commerciale : $\frac{\text{Résultat net}}{\text{CAHT}}$;

1.3. Analyse de la solvabilité

L'analyse financière du risque de crédit est fondée sur l'évaluation de l'aptitude d'une entreprise à respecter ses engagements. Pour en juger, la doctrine financière propose d'étudier plusieurs éléments. L'analyse de la structure financière vise à évaluer le poids de la dette dans le financement de la société, considérant que plus il est fort, plus le risque de non-remboursement est élevé.

L'analyse financière constitue un outil très important lors de l'analyse et l'appréciation du risque de contrepartie présenté par un établissement de crédit, cependant sa démarche est longue et compliquée nécessitant un personnel qualifié ce qui engendra une augmentation des coûts, de plus les travaux de *Chertok (2009)* ont montré que les banques sont souvent exposées à l'asymétrie d'information, donc le jugement et la décision sont subjectifs et fondés sur la base des éléments passés étant incapable de prédire le futur. Pour résoudre ces défaillances, des nouvelles méthodes ont été inventées pour la gestion du risque crédit à l'instar des systèmes experts, la notation externe, le crédit scoring, etc.

2. Evaluation du risque de crédit par la notation externe

La notation bancaire fait partie des approches traditionnelles de mesure du risque. Cette dernière peut mesurer le risque lié à un client ou le risque lié à un crédit. Cette notation est généralement attribuée lors de l'entrée en relation du client avec la banque. Cette dernière est mis à jour régulièrement ou après des événements susceptibles de modifier considérablement le risque du client.

2.1. Origine et définition de la notation

Le mot notation vient du terme anglais « Rating », cette dernière existe depuis longtemps aux États-Unis et devenant une activité centrale pour les grands émetteurs, les investisseurs et les marchés financiers. Elle constitue donc la mesure de la capacité de l'emprunteur à honorer ses obligations liées au service et au remboursement de la dette, de plus elle constitue un critère essentiel pour évaluer et estimer les risques qu'une entreprise comportent.

Selon (*DE POLIGNAC 2002*) « La notation est une opinion indépendante et publique sur la qualité de crédit d'une entité ».

Et selon les travaux de *Brunel (2009)*, Le rating ou crédit worthiness reflète la qualité de crédit d'un émetteur. Il est réalisé par des spécialistes financiers extérieurs à la banque. La notation externe se fait par des spécialistes qui s'appellent « agences de notation » afin de donner une note ou appréciation portant sur le risque de défaut de paiement d'un titre de créance.

Le but principal de cette note ou rating est de classer les demandeurs de crédit en fonction de leur qualité et solvabilité sur un horizon de temps donné. (*Weber et Krahnén, 2011*).

Pour résumer, la notation est une technique permettant d'évaluer les niveaux de risque, de classer les entreprises sur une échelle de risque et de prévoir le risque de défaut.

2.2. Les agences de notation et mesure de risque

Les agences de notation sont des organismes indépendants qui se charge d'évaluer la sécurité financière des entreprises, des banques, des compagnies d'assurance et même des Etats. Ils attribuent à chaque société une note qui mesure sa capacité d'emprunter. Donc le rôle d'une agence de notation est de mesurer le risque de défaut et de non-remboursement que présente une contrepartie.

Le pionnier dans le domaine de notation est John Moody, où il a publié en 1909 le premier recueil de notation des obligations aux Etats-Unis qui s'agissait de descriptions de sociétés de chemin de fer¹.

Aujourd'hui, il existe un grand nombre d'agences de notation exerçant leurs activités au niveau local ou international et qui couvrent tous les secteurs. Cependant seules trois agences de notation couvrent pratiquement tous les pays et les acteurs du marché, deux agences de ratings américaine « Standard & Poor's, Moody's » et une européenne « Fitch Rating ». Ces BIG THREE dans le domaine de notation ont une part de marché mondiale qui s'est élevée à 94%, où les deux agences américaines détiennent 80% du chiffre d'affaires mondial, et 14% qui reste constitue la part de marché de Fitch Rating.

Pour disposer des notes de ses clients, la banque doit s'abonner à une des agences de notation supra mentionnées.

¹ ZERFA Zahia, LA NOTATION DES OBLIGATIONS : OUTIL D'ÉVALUATION DU RISQUE DE DÉFAUT SUR LE MARCHÉ FINANCIER, 2013, P 67

Habituellement, les ratings sont regroupés en trois classes distinctes :

- Investment grade : cette catégorie regroupe les entreprises en situation favorable, aptes à assurer le service de leur dette et présente une sensibilité réduite vis-à-vis les aléas économiques ;
- Spéculative grade : qui regroupe les emprunteurs à risque élevé pour lesquels le service de la dette est susceptible de poser des problèmes, elle offre des garanties bien moindres et sont beaucoup plus sensibles aux chocs économiques. Le risque de crédit lié à cette catégorie étant plus élevé et qui sera couvert par un spread plus élevé ;¹
- Default : pour les entreprises ayant fait ou pouvant faire, avec une forte probabilité faire à court terme, l'objet d'un défaut².

Le tableau qui suit montre les échelles du rating de chacun des fameuses agences de notation.

Figure 4: Echelles de notation

	S&P	Moody's	Fitch
Investment Grade	AAA	Aaa	AAA
	AA	Aa	AA
	A	A	A
	BBB	Baa	BBB
Speculative Grade	BB	Ba	BB
	B	B	B
	CCC	Caa	CCC
Default	D	D	D

Source : Brunel, Gestion des risques et risque de crédit, p 18

¹ Vivien BRUNEL, Gestion des risques et risque de crédit, 2009, p 18

² Kharoubi, Cécile; Thomas, Philippe, Opcit, P 73

En appuyant sur le rating attribué par les agences de notation et en utilisant l'approche standard, la banque procède à la détermination de ses exigences en fonds propres selon les pondérations des encours net suivantes :

Tableau 3: Pondérations standards

	AAA à AA-	A+ à A-	BBB+ à BBB-	BB+ à BB-	B+ à B-	< B-	Non coté
Souverain	0 %	20 %	50 %	100 %	100 %	150 %	100 %
Banque	20 %	50 %	50 à 100 %	100 %	100 %	150 %	50 à 100 %
Banque – actif à CT	20 %	20 %	20 %	50 %	50 %	150 %	20 %
Entreprise	20 %	50 %	100 %	100 %	150 %	150 %	100 %

Source : Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres (note explicative), avril 2003

A partir de ce tableau, Nous constatons que les pondérations varient entre 0 % et 150 % selon le niveau de risque encourus par la banque. Cette pondération se diffère d'un rating à une autre et selon la nature de l'emprunteur.

Cette approche de mesure du risque de crédit a des défaillances, le bon exemple est la crise financière de Subprimes ayant frappé l'ensemble de l'économie mondiale, où les agences de notation sont remises en causes de ne pas bien avoir estimé les risques relatifs aux produits financiers structurés. Les notes AAA accordées par ses agences à des instruments innovateurs qui représentaient un risque de non remboursement en principale et intérêt. Du ce fait, les investisseurs faisaient confiance aux appréciations de ces agences, et se sont donc sentis encouragés à acheter ces produits structurés, sans évaluer correctement les risques impliqués¹.

3. Evaluation du risque de crédit par la méthode du Scoring

3.1. Historique du crédit scoring

Daniel DURAND du National Bureau Economic Research (1941) fut le premier à reconnaître la possibilité d'utiliser les techniques statistiques pour distinguer les bons et mauvais emprunteurs.

Fair Isaac Corporation « FICO » est connue comme la firme à avoir développé les premiers systèmes de Crédit Scoring pour les crédits à consommation aux Etats-Unis dans les années

¹ ZERFA Zahia, Opcit, P 72

cinquante, depuis lors, l'industrie continue de croître et les domaines d'application des techniques de Scoring s'élargissent au crédit immobilier, au secteur des cartes de crédit, au marketing etc.

En 1966, *Beaver* a montré le pouvoir prédictif de six ratios jusqu'à 5 ans avant la faillite à travers une étude univariée.

Ensuite en 1968, *Altman* a considérablement contribué au développement, à la promotion et à une meilleure compréhension du Crédit Scoring et de ses techniques et cela à travers son modèle d'analyse discriminante pour la prévision de la faillite. Donc Beaver (1966) et Altman (1968) étaient les pionniers ayant utilisé les ratios financiers afin de prévoir la défaillance des firmes.

Depuis, les études se sont enchaînées :

- Conan et Holder en 1978 (France) ; la fonction score a été calculée à partir de 5 ratios.
- La Banque de France (1983) ; la méthode de score a été appliquée aux entreprises de moins de 500 salariés, l'analyse s'est appuyée sur 8 ratios.
- Le score AFDCC, de l'Association Française des Directeurs de Chefs de Crédit à partir d'un échantillon de 2000 entreprises dont 50% défaillantes ; la fonction score s'est appuyée sur 6 ratios¹.

3.2. Définition du modèle du score

Selon (*Edighoffer, 1993*) « *Le crédit scoring correspond à une méthode d'analyse financière qui tente à synthétiser un ensemble de ratios pour parvenir à un indicateur unique permettant de distinguer d'avance les entreprises saines des entreprises défaillantes.* »

(*Kenton, 2019*), quant à lui, le définit comme suit : « *Le crédit scoring est « une méthode statistique utilisée pour prédire la probabilité qu'un demandeur de prêt, un emprunteur existant ou une contrepartie soit en défaut de paiement ou en retard de paiement et fournir une estimation de la probabilité de défaut ou de défaillance* ».

Le terme de défaillance est un terme large et quelque peu ambigu, il n'y a pas une commune définition, certaines études l'ont défini en tant qu'une faillite, *Altman (1968)*. Alors que d'autres l'ont attribué à l'incapacité de payer les engagements dans l'échéance prévue.

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

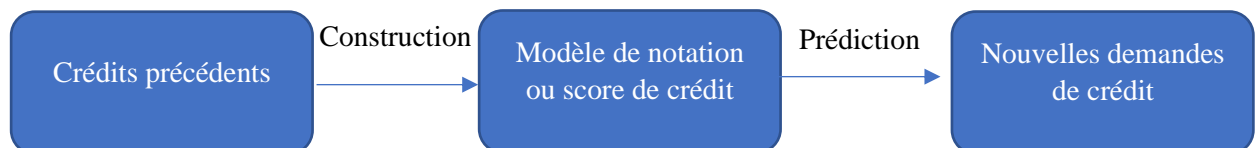
(*Roselinking, 1996*), quant à lui, a défini la défaillance comme « *l'incapacité de faire face à ses dettes sans aucun moyen de remboursement, l'actif étant insuffisant pour couvrir le passif* ».

L'objectif principal de la méthode de crédit scoring est de distinguer, avec le moins d'erreurs possible, les entreprises ayant une bonne situation financière de celles qui sont en situation de détresse financière.

Donc les modèles de score sont des outils de mesure du risque qui utilisent des données historiques et des techniques statistiques. Ils ont pour objet 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. En effet, les banques peuvent utiliser ces scores pour ranger les emprunteurs en classes de risque¹.

En effet, l'idée principale du scoring est de calculer un score pour chaque entreprise sollicitant un crédit. Ce score est calculé sur la base des critères qu'il faudra pondérer et qui sont généralement constitués de ratios financiers, ou d'autres informations extracomptables en vue d'obtenir un score qui sera comparé à une norme pour décider l'état de santé de l'entreprise en question. Plusieurs explications peuvent être fournies sur la définition et le rôle du crédit scoring, la figure ci-dessous illustre le processus du crédit scoring.

Figure 5: Processus du crédit scoring



Source : *Elaboré par l'auteur*

3.3. Avantages et limites du crédit scoring

Par rapport à un système de notation subjective, le scoring présente plusieurs avantages à savoir :

- Evaluation quantitative de la probabilité d'appartenance ce qui permet de classer les individus ;
- Rapidité dans la prise de décision et une appréciation relativement fiable le fait que le client reçoit une réponse à sa demande dans quelques minutes ;

¹ A.M. PERCIE DU SERT. « Risque et contrôle de risque », édition economica, paris 1999, p36.

- Caractère fixe des résultats quel que soit l'agence ou le temps de la prise de décision inversement au diagnostic financier qui est subjectif et la décision se diffère d'un analyste à un autre.
- La délégation des décisions : un personnel moins qualifié peut facilement utiliser la méthode du scoring pour la plupart des dossiers. Cette méthode permet donc la délégation des décisions.
- Cohérence des résultats : deux individus ayant les mêmes caractéristiques auront le même score ;
- Caractère explicite : méthodologie d'évaluation pouvant être clairement présentée.
- Prise en compte de plusieurs facteurs de risque ;
- Aptitude d'être testée au préalable ;

Bien que crédit scoring présente certains avantages, il ne doit pas remplacer l'analyse détaillée des dossiers. Les scores sont généralement établis à l'aide de données quantitatives relatives à chaque entreprise. Ils ne prennent pas en compte les informations qualitatives sur l'entreprise ou la rentabilité d'un projet d'investissement futur. De plus, la fonction Score est établie sur des données historiques plus ou moins récentes, du ce fait elle doit être mis à jour régulièrement. Enfin, le Score s'avère parfois être en défaut où nous pouvons trouver une entreprise en défaut classée comme étant saine ou à faible risque de défaut, et inversement. En effet, le Score ne peut pas fournir une fausse prédiction du défaut d'une entreprise mais uniquement la probabilité d'appartenir au groupe qui a enregistré un défaut¹.

Pour résumer, la méthode des Scores est synthétique, simple et rapide. Son développement peut entraîner cependant un effet pervers déterministe. Cette méthode est un outil de gestion de risques qui vise à prédire la probabilité de défaut d'un nouveau prêt en utilisant les prêts précédents. Ainsi, l'objet du crédit scoring est de prédire le risque et non de l'expliquer, en plus la connaissance a priori d'un risque de défaut peut entraîner chez les partenaires de l'entreprise des comportements accélérant le processus de dégradation même s'il est très probable que le comportement des partenaires de celle-ci se modifie.

Section 02 : Les méthodes de classement du crédit scoring

Pour construire un modèle de score, nous pouvons utiliser plusieurs techniques, des techniques fondées sur les méthodes paramétriques de classification à l'instar du modèle univarié (*Beaver 1966*) et l'analyse discriminante (*Altman 1968*), et des techniques fondées sur

¹ Cieply, Sylvie, Quel avenir pour la relation banque-entreprise ? EMS Edition, Paris, 2018, p 73

les méthodes non-paramétriques comme les réseaux de neurones. Les travaux de *Fisher* et *Mahalanobis (1936)* sont les pionniers à construire la fonction du crédit scoring qui a été utilisée pour la première fois dans les modèles statistiques en vue de l'appliquer en cas d'octroi de crédit.

La fonction du score est comme suit :

$$Z = \sum_{j=1}^N \alpha_j X_j$$

Avec :

- Z est la variable à expliquer ;
- ($\alpha_1 \dots \dots \dots \alpha_n$) est un vecteur des coefficients ;
- X sont les variables explicatives retenues dans la fonction score

Dans cette section, nous allons voir d'une manière détaillée ces techniques et leurs fondements.

1. Techniques fondées sur les méthodes paramétriques de classification

Dans ces techniques, nous établissons une relation entre les variables explicatives dont la loi de distribution est supposée connue et la variable expliquée.

Nous distinguons deux grandes familles de méthodes paramétriques :

- L'analyse discriminante ;
- La régression logistique.

1.1. L'analyse discriminante

1.1.1. La méthodologie unidimensionnelle (Beaver, 1966)

Selon cette méthode, il existe un seul ratio sur lequel la classification est fondée. L'objectif de cette méthode est de classer les entreprises en deux catégories : Entreprise saines, et entreprises défaillantes sur la base du ratio le plus discriminant. Beaver a utilisé l'analyse univariée sur un horizon de 5 ans précédant l'événement de faillite. Cette approche a été largement critiquée car elle ne permet pas d'évaluer correctement la situation globale de l'entreprise même si elle produit de bons résultats. C'est en revanche le point d'émergence de nouveaux modèles d'analyse discriminante comme le modèle z-score adopté par Altman en 1968.

1.1.2. L'analyse discriminante linéaire (Altman, 1968)

En 1968, Altman a appliqué l'analyse discriminante multivariée pour dériver une combinaison linéaire de ratios permettant de distinguer d'une manière efficiente les entreprises en difficulté financière de celles qui sont en bonne santé.

Concernant sa démarche, et contrairement à la méthode univarié précédemment mentionnée, Altman a utilisé un échantillon de 66 entreprises cotées en bourse exerçant dans le même secteur d'activité dont 33 entreprises en faillite et 33 en bonne santé. Il a exploité 22 ratios financiers la période de 19 ans allant de 1946 au 1965. Ces ratios ont été regroupés en cinq catégories de ratios : rentabilité, liquidité, effet de levier, solvabilité et activité. Après avoir fait une analyse statistique, le chercheur a pu identifier 5 ratios les plus discriminants. En effet, il a proposé la fonction de score suivante qui est connue sous le nom de " Z-Score d'Altman " ¹ :

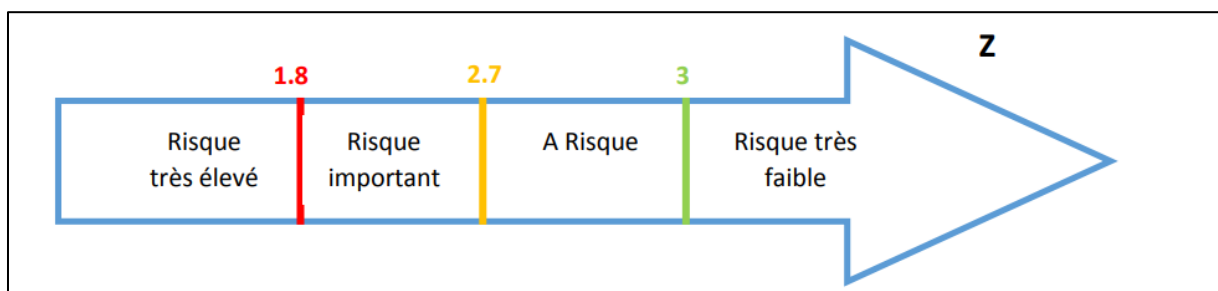
$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5 / \text{ avec :}$$

$$X_1 = \frac{\text{Fonds de roulement}}{\text{Total actifs}} \quad X_2 = \frac{\text{Bénéfices non distribués}}{\text{Total actifs}} \quad X_3 = \frac{\text{Bénéfice avant intérêt et impôt}}{\text{Total actifs}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Capitalisation boursière}}{\text{Total des dettes}} \quad X_5 = \frac{\text{Chiffre d'affaires}}{\text{Total actifs}}$$

Le point critique Z^* selon cette fonction est fixé à 3, plus le score est inférieur ce seuil critique, plus le risque de défaut est élevé. *Hull et al. (2007)* ont expliqué les règles de décision pour le modèle Altman dans la figure suivante :

Figure 6 : les règles de décision pour le modèle Altman



En 1983, Altman a développé un modèle Z-score révisé pour les entreprises privées. Les vérificateurs comptables et les cabinets eux-mêmes craignent que le modèle original ne s'applique qu'aux entités cotées en bourse car le ratio X_4 ($\frac{\text{Capitalisation boursière}}{\text{Total des dettes}}$) exige des

¹ Amal Bennacer, Towards the adoption of credit scoring to predict the financial failure of private institutions_ a practical study at the Algerian Popular credit P 777

données sur le prix de l'action. Le Z-score révisée remplace la capitalisation boursière dans X_4 par la valeur comptable des fonds propres.

Toute chose est égale par ailleurs, la fonction Z-score révisée est comme suit :

$$Z = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5$$

Les seuils de modèle Altman révisé sont également ajustés de sorte que les valeurs inférieures à 1,23 indiquent les entreprises en faillite et que les valeurs supérieures à 2,90 indiquent que l'entreprise en question est en bonne santé financière.

Le tableau qui suit montre une comparaison des résultats des deux modèles d'Altman

Tableau 4: Modèles Z-Score d'Altman

Coefficients	Modèle 1968	Modèle révisé (1983)
X_1	1.21	0.717
X_2	1.41	0.847
X_3	3.30	3.107
X_4	0.60	0.42
X_5	0.999	0.998
Constante	-	-
Cutoff scores		
Défaillant	<1.81	<1.23
Non défaillant	>2.67	>2,9
Grey Area	1.81-2.67	1.23-2,9

Source: Benhamed Abdelghani, Application and Comparison of Altman Models to Predict financial failure of Companies, 2022, P 77

1.1.3. Limites de l'analyse discriminante

Cette méthode de classification a été critiquée par plusieurs auteurs (Tollefson, (1975), Deakin (1976) et Robert A. Eisenbeis (1977)), Parce que la validité des résultats obtenus à l'aide de cette technique dépend de ses hypothèses restrictives tels que l'hypothèse de la normalité de la distribution des variables et l'indépendance entre-elles.

Cette technique ne permet de donner une appréciation globale de l'entreprise, car elle traite séparément chaque ratio que les interdépendances existantes entre différents ratios financiers ne peuvent pas être prises en compte simultanément. D'autre part, la situation financière d'une

entreprise ne peut pas être complètement expliquée par une seule mesure (ratio), quelle que soit son importance.

1.2. La régression logistique

Face à la contrainte multi-normalité qui est rarement observée empiriquement en analyse discriminante linéaire, certains auteurs ont préféré d'utiliser d'autres méthodes reposant sur des techniques paramétriques supposant une distribution différente des variables comptables notamment la régression logistique

Selon **Tenenhaus (2007)**, « *la régression logistique est un modèle multivarié permettant d'expliquer, sous forme de probabilité, la relation entre une variable dépendante Y le plus souvent binaire, qui prend une valeur 0 ou 1, et une ou plusieurs variables indépendantes X qui peuvent être quantitatives ou qualitatives* ».

Matoussi et Krichéne (2010) quant à eux, ils ont défini cette méthode comme étant « *une technique probabiliste de classement qui consiste à estimer la probabilité pour qu'une entreprise tombe en faillite compte tenu de ses caractéristiques financières* ».

L'objectif du modèle régression logistique est d'établir une relation statistique entre les variables explicatives les plus discriminantes et l'état de l'entreprise qui est soit défaillant ou non. Le modèle Logit est comme suit¹ :

Y_i : variable dichotomique qui correspond au codage des entreprises tel que :

$$Y_i = \begin{cases} 0, & \text{si l'entreprise est non défaillante} \\ 1, & \text{si l'entreprise est défaillante} \end{cases}$$

Donc la fonction estimée se représente comme suit :

$$Y_i = C + \alpha_i X_i + \varepsilon_i$$

Sachant que :

$$\left\{ \begin{array}{l} C : \text{Constante} \\ X_i : \text{La variable explicative sélectionnée} \\ \alpha_i : \text{Le poids de chaque variable} \\ \varepsilon : \text{Les termes d'erreurs supposés indépendants} \end{array} \right.$$

¹ BAHA, R., BOUAZZARA, A., & BEKTACH F. (2020). Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME: une application du modèle de la régression logistique, Dirassat Journal Economic Issue, 11(2). pp. 491-505.

Les paramètres C et α_i du modelés Logit supra mentionnés sont estimés par la méthode de Maximum de vraisemblance afin d'éliminer l'hypothèse supposant que les variables explicatives sont normalement distribuées au niveau de l'analyse discriminante. La fonction de répartition F de la loi logistique est la suivante :

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

Ohlson (1980) a exploité un échantillon de 363 entreprises cotées en bourse dont 105 sont défaillantes pour une période de 6 ans allant de 1970 jusqu'au 1976 afin d'appliquer le modèle de régression logistique qui permet d'anticiper la défaillance des entreprises.

Selon l'étude que le chercheur a faite, il existe deux variables qui impactent négativement la probabilité de défaut de l'entreprise à l'instar de la *taille* et la *rentabilité* de l'entreprise, à contrario la variable *endettement*, elle l'impacte positivement.

A travers cette étude, le chercheur Ohlson a pu identifier 9 variables et a proposé la fonction de score « O_{score} » suivante qui est comme suit :

$$O_{score} = -1.32 - 0.407R_1 + 6.03R_2 - 1.43R_3 + 0.0757R_4 - 2.37R_5 - 1.83R_6 - 1.72R_7 + 0.285R_8 - 0.521R_9 \text{ Avec :}$$

$$R_1 = \text{Ratio de taille} = \text{Log} \left(\frac{\text{Total actifs}}{\text{Produit National Brut PNB}} \right) ; R_2 = \frac{\text{Total des dettes}}{\text{Total actifs}}$$

$$R_3 = \frac{\text{Fonds de roulement}}{\text{Total actifs}} ; R_4 = \frac{\text{Dettes à court terme}}{\text{Actif circulant}} ; R_5 = \begin{cases} 1 & \text{si Total actifs} < \text{Total des dettes} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$R_6 = \frac{\text{Résultat net}}{\text{Total actifs}} ; R_7 = \frac{\text{funds from operations}}{\text{Total des dettes}} ; R_8 = \begin{cases} 1 & \text{si RN des 2 derniers exercices} < 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$R_9 = \frac{RN_n - RN_{(n-1)}}{|RN_n| + |RN_{(n-1)}|}$$

En effet, la probabilité de défaillance p_i se présente comme suit :

$$P_i = \frac{e^{O_{score}}}{1 + e^{O_{score}}}$$

Le point dans ce cas selon cette fonction est fixé à 0,5. Si le P_i est supérieur à 0,5, nous considérons que l'entreprise est défaillante. Pour le cas inverse, elle est considérée en bonne santé financière.

Selon les travaux des chercheurs, ce modèle est très performant et a dégagé un taux de bon classement de 95,5%.¹

1.2.1. Limites de la régression logistique

La régression logistique présente plusieurs limites malgré la simple application qui caractérise cette méthode. Nous citons :

- Disposer d'un grand échantillon pour l'application de cette méthode pour s'assurer que les résultats obtenus ne sont pas biaisés ;
- La régression logistique exige la non colinéarité des variables explicatives ;
- La régression logistique ne résout que les problèmes linéaires à cause de sa surface de décision linéaire ;
- Les relations compliquées sont difficiles à obtenir en utilisant la régression logistique. Des algorithmes plus puissants et compacts tels que les réseaux de neurones peuvent facilement surpasser cette difficulté.

2. Techniques fondées sur les méthodes non-paramétriques de classification

Contrairement aux approches paramétriques, ce type de méthodes ne pose aucune condition de distribution sur l'échantillon à étudier ou sur les variables explicatives. Parmi les méthodes de cette approche nous citons les arbres de décisions et les réseaux de neurones. Dans notre cas, nous allons nous intéresser dans ce qui suit à la présentation de la technique des réseaux de neurones artificiels.

2.1. Réseaux de Neurones Artificiels

Pour surmonter les limites associées aux outils économétriques et statistiques traditionnels, les chercheurs ont tenté d'appliquer des algorithmes d'intelligence artificielle. Parmi les dernières avancées en matière de systèmes experts, nous citons les modèles basés sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). Ces outils, fondés sur l'intelligence artificielle, essaient de reproduire le raisonnement humain. Ils se basent sur l'apprentissage pour prédire la défaillance des entreprises². Ils apprennent eux-mêmes la relation entre différentes variables, à partir d'un échantillon de données tout en simulant le raisonnement humain. Ces modèles basés sur l'intelligence artificielle ont commencé à être introduits dans le secteur financier au début des

¹ Catherine Refait-Alexandre (2016), La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux, p 137

² Cieply, Sylvie, Opcit , P 74

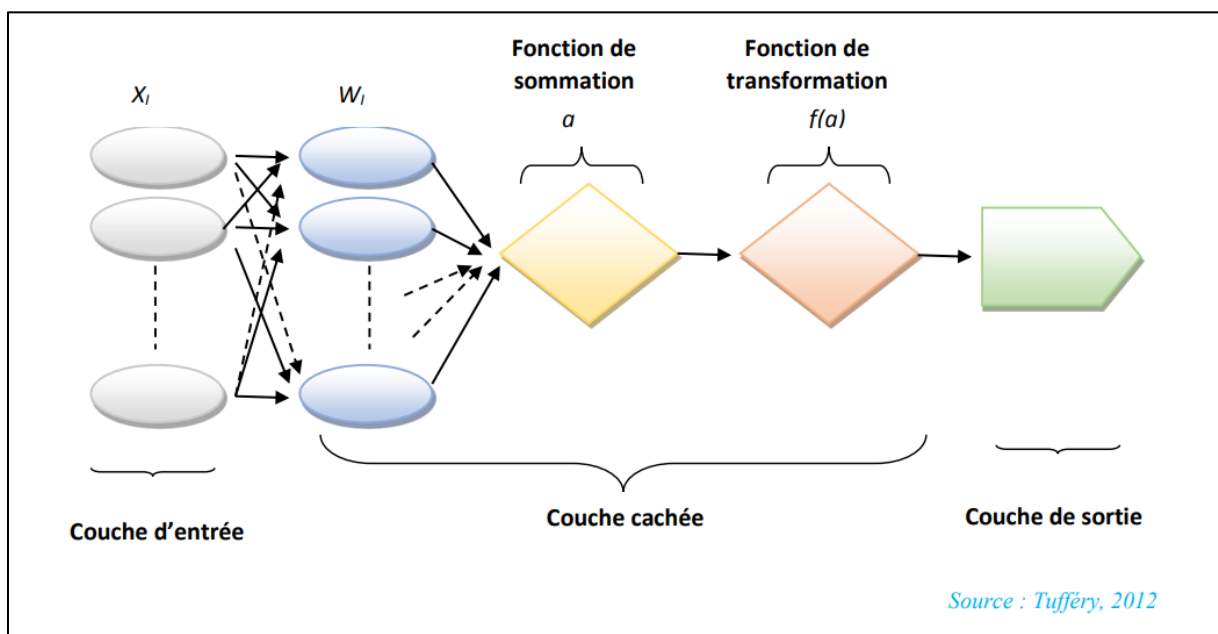
années 1990 et sont appréciés pour leur flexibilité et leur complémentarité avec le modèle scoring dans le cas où la fonction de défaut n'est pas linéaire.

Selon (Kharoubi & Thomas, 2016), « Chaque neurone remplit une fonction de transmission en traitant mathématiquement les inputs de manière non linéaire, produisant un résultat (outputs). Chaque input fait objet d'un poids affectant le résultat. La phase d'apprentissage recherche la meilleure combinaison de poids des entrées dans chaque nœud jusqu'à ce que le résultat corresponde à la réalité observée. »

Concernant le processus de traitement, des neurones cachés assurent le traitement de l'information. Les neurones sont organisés en arborescence, par couches. Un RNA est généralement formé d'une couche d'entrée représentant les neurones d'entrées étant les variables d'entrées. Durant la phase d'apprentissage, le réseau est appliqué à l'échantillon de référence des entreprises défaillantes et non défaillantes. En faisant varier le poids des inputs de manière itérative simultanée, nous aboutissons à un réseau qui classe au mieux les entreprises. Le modèle par la suite peut être appliqué à toute entreprise.

Pour bien comprendre le mécanisme des RNA, la figure qui suit nous montre la conception d'un réseau de neurones à partir des inputs jusqu'au outputs.

Figure 7 : Conception d'un réseau de neurones



Les informations reçues de la couche d'entrée se traitent suivant la fonction de sommation « a » pour obtenir à la fin une somme pondérée. La fonction de sommation est présentée comme suit : $a = -b + \sum_{j=1}^N W_j X_j$ avec :

a : Le niveau d'activation du neurone (signal envoyé par la couche caché vers le neurone)

b : Le seuil d'activation ou biais du neurone.

W_i : Le poids (ou la pondération) synaptique représentatif de la force de connexion.

X_i : Les entrées sous forme d'information.

n : Le nombre d'informations.

Après cette phase, il y'aura une transformation du résultat obtenu par une fonction de transfert $f(a)$ permettant d'apprécier une valeur pour le neurone et de préciser son mode de fonctionnement par rapport au réseau. Et comme déjà évoqué, durant la phase d'apprentissage, les neurones changent du comportement via différentes combinaisons des nœuds jusqu'au moment d'obtention du comportement désiré.

Dans notre cas, nous pouvons schématiser le processus de traitement des dossiers de crédit, en faisant recours aux techniques des réseaux neurones qui permettent de prévoir l'existence ou non existence du risque de crédit, comme suit :

Figure 8 : Schéma du traitement d'un dossier de crédit par un RN



Source : Younes Boujelbène, Sihem Khemakhem, *Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale*, 2013, P 5.

2.2. Limites des Réseaux de Neurones Artificiels

Bien que la plupart des études aient montré que les réseaux de neurones sont plus précis et adaptables que les méthodes statistiques traditionnelles d'évaluation du risque de crédit, les réseaux de neurones présentent les inconvénients suivants :

- Ils sont incapables d'expliquer les résultats obtenus ou de discuter des raisons d'accorder ou de refuser un crédit ;
- Les réseaux de neurones font parties des "boîtes noires" dont les relations pertinentes entre variables sont encore difficiles à extraire. De ce point de vue, le système n'a donc qu'un pouvoir explicatif médiocre.

Conclusion

La gestion du risque de crédit reste toujours le souci majeur des banques. Pour cela, le respect des normes prudentielles et la constitution des provisions et des garanties permettent de minimiser ce risque. Par ailleurs, les établissements bancaires demeurent obligés de les appliquer afin d'assurer un niveau de risque acceptable.

En matière de gestion du risque crédit, le comité de Bâle a proposé plusieurs recommandations parmi lesquelles la notation financière.

Selon **Weber et Krahn** (2000), pour arriver à une note, nous pouvons utiliser une diversité des techniques dont l'exemple typique est le crédit scoring.

En effet, cette méthode comprend de nombreuses techniques statistiques classiques et modernes. En outre, elle se présente comme un précieux outil d'aide à la décision permettant de détecter la défaillance des entreprises sollicitant des crédits.

Dans ce qui reste, nous allons essayer de construire notre fonction de score en appliquant les deux méthodes suivantes : Une méthode paramétrique (Régression Logistique) et une autre non-paramétrique (Réseaux Neurones Artificiels). Cette démarche va nous permettre d'examiner la qualité de prévision de chacune pour retenir la meilleure. Comme convenu, un échantillon de sociétés domiciliées au Crédit Populaire d'Algérie sera la base de notre travail empirique.

CHAPITRE III : Application de la technique de scoring : approche empirique

CHAPITRE III : APPLICATION DE LA TECHNIQUE DE SCORING : APPROCHE EMPIRIQUE

Introduction

Dans la partie théorique, qui comprend les deux premiers chapitres, nous avons présenté les principaux risques que peut courir une banque y compris le risque de crédit et ses méthodes d'évaluation. Nous avons mis l'accent sur le crédit scoring qui est un outil d'aide à la décision permettant de donner un avis objectif sur la solvabilité de la contrepartie.

L'appréciation du risque de crédit reste toujours un sujet indispensable pour les banques et dans les opérations d'octroi de crédit. Ces derniers cherchent depuis longtemps des méthodes efficaces afin de le maîtriser. Pour cela, le crédit scoring est là. Ce dernier est un outil d'aide à la décision très puissant dans la prévision de la défaillance des entreprises.

Ce dernier chapitre sera consacré à l'étude empirique. Nous essayerons d'appliquer les méthodes de classification qui aident à l'analyse du risque de crédit en suivant toute la méthodologie suivie afin d'élaborer un modèle de scoring.

Section 01 : Méthodologie suivie pour l'élaboration de la fonction du Scoring

Cette première section sera consacrée à la présentation de la méthodologie à suivre et les étapes nécessaires permettant d'élaborer la fonction Score. Par la suite, nous présentons notre échantillon objet d'étude et les données d'études qui nous ont permis d'élaborer notre modèle.

I. Méthode d'élaboration du Score et présentation des variables d'études

1. Méthode d'élaboration du Score

Comme déjà évoqué dans le deuxième chapitre, le scoring est une méthode permettant de donner un Score qui est une combinaison de plusieurs ratios exprimée par une fonction. Il a pour but de distinguer entre deux catégories : Entreprise saines et entreprises défaillantes selon le score obtenu.

La conception d'un modèle de score exige le suivi d'une procédure fondée sur l'observation ex-post, à partir des données historiques. Donc, nous observons le comportement des entreprises dont nous avons une idée claire et certaine si elles sont en bonne ou mauvaise santé. De ce fait, l'élaboration d'un modèle Score est fondée sur la démarche suivante :

- Définir l'événement à détecter et sélectionner l'échantillon à étudier ;

- Choisir les variables explicatives de l'évènement ;
- Choisir la méthode statistique adéquate.
- Modélisation et Tests.

1.1. Définir l'évènement à détecter et sélectionner l'échantillon à étudier

Pour l'analyse du risque de crédit, l'évènement à détecter consiste en l'évènement de défaut qui se concrétise par le non-respect de l'engagement de crédit par l'emprunteur. Comme déjà mentionné dans le chapitre I, le comité de Bâle stipule qu'un emprunteur se trouve en défaillance si un ou plusieurs évènements suivants sont survenus :

- Incapable d'honorer les engagements contractuels ;
- Existence d'un retard de paiement de plus de 90 Jours ;
- L'emprunteur est en faillite juridique ;
- Le report de paiement est associé à un abondant de créance.

Une fois l'évènement de défaut détecté, nous devons segmenter notre échantillon principal en deux sous-échantillons. Le premier sous-échantillon concerne des entreprises ayant connu des difficultés ou en situation de défaut, l'autre concerne des entreprises en bonne santé, réputées saines. Après la constitution de notre échantillon, nous devons le scinder en deux sous-groupes aussi, Un échantillon de construction permettant d'élaborer le modèle et un échantillon de validation permettant la validation de modèle et la mesure de sa performance globale.

1.2. Choisir les variables explicatives de l'évènement étudié

Une fois l'échantillon est constitué, nous passons au choix des variables. La sélection des variables susceptibles à expliquer l'évènement de défaut est l'étape la plus délicate lors de la construction de notre modèle de scoring. Ces dernières doivent être indépendantes et non corrélées entre elles afin d'éviter la redondance des informations.

Nous distinguons deux grands groupes de variables

- a) **Variables quantitatives**
 - **Variables Comptables**

L'analyse financière nous offre plusieurs indicateurs qui expriment les mesures de risque. Nous distinguons trois grandes catégories des ratios comptables et financiers : Ratios de structure, Ratios de liquidité, rentabilité et enfin les ratios d'activité. Ces variables comptables occupent une place indispensable dans la construction de notre modèle du scoring permettant la gestion du risque de Crédit.

- **Variables Bancaires**

Ces variables regroupent les informations de l'emprunteur, elles sont liées aux fonctionnements de son compte bancaire à l'instar du : niveau d'épargne, la situation de son solde ainsi que son comportement vis-à-vis du paiement de la dette.

- b) Variables qualitatives**

Ce sont des variables extracomptables, elles regroupent toutes les informations concernant l'emprunteur et ne peuvent pas être quantifiées. Nous citons : le secteur d'activité, les incidents de paiement et le statut juridique.

1.3. Choisir la méthode statistique adéquate

Dans cette étape, nous devons choisir la technique statistique permettant la meilleure discrimination des variables. Dans le secteur bancaire, plusieurs techniques de scoring sont utilisées. Cependant, l'analyse discriminante et la régression logistique sont les plus utilisées pour détecter et reconnaître les entreprises défaillantes et différencier entre le bon et le mauvais client. Pour notre cas, nous allons nous intéresser uniquement à deux approches, l'approche paramétrique « Régression logistique », et la non paramétrique « Réseaux neurones ».

1.4. Modélisation et Tests

Cette étape constitue la phase effective de construction de notre modèle et sa validation en test. En effet, son efficacité est appréciée par le critère du taux de bons classements. Pour valider le modèle, nous utilisons un échantillon de contrôle composé d'entreprises différentes de celles des échantillons traités comme déjà mentionné dans la première phase.

La validation du modèle est une étape décisive car la fonction score sera utilisée par la suite pour la prévention des risques des crédits liée à l'octroi de crédits, de ce fait une mauvaise discrimination et classement des demandeurs de crédit pourraient engendrer des pertes pour la banque.

2. Méthodologie de collecte des données

2.1. Constitution de l'échantillon objet de l'étude

Notre étude porte sur la gestion du risque de crédit aux entreprises, plus précisément les petites et moyennes entreprises, par la méthode du scoring. Pour ce faire, notre population est constituée d'entreprises opérant dans le secteur commercial et industriel domiciliées au Crédit

Populaire d'Algérie, et qui ont contracté un emprunt durant la période d'étude qui est de 2015 au 2021 (Nous avons exclu l'année 2020 à cause de la pandémie du COVID-19).

Avant de passer à la méthodologie de collecte des données, nous jugeons nécessaire de définir le concept de PME. En Algérie, selon la loi n°01-18 relatif à l'orientation sur la promotion de la PME, une petite et moyenne entreprise, quel que soit son statut juridique, est définie comme étant « *une entreprise ayant comme activité principale, la production de biens et de services, employant au max 250 employés et dont le chiffre d'affaires annuel hors taxes n'excède pas les 2 milliards de dinars, et dont le total bilan en-dessous de 500 millions de dinars* ».

Le choix de la population est justifié par les raisons suivantes :

- La probabilité de défaut des PME est très importante si nous la comparons à celle des grandes entreprises.
- Le tissu économique de notre pays se compose essentiellement par les PME
- Les PME font recours aux endettements bancaires afin de se financer.

Pour sélectionner notre échantillon objet d'étude, nous nous sommes adressés à la direction des crédits industriels et service (DCIS). Nous avons opté pour le tirage aléatoire des crédits octroyés aux PME par le CPA. De ce fait, nous avons pu constituer notre base de données. Cette dernière regroupe 328 entreprises dont 262 sont des entreprises saines et le reste (66 entreprises) sont des entreprises en difficultés financières pour lesquelles nous avons pu recueillir les bilans, les comptes de résultat et autres informations extracomptables.

Pour l'élaboration de notre modèle, nous avons subdivisé notre échantillon objet d'étude en deux sous-groupes. Un premier groupe qui sert à la construction du modèle du scoring et le second sera utilisé pour validation du modèle à partir de l'échantillon d'apprentissage qui sert à tester la performance globale du modèle pour qu'à la fin l'adopter comme un outil de gestion du risque de crédit.

Comme critère de discrimination, nous avons choisi l'évènement suivant : Tout retard de paiement qui dépasse les 90 jours à partir de la date d'échéance de remboursement conformément aux exigences de comité du Bâle relatif au classement et au provisionnement des créances. Le tableau qui suit nous montre la composition de notre échantillon d'étude.

Tableau 5: Composition de l'échantillon

	Echantillon initial	Echantillon de construction	Echantillon de validation
Entreprise saines	262	199	63
Entreprise défailtantes	66	55	11
Σ	328	254	74

A partir de ce tableau, nous remarquons que l'échantillon de construction est composé de 254 entreprises, dont 199 entreprises sont des entreprises saines et 55 sont défailtantes. En ce qui concerne l'échantillon de validation, il est composé de 74 entreprises dont 63 sont saines et 11 défailtantes.

2.2. Présentation des variables d'études

Les variables retenues au préalable prennent deux formes, des ratios financiers organisés par thème (solvabilité, liquidité, structure financière...) utilisés par le Crédit Populaire d'Algérie et qui sont jugés un outil déterminant dans l'explication de la situation financière des entreprises. Ces indicateurs financiers sont calculés à partir des états financiers étant présenté par le demandeur de crédit. La seconde forme utilisée consiste en des variables qualitatives concernant la forme et la situation de l'entreprise. Par la suite, seules les variables significatives responsables de la défailtance d'entreprise et peu corrélées entre elles vont être retenues. Cela va se faire à travers le test de corrélation.

a) Variables Quantitatives « Variables Comptables »

Nous avons organisé les ratios financiers par thème. De ce fait, nous avons pu former une liste de 26 ratios financiers allant de R₁ jusqu'au R₂₆. Le tableau qui suit représente les ratios financiers par thème retenus pour faire notre étude empirique.

Tableau 6: Présentation des variables (Ratios).

	Codage	Mesure de la variable
Ratios de trésorerie	R ₁	Valeur Ajoutée / CA
	R ₂	Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360) /CA
	R ₃	Besoin en fonds de roulement en jour de CA (BFR x 360) /CA
	R ₄	Délai de règlement des clients (créances clients x 360) /CA
	R ₅	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360) /CA
Ratios de liquidité	R ₆	ACT-Stocks/DCT
	R ₇	Disponibilité (net) / Actif

	R ₈	Disponibilité (net) / DCT
	R ₉	Charges financières / EBE
	R ₁₀	DCT/Total dette
	R ₁₁	Rotation des stocks
Ratios de rentabilité	R ₁₂	Résultat net / Total actif
	R ₁₃	Résultat net / Fonds propres
	R ₁₄	CAF / CA
	R ₁₅	Valeur Ajoutée d'exploitation / CA
	R ₁₆	EBE / CA
	R ₁₇	Résultat opérationnel / CA
	R ₁₈	Résultat Financier / CA
	R ₁₉	Résultat net avant impôts / CA
	R ₂₀	Résultat net / CA
	Ratios de structure financière	R ₂₁
R ₂₂		Dette financière / Fonds propres
R ₂₃		Fonds propres / Passif Non courant
R ₂₄		Fonds propres / Total actif
R ₂₅		Dette financière / Résultat net
R ₂₆		Dette à long terme / CAF

Source : Elaboré par l'auteur

b) Variables Qualitatives

Pour utiliser ces variables, nous les avons transformés en variables dichotomiques. Les variables que nous avons sélectionnées sont présentées comme suit :

o La forme Juridique de l'entreprise

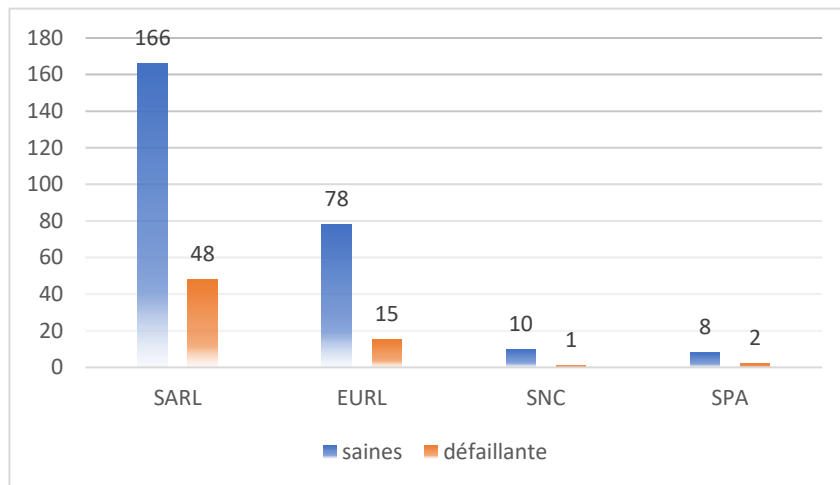
La forme juridique des entreprises que nous avons sélectionnées pour notre étude prend les modalités suivantes :

Tableau 7 : Modalités de la forme juridique

SARL : Société à Responsabilité Limitée	(1)
EURL : Entreprise Unipersonnelle à Responsabilité Limitée	(2)
SNC : Société au Nom Collectif	(3)
SPA : Société Par Actions	(4)

Le graphe qui suit nous montre la répartition de notre effectif selon la forme juridique de l'entreprise et sa situation

Figure 9: Répartition d'échantillon de l'étude Selon la forme juridique



Source : Elaboré par l'auteur à partir des données internes.

A partir de ce graphe, nous remarquons que notre échantillon d'étude est composé à la hauteur de 65,24% des entreprises sous forme de SARL. Cette forme juridique occupe la part de lion dans notre échantillon suivi par les entreprises sous forme EURL avec 28,35% et enfin les entreprises dont la forme juridique est SNC et SPA respectivement.

○ **Consultation de la centrale des risques**

La centrale des risques nous permet de savoir si notre relation a déjà bénéficié d'un crédit de chez les banques confrères. En effet, notre variable « Centrale des risques » prend la forme binaire comme suit :

Tableau 8 : Modalité de la Centrale des Risques

Néant	(0)
Existant	(1)

○ **Impayés chez les confrères**

Lors de la consultation de la centrale des risques, nous pouvons savoir si la relation a déjà enregistré un incident de paiement sur un crédit contracté auprès des banques confrères. Cette variable prend les modalités suivantes :

Tableau 9 : Modalité Impayés chez les confrères

Non	(0)
Oui	(1)

○ **Taux des Mouvements confiés**

A partir de cette variable, nous pouvons connaître les mouvements du compte client par rapport à son chiffre d'affaires réalisé. Cette dernière est codée comme suit :

Tableau 10 : Modalité de taux de mouvement confié

Les mouvements confiés sont inférieurs à 70% du chiffre d'affaires réalisé	(0)
Les mouvements confiés sont supérieurs à 70% du chiffre d'affaires réalisé	(1)

En effet, le tableau ci-dessous nous montre la répartition de notre échantillon d'étude selon les variables supra-mentionnées :

Tableau 11 : Répartition de l'échantillon selon chaque variable

Variable	Modalités	Saines	Défaillantes	Total
Centrale des risques	Néant (0)	148	25	173
	Existant (1)	114	41	155
	Total	262	66	328
Impayés chez les confrères	Non (0)	184	43	227
	Oui (1)	78	23	101
	Total	262	66	328
Taux des mouvements confiés	Partiel (0)	44	41	85
	Quasi intégral (1)	218	25	243
	Total	262	66	328

Source : Elaboré par l'auteur

II. Sélection préliminaire des variables

A travers la première partie de cette section, nous avons présenté l'ensemble des phases à suivre afin d'élaborer un modèle de scoring ainsi que les variables pouvant expliquer la variable de défaut. Dans cette partie, nous allons effectuer des tests sur les variables quantitatives afin de vérifier l'absence du concept de multi-colinéarité. De plus, nous allons voir si les variables explicatives préalablement choisies expliquent vraiment le défaut, et cela à travers l'analyse de la variance « ANOVA » qui permet de tester la dépendance entre les variables quantitatives et le défaut, et le test Khi-deux pour les variables qualitatives et le défaut.

1. Tests statistiques préalables des variables

L'élaboration de la fonction score repose sur l'hypothèse que les variables soient indépendantes. De plus, il faut éliminer les variables qui n'expliquent pas le défaut et garder que celles étant significatives.

1.1. Corrélation entre les variables quantitatives

Afin de vérifier la dépendance des variables du modèle, nous faisons recours au test de corrélation Spearman. Ce test sert à détecter la relation de dépendance et de corrélation entre les variables de l'étude.

L'analyse des corrélations bivariés reste une étape indispensable car¹ :

- Une corrélation considérable entre les variables peut biaiser l'estimation des coefficients de la fonction score.
- La corrélation des variables illustre une quantité d'informations similaires et contenues dans les variables ce qui peut conduire à une confusion dans l'analyse.

Hypothèse : La présence de corrélation est détectée lorsque le coefficient de corrélation est supérieur à 0.7 en valeur absolue, à ce seuil, nous avons retenu les variables suivantes :

Tableau 12: Présentation des variables retenues

	Codage	Mesure de la variable
Ratios de trésorerie	R ₁	Valeur Ajoutée / CA
	R ₂	Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360) /CA
	R ₃	Besoin en Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360) /CA
	R ₄	Délai de règlement des clients (créances clients x 360) /CA
	R ₅	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360) /CA
Ratios de liquidité	R ₆	ACT-Stocks/DCT
	R ₈	Disponibilité (net) / DCT
	R ₉	Charges financières / EBE
Ratios de rentabilité	R ₁₁	Rotation des stocks
	R ₁₂	Résultat net / Total actif
	R ₁₃	Résultat net / Fonds propres
	R ₁₄	CAF / CA
	R ₁₆	EBE / CA
	R ₂₀	Résultat net / CA
Ratios de structure financière	R ₂₁	Total dettes / Total Actif
	R ₂₂	Dettes financières / Fonds propres
	R ₂₄	Fonds propres / Total actif
	R ₂₅	Dettes financières / Résultat net
	R ₂₆	Dettes à long terme / CAF

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS.

¹ Nabil Bouhlal, INTERNAL RATING: A TOOL FOR MANAGING THE BANK CREDIT RISK OF SMEs, Laboratoire de Statistique Appliquée LASAP, Alger, 2021

Dans le tableau ci-dessus, nous avons retenu les variables qui ne sont pas corrélées entre elles. Cependant, pour le choix des variables retenues, nous avons choisis celles qui sont en relation avec le défaut et qui reflètent vraiment la santé financière.

1.2. La significativité des variables quantitatives explicatives

Afin de dire que la variable R_i est en relation de dépendance avec la variable Y (le défaut), et qu'elle contribue d'une manière significative à l'expliquée, nous avons effectué un test d'analyse de la variance ANOVA (*Voir l'annexe N°01*). Ce test repose sur les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{Les moyennes des sous - groupes sont égales} \\ H_1: \text{Les moyennes ne sont pas égales} \end{cases}$$

A l'aide du logiciel SPSS, nous avons pu détecter la significativité des variables explicatives. Aussi, nous avons pu s'assurer si ces dernières expliquent significativement le défaut. De ce fait, nous avons retenu les variables présentées dans le tableau qui suit :

Tableau 13: Test de dépendance de Fisher

	Variables	F	Significativité
Ratios de trésorerie	FR en jour de CA « R ₂ »	4,712	0,031
	BFR en jour de CA « R ₃ »	4,449	0,036
	Délai de règlement des fournisseurs « R ₅ »	9,161	0,003
Ratios de liquidité	Disponibilité (net) / DCT « R ₈ »	6,386	0,012
	Charges financières / EBE « R ₉ »	15,366	0,000
Ratio de rentabilité	Résultat net / Total Actif ROA « R ₁₂ »	12,644	0,000
Ratios de structure	Dettes financières / Fonds propres « R ₂₂ »	4,577	0,033
	Fonds propres/ Total Actif « R ₂₄ »	50,949	0,000
	Dettes à long terme / CAF « R ₂₆ »	6,331	0,012

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

Après avoir fait le test de dépendance de Fisher, nous n'avons retenu que les variables ayant un seuil de significativité inférieur à 5%. D'après cette analyse, nous avons trouvé que trois ratios de trésorerie, deux de liquidité, un de rentabilité et trois ratios de structure ont une relation de dépendance avec le défaut.

1.3. La significativité des variables qualitatives

Dans la phase précédente, nous avons sélectionné les variables quantitatives utiles à notre analyse et ayant une relation de dépendance avec la défaillance des entreprises. Par la suite nous allons effectuer le même travail avec les variables qualitatives préalablement choisies en utilisant le test Khi-deux (*Voir l'annexe N°02*), ce test permet de tester la dépendance de chaque variable individuellement avec la variable qualitative « le défaut » en se basant sur les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{Variables indépendantes avec le défaut} \\ H_1: \text{les variables sont en relation de dépendance avec le défaut} \end{cases}$$

L'application sur SPSS de ce test nous a donné le résultat suivant :

Tableau 14: Test χ^2 sur les variables qualitatives

Variabiles	Valeur	Signification	∃ d'une relation de dépendance avec le défaut
Forme juridique	2,410	0,492	Non
Centrale des risques	7,160	0,007	Oui
Impayés chez les confrères	0,571	0,450	Non
Mouvement confiés	56,732205	0,000	Oui

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

D'après le test de Khi-deu, nous avons constaté que seules deux variables qui ont une relation de dépendance avec le défaut au seuil de 5% qui sont la variable « Centrale des risques » noté CR, et la variable « Mouvements Confiés » Noté MC. En effet ces deux variables vont être introduites par la suite dans le modèle de scoring que nous allons élaborer.

Section 02 : Elaboration des modèles et comparaison des résultats

Dans la première section, nous avons effectué des tests sur les variables de l'étude, en examinant l'existence d'une relation de corrélation entre les variables quantitatives à l'aide du test de corrélation, ainsi que l'existence d'une relation de dépendance entre la défaillance des entreprises et les variables qualitatives et quantitatives. Dans ce qui suit, nous essayerons d'établir notre fonction de score en appliquant les deux méthodes suivantes : Une méthode paramétrique : Régression Logistique, et une autre non-paramétrique : Réseaux Neurones Artificiels, par la suite nous allons faire une comparaison entre les deux modèles afin de retenir le modèle ayant la meilleure capacité prédictive de la défaillance des entreprises

1. Modèle Scoring par la méthode de régression logistique

1.1. Construction de la fonction score

Rappelant qu'après avoir effectué des tests sur les variables d'études, nous avons retenu 11 variables explicatives dont deux sont qualitatives et neuf sont quantitatives. Les variables présentées dans le tableau ci-dessous vont contribuer à la construction de notre modèle du scoring.

Tableau 15: Variables explicatives du modèle

Variables quantitatives	Variables qualitatives
Fonds de roulement en jour de CA « R ₂ »	Centrale des risques « CR »
Besoin en Fonds de roulement en jour de CA « R ₃ »	Mouvements confiés « MC »
Délai de règlement des fournisseurs « R ₅ »	
Disponibilité (net) / DCT « R ₈ »	
Charges financières / EBE « R ₉ »	
Résultat net / Total Actif ROA « R ₁₂ »	
Dette financière / Fonds propres « R ₂₂ »	
Fonds propres / Total Actif « R ₂₄ »	
Dettes à long terme / CAF « R ₂₆ »	

Source : Elaboré par l'auteur

Pour sélectionner les variables qui vont participer définitivement à l'élaboration de notre fonction scoring, nous adoptons la méthode de la régression logistique en suivant la méthode pas à pas qui permet d'éliminer à chaque fois une variable en cherchant la maximisation du rapport de vraisemblance (*voir l'annexe N°03*). Cette dernière étape nous permet de sélectionner les variables les plus pertinentes entre les variables supra mentionnées. Le tableau

suivant nous montre les variables sélectionnées ainsi que les signes attendus de chacune des variables par rapport au défaut en se basant sur la logique financière.

Tableau 16: Variables retenues

Variable	Sign	Signe attendu
Centrale des risques CR	0,030	Positif
Mouvements confiés MC	0,000	Négatif
Disponibilité net / DCT R_8	0,000	Négatif
Résultat net / Total Actif R_{12}	0,008	Négatif
Dette financière / Fonds propres R_{22}	0,047	Positif
Fonds propres/ Total Actif R_{24}	0,000	Négatif

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

Après avoir sélectionné les variables explicatives qui servent à identifier le défaut, nous passons maintenant à l'élaboration de notre modèle. La fonction de score obtenue met en relation le score avec la possibilité de l'entreprise à être défaillante. Plus le score est élevé, plus la probabilité de faire défaut augmente. En effet, l'affectation de chaque groupe se fait comme suit :

$$\begin{cases} \text{Si le score } Z \text{ est inférieure à } 0, & \text{l'entreprise est considérée comme étant saines} \\ \text{Si le score } Z \text{ est supérieure à } 0, & \text{l'entreprise est considérée comme étant défaillante} \end{cases}$$

En d'autres termes, si la probabilité $\frac{1}{1+e^{-Z}}$ est inférieure à 0,5, l'entreprise est en bonne santé, sinon elle est en difficulté ;

L'application de la régression logistique binaire nous a donné la fonction de score suivante :

$$Z = 1,14 + 0,844 CR - 1,844 MC - 4,086 R_8 - 6,403 R_{12} - 0,045 R_{22} - 3,248 R_{24}$$

D'après cette fonction de score, nous remarquons que les signes des coefficients des variables sont cohérents avec les signes attendus pour toutes les variables à l'exception de la

variable R_{22} . Dans ce qui suit, nous allons analyser les coefficients et les signes de chaque variable individuellement pour montrer leurs cohérences avec la logique financière.

Commençant par les variables qualitatives :

- **Centrale des risques CR**

Nous constatons, que le coefficient de la variable « centrale des risques » CR est positif, ce qui est logique car la CR montre si notre emprunteur a déjà bénéficié d'un crédit auprès des banques confrère. Par conséquent, la probabilité de défaut augmente quand l'emprunteur bénéficie de plusieurs crédits auprès de plusieurs banques ce qui lui met dans la possibilité de ne pas honorer toutes ses engagements contractuels si ses dettes sont excessives.

- **Mouvements confiés MC**

En ce qui concerne la variable « Mouvements confiés » MC , nous remarquons que le signe est négatif, donc plus le compte de l'entreprise est mouvementé, plus la probabilité de faire défaut diminue. Cela montre que l'entreprise est en bonne santé financière et elle peut faire face à ses engagements.

Passant maintenant aux variables quantitatives.

- **Disponibilité net / DCT R_8**

Ce ratio de liquidité immédiate permet d'apprécier la capacité de l'entreprise de faire face à ses obligations financières à court terme grâce à la mobilisation de ses actifs de placement. De ce fait, en mobilisant ses actifs de placement et ses disponibilité, l'entreprise peut rembourser sa dette ce qui explique le signe négatif qui montre que plus le ratio de liquidité immédiate augmente, plus la probabilité que l'entreprise faire défaut diminue.

- **Résultat net / Total Actif R_{12}**

Le ratio R_{12} n'est rien d'autre que la rentabilité économique de l'entreprise. De ce fait, plus le ROA augmente plus elle est rentable, donc le taux de défaut diminue et la capacité de rembourser sa dette augmente, ce qui justifie le signe négatif du coefficient de ce ratio.

▪ **Fonds propres/ Total Actif R_{24}**

Ce ratio de structure mesure l'autonomie financière de l'entreprise, il est en relation inverse avec le défaut. Plus l'entreprise est autonome, plus elle peut faire face à ses obligations facilement et le risque de défaut diminue, ce qui explique le signe négatif de ce ratio dans la fonction de score.

▪ **Dette financière / Fonds propres R_{22}**

Ce ratio peut être interprété en tant que l'inverse de l'autonomie financière, il est en corrélation positive avec le défaut. Dans notre cas le coefficient de cette variable est négatif ce qui n'est pas cohérent avec la logique financière, car plus le ratio augmente, plus l'entreprise est dépendante financièrement à l'endettement ce qui va augmenter la probabilité de ne pas faire face à tous ses engagements.

Pour bien comprendre les signes des coefficients de la fonction de score, nous allons analyser le Odds ratio. Ce ratio permet d'interpréter les coefficients des variables explicatives de la fonction de score tout en mesurant le surcroît du risque relatif à un facteur explicatif. Ce ratio est défini par l'équation qui suit : $Odds Ratio = e^{\beta_i}$.

En exploitant les résultats de ce ratio, nous disons que si Odds ratio est supérieur à 1, nous parlons d'un facteur risque, donc le risque de défaut augmente. Pour le cas inverse, il est un facteur de résistance et protecteur. Le tableau ci-dessous nous montre le résultat de ce test dans notre cas :

Tableau 17: Odds Ratio

Variable	Odds Ratio
Centrale des risques CR	2,325
Mouvements confiés MC	0,158
Disponibilité net / DCT R_8	0,017
Résultat net / Total Actif R_{12}	0,002
Dette financière / Fonds propres R_{22}	0,956
Fonds propres/ Total Actif R_{24}	0,039

A partir de ce tableau nous remarquons que la seule variable ayant un Odds ratio supérieur à 1 est la variable « Situation de la centrale des risque » donc elle représente un facteur de risque. En d'autres termes, si l'entreprise en question figure dans la centrale des risques, le risque de sa défaillance augmente.

Les variables R₈, R₁₂, R₂₂, R₂₄ possèdent un Odds ratio inférieur à 1. Donc ces derniers présentent des facteurs de protection.

En réalité, plus l'entreprise est rentable et dégage un bon résultat par rapport au capital engagé « R₁₂ », et plus elle peut rembourser ses dettes à court terme par la mobilisation de ses actifs de placement « R₈ », et plus elle est indépendante financièrement « R₂₄ », son exposition au risque de défaut sera minime.

1.2. Validation du modèle

a) Taux de bon classement de l'échantillon de construction

L'efficacité du modèle scoring est apprécié par le critère du taux de bons classements, ce dernier nous permet de voir si notre modèle reflète vraiment la réalité en vérifiant l'exactitude de ses prévisions par rapport à l'état réel. Les entreprises constituant l'échantillon de construction sont réaffectées comme suit :

Tableau 18: Matrice de confusion « Echantillon de construction »

Entreprises	Considérées saines	Considérées défaillantes	Total	%
Saines	191	8	199	96,6
Défaillance	16	39	55	70,9
			Taux de bon classement	90,6

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

A partir de ce tableau nous remarquons que :

- 96,6% des entreprises saines sont classées correctement ;
- 70,9 % des entreprises défaillantes sont classées correctement ;

- 3,4 % des entreprises saines sont classées en tant que défaillantes ;
- 29,1 % des entreprises défaillantes sont classées en tant que entreprises saines ;
- Le taux global de bon classement est de 90,6 %.

Notre modèle de scoring a bien classé 230 entreprises dans leur classe par rapport à 254 entreprises, et les 24 restantes sont mal classées. D’après ces résultats, nous pouvons dire que notre modèle donne des résultats très satisfaisants.

b) Taux de bon classement de l’échantillon de validation

Rappelons que parmi 328 entreprises, nous avons élaboré notre fonction de score à partir d’un échantillon de construction composé de 254 entreprises. Maintenant, nous allons voir si notre modèle est performant en appliquant la fonction de score définie préalablement sur l’échantillon de validation. Le tableau ci-dessous nous montre le taux de bon classement des entreprises appartenant à cet échantillon.

Tableau 19: Matrice de confusion « Echantillon de validation »

Entreprises	Considérées saines	Considérées défaillantes	Total	%
Saines	60	3	63	95,2
Défaillance	3	8	11	72,7
			Taux de bon classement	91,9

Source : Elaboré par l’auteur à l’aide de SPSS

A partir de la matrice de confusion relatif à l’échantillon de validation, nous constatons que le modèle a un taux de bons classements global de 91,9%, donc un pourcentage d’erreur égal à 8,1%.

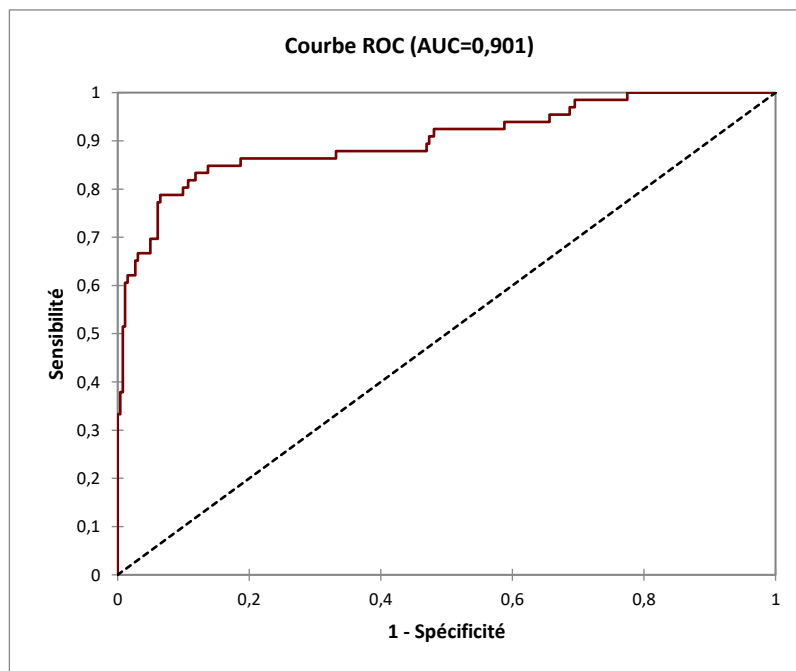
- 95,2 % des entreprises saines sont classées correctement ;
- 72,7 % des entreprises défaillantes sont classées correctement ;
- 4,8 % des entreprises saines sont classées en tant que défaillantes ;
- 27,3 % des entreprises défaillantes sont classées en tant que entreprises saines.

Donc à partir de ces résultats, nous remarquons une légère hausse de taux de bons classements global de 1,3% de l'échantillon de validation par rapport à celui de l'échantillon de construction. De ce fait, nous pouvons dire que les résultats de classification de notre modèle sont très satisfaisants et que notre modèle de score est significatif et possède une bonne qualité de prédiction de la défaillance des entreprises.

c) Courbe de ROC

Receiver Operating Characteristic ou simplement dit courbe de **ROC**, est une mesure de performance d'un modèle de classification. Cet outil représente le taux de vrai positif en fonction de faux positif pour des différents seuils de classification¹. Pour notre cas, elle mesure à combien les variables retenues dans la fonction de score expliquent correctement le défaut. La courbe de ROC relative à notre modèle de classification est présentée ci-dessous :

Figure 10 : Courbe de ROC « Echantillon de validation »



Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

L'aire sous la courbe ROC est un outil pertinent pour indiquer la performance d'un classifieur par une seule mesure. Pour notre cas, elle correspond à la probabilité qu'une entreprise saine soit classée comme saine. Un modèle idéal, le AUC est égale à un, pour un modèle aléatoire est égale à 0,5.

¹ Benzaki, Younes, Les data sciences en 100 questions/réponses, Eyrolles,2020, Paris, p 45

Pour notre cas, la courbe de ROC se situe au-dessus de la bissectrice représentant un modèle aléatoire. De plus l'aire de la courbe de ROC est égale à 0,901 qui est proche d'un, donc notre modèle est excellent et permet une bonne discrimination entre le faux et bon classement.

A partir de ces résultats, le modèle de la régression logistique est satisfaisant vu que le signe attendu de tous les ratios est cohérent avec la logique économique à l'exception du ratio de levier financier qui est en corrélation positive avec le défaut. En effet, une figure dans la centrale des risques affecte positivement la probabilité de défaut, alors que le ROA l'affecte négativement.

2. Modèle Scoring par la méthode des réseaux neurones artificiels

2.1. Elaboration de modèle scoring par RNA

Dans la partie précédente de notre étude empirique, nous avons vu l'une des techniques fondées sur les méthodes paramétriques qui est la régression logistique. Dans cette partie, nous allons voir une des techniques fondées sur les méthodes non-paramétriques qui est le réseau de neurones artificiels. Cette technique vise à améliorer la qualité de modèle de scoring déjà établi selon la régression logistique afin d'aider le banquier dans la prise de ses décisions.

Comme nous avons déjà évoqué, cette méthode de classification non-paramétrique repose sur l'intelligence artificielle. Son algorithme permet de déterminer la relation entre les caractéristiques d'un des emprunteurs et leur probabilité de défaut à travers l'expérience et l'apprentissage. De ce fait cette méthode non linéaire n'a pas besoin ni d'avoir des hypothèses ni une loi de probabilité des variables pour qu'elle puisse bien classer les bons et mauvais emprunteurs.

Afin de bien mener notre analyse, nous avons opté pour le même logiciel SPSS en utilisant l'analyse réseaux de neurones artificiels en choisissant la procédure « Perceptron Multicouche ». Cette technique d'apprentissage permet d'atteindre une meilleure séparation entre deux groupes, pour notre cas : Entreprises saines et Entreprises défaillantes, en minimisant le taux d'erreurs. De ce fait, nous avons choisi l'architecture suivante de notre réseau de neurones (*Voir l'annexe N°04*):

- Couche d'entrée : Composée de six neurones consistant en les variables explicatives précédemment retenues. (06)
- Couche cachée : Composée Sept neurones cachés. (07)
- Couche de sortie : Composée de deux neurones de décision. (02)

Pour déterminer la meilleure architecture de notre réseau, nous avons effectué plusieurs tests sur ce dernier tout en essayant de minimiser le pourcentage des prévisions incorrectes. Par conséquent, améliorer le taux de bons classements global, et cela en faisant varier le nombre de couches et neurones cachés.

L'application de la technique des réseaux neurones artificiels sur SPSS (*Voir l'annexe N°05*) nous a donné les résultats suivants :

Tableau 20 : Récapitulatif des modèles « Taux d'erreurs »

	Erreur d'entropie croisée	% des prévisions incorrectes
Echantillon d'apprentissage	42,453	5,9 %
Echantillon test	9,65	3,7 %

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

A partir de ce tableau, nous remarquons que le taux de mauvais classement (taux d'erreurs) dans les deux échantillons d'apprentissage et validation n'est pas significatif. Aussi, Le taux d'erreurs pour l'échantillon d'apprentissage est de 6% quant à l'échantillon de validation, il est de 3,8%. En effet, le taux d'erreur est moins important que celui de l'échantillon d'apprentissage. A partir de ces résultats, nous pouvons dire que l'architecture de notre réseau permet d'avoir un excellent taux de bons classements.

2.2. Validation du modèle

a) Taux de bons classements de l'échantillon d'apprentissage

Le tableau qui suit nous montre les résultats de classement des entreprises constituant l'échantillon d'apprentissage selon la méthode des réseaux neurones.

Tableau 21: Matrice de confusion « Echantillon d'apprentissage »

Entreprises	Considérées saines	Considérées défailtantes	Total	%
Saines	197	2	199	99
Défaillance	13	42	55	75,5
			Taux de bon classement	94,1

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

L'analyse du tableau, qui représente le taux de bons classements, nous a permis de tirer les éléments suivants :

- 99 % des entreprises saines sont classées correctement ;
- 75,5 % des entreprises défailtantes sont classées correctement ;
- 01 % des entreprises saines sont classées en tant que défailtantes ;
- 24,5 % des entreprises défailtantes sont classées en tant que entreprises saines ;
- Le taux global de bons classements est de 94,1 %.

Notre modèle basé sur l'intelligence artificielle a bien classé 239 entreprises dans leur classe par rapport à 254 entreprises, et seulement,15 entreprises sont mal classées. En effet, nous pouvons dire que notre modèle de scoring procure des résultats très satisfaisants.

b) Taux de bons classements de l'échantillon de validation

Le tableau qui suit nous montre les résultats de classement des 80 entreprises constituant l'échantillon test selon le modèle neuronal.

Tableau 22: Matrice de confusion « Echantillon d'apprentissage »

Entreprises	Considérées saines	Considérées défailtantes	Total	%
Saines	62	01	63	98,5
Défaillance	02	09	11	84,6
			Taux de bon classement	96,3

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

A partir des résultats de la matrice de confusion, nous avons ressorti les éléments suivants :

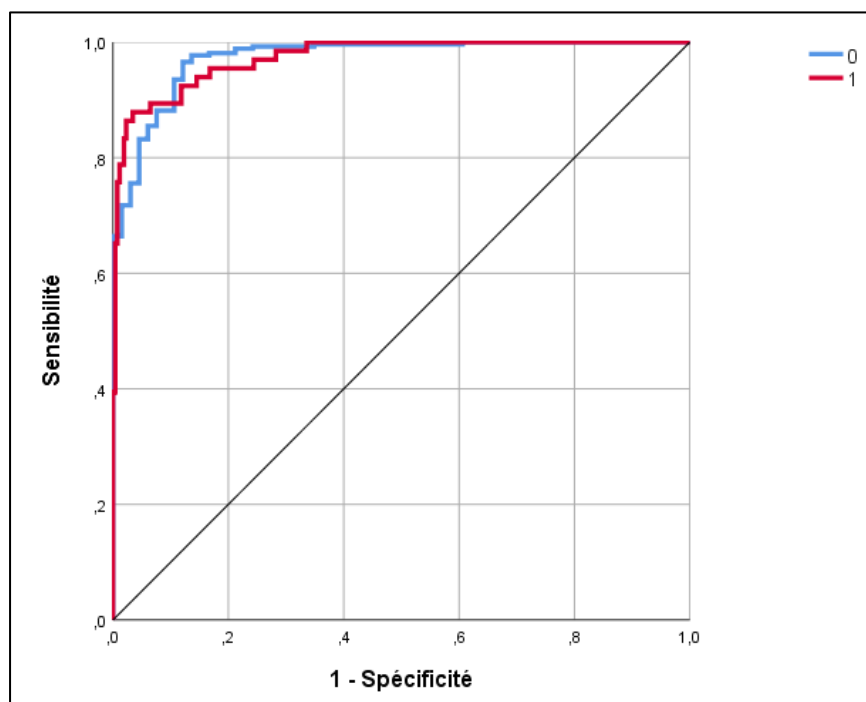
- 98,5 % des entreprises saines sont classées correctement ;
- 84,6 % des entreprises défailtantes sont classées correctement ;
- 1,5 % des entreprises saines sont classées en tant que défailtantes ;
- 15,4 % des entreprises défailtantes sont classées en tant que entreprises saines ;
- Le taux global de bons classements est de 96,3 %.

En appliquant le modèle neuronal sur l'échantillon de validation, nous constatons une amélioration de taux de bons classements global de l'échantillon de validation par rapport à celui d'apprentissage. Ce modèle a bien classé 71 entreprises dans leur vraie classe par rapport à 74 entreprises et seules 3 entreprises sont mal classées. Ces résultats confirment la bonne qualité de prédiction de notre modèle neuronal.

c) Courbe de ROC

La courbe de ROC relative à notre modèle des réseaux neurones est présentée dans le graphe qui suit :

Figure 11: Courbe de ROC « Echantillons apprentissage et validation »



Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

A partir de ce graphe, nous remarquons les deux courbes se situent au-dessus de la bissectrice et que l'aire sous la courbe de ROC s'élevé à 0,973 qui est très proche de la surface maximale 1. Cela montre que notre modèle permet un excellent discriminant permettant de bien séparer entre les bons et mauvais emprunteurs.

3. Comparaison des résultats obtenus des deux méthodes

Dans ce qui suit, nous allons procéder à une comparaison des résultats des deux modèles afin de choisir le modèle ayant la meilleure qualité de prédiction de défaillance des entreprises.

Le tableau suivant nous montre le taux de bons classements des méthodes que nous avons utilisées lors de la construction de notre modèle de score.

Tableau 23 : Taux de bons classements « comparaison entre les deux méthodes »

Taux de bons classements		
	Construction	Validation
Régression Logistique binaire	90,6 %	91,9 %
RNA	94,1 %	96,3 %

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

A partir de ce tableau permettant de comparer le taux de bons classements global des deux modèles neuronal et logistique, nous remarquons que les deux modèles ont un taux de bons classements qui dépasse les 90 %. Cependant, les résultats donnés en utilisant les réseaux neurones artificiels sont plus satisfaisants que ceux obtenus de la régression logistique. Le taux de bons classements, pour l'échantillon de construction et celui de validation, issu de l'application de RNA est mieux que celui obtenu de la régression logistique. En effet, le modèle neuronal permet d'améliorer les résultats obtenus par la régression logistique, car il présente une amélioration du taux de bon classement de 3,5% et 4,4% de l'échantillon de construction et de validation respectivement par rapport à celui de la régression logistique.

Après avoir fait une comparaison entre les taux de bons classements des deux méthodes, nous procédons maintenant à une comparaison de la courbe de ROC. Le tableau qui suit montre la surface sous la courbe de ROC selon les deux techniques.

Tableau 24 : Area Under Curves ROC « comparaison entre les deux méthodes »

Aires sous les courbes ROC	
Régression Logistique	Réseaux Neurones Artificiels
0,901	0,973

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de SPSS

Rappelons que la courbe de ROC est l'une des techniques de mesure de la performance d'un classifieur. A partir de tableau ci-dessus, nous remarquons que la surface sous la courbe de ROC des deux méthodes est supérieure à 0,9 ce qui prouve que les deux modèles sont

performants. Cependant celle résultant du modèle neuronal est supérieure à celle de la régression logistique, par conséquent la méthode basée sur l'intelligence artificielle est plus performante que la régression logistique.

Conclusion

L'appréciation du risque de crédit est l'une des préoccupations majeures des banques et établissements financiers lors des opérations d'octroi de crédit. Ces établissements cherchent depuis longtemps des méthodes efficaces afin de le maîtriser.

Au terme de ce dernier chapitre, nous avons mis l'accent sur deux principaux points. Un premier point qui consiste en la mise en place d'un modèle de classification classique fondé sur l'une des techniques paramétriques qui est la « Régression logistique » et un autre modèle basé sur l'intelligence artificiel « Réseaux de Neurones Artificiel » (RNA) tout en respectant la méthodologie d'élaboration des deux modèles. Ensuite, Le second point a pour objectif de faire une comparaison entre ces deux modèles de classification en termes de pouvoir de prédiction de la défaillance des entreprises en faisant recours à la comparaison entre le taux de bons classements et l'aire sous la courbe de ROC des deux modèles.

L'analyse des résultats obtenus, nous a montré l'importance de la méthode statistique classique « régression linéaire » dans la bonne classification des emprunteurs, ainsi que son pouvoir de prédiction de défaillance. Toutefois, l'analyse comparative entre les deux méthodes supra-mentionnées, nous a permis de tirer que le modèle neuronal est mieux que celui de la régression logistique en matière de réaffectation des emprunteurs dans leur classe d'origine.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

En possédant le statut d'une entreprise commerciale, les banques sont à la recherche continue de profit à travers le financement des besoins des divers agents économiques. Cette intermédiation expose les banques à plusieurs risques bancaires notamment le risque de crédit qui peut mettre en péril la stabilité de tout le système bancaire et non seulement la rentabilité de la banque.

Dans cet environnement incertain, le risque de crédit est au cœur des préoccupations des banques. En effet, sa bonne gestion est un facteur de succès pour les banques universelles. De plus, sa gestion ainsi que son analyse sont des enjeux très importants qui permettent la résistance des banques contre la concurrence et assurer leurs pérennités.

En Algérie, la majorité des PME font recours aux banques publiques à l'effet de combler leur besoin de financement, notamment le Crédit Populaire d'Algérie (CPA). Ce dernier dispose d'un portefeuille très consistant et diversifié des crédits dédiés aux PME par rapport aux autres entreprises cibles. En effet, la sélection des clients, se fait à travers des méthodes conventionnelles à l'instar de l'analyse financière, en faisant un diagnostic financier du demandeur de crédit, l'étude de sa rentabilité et sa solvabilité, est une phase ultime pour la banque, par conséquent une mauvaise sélection des clients peut engendrer des pertes financières à la banque, à cause d'un avis subjectif donné par l'analyste de crédit ; qui rend le risque plus délicat à évaluer, d'où la nécessité d'introduire un outil d'aide à la décision notant le Crédit scoring permettant à son tour au banquier l'amélioration de sa prise de décision et la couverture contre le risque de crédit.

Notre travail est mené dans le but de montrer l'importance du Crédit scoring dans la gestion du risque de crédit et la défaillance des PME ayant bénéficiées des crédits accordés auprès du Crédit Populaire d'Algérie (CPA).

Afin de répondre à notre problématique, voire aux questions formulées dans l'introduction générale, nous avons jugé utile de structurer notre travail en trois parties.

La première partie de notre travail a été consacrée à la définition des risques bancaires notamment le risque de crédit et ses typologies. Ensuite, nous avons souligné l'importance d'un cadre réglementaire qui régit ce risque en termes de sa gestion en plus de son implication dans la supervision et le contrôle des banques.

Dans la deuxième partie, nous avons présenté les différentes techniques de l'analyse du risque de crédit en mettant l'accent sur la technique de crédit scoring comme étant un outil d'aide à la décision permettant de prévoir le risque de défaillance des entreprises. Cet outil procure plusieurs avantages aux banques et établissements financiers car il permet d'estimer le risque encouru par ces derniers à travers un score et une probabilité de défaut liée à chaque demandeur de crédit permettant d'estimer les pertes en cas de son éventuelle défaillance.

La dernière partie a porté sur l'étude empirique de notre mémoire dans laquelle nous avons comparé entre les deux techniques de scoring « Régression logistique » et « Réseaux de neurones artificielles » en termes de pouvoir prédictif des difficultés financières des demandeurs de crédit auprès du Crédit Populaires d'Algérie.

Pour ce faire, nous avons scindé cette partie en deux sections. Tout d'abord, nous avons présenté la démarche et les étapes nécessaires d'élaboration d'une fonction score et une étude descriptive des données exploitées, par la suite nous avons sélectionné les variables qui vont contribuer préalablement à l'élaboration de notre fonction de score et cela après avoir fait des tests statistiques pour voir leur relation avec le défaut.

Dans une deuxième section, nous avons appliqué les deux techniques « Régression logistique » et « Réseaux de neurones artificielles » sur un échantillon composé de **328** entreprises ayant contractées un crédit auprès du CPA afin d'élaborer notre fonction score. Cet échantillon est subdivisé en deux sous-échantillons, le premier sert à la construction du modèle et le second pour sa validation.

D'après les résultats obtenus en appliquant la méthode de régression logistique, le comportement des entreprises relativement à la défaillance dépend aux indicateurs suivants : leur situation dans la centrale des risques, leurs mouvements confiés chez la banque, la capacité de leurs trésoreries de faire face aux engagements à court-terme, leurs rentabilités économiques ROA, leurs leviers financiers et enfin leurs niveaux d'indépendance financière.

L'analyse des résultats nous a permis de dire que :

- Une entreprise figurant dans la centrale des risques, augmente ses chances de non-respect des engagements auprès de la banque.
- L'augmentation de la capacité de remboursement des dettes à court terme par la mobilisation des actifs liquides réduit la probabilité d'être en défaut.
- Plus le ROA est élevé, plus la probabilité de défaut devient minime.

- Plus l'entreprise est autonome financièrement, plus elle peut faire face à ses obligations facilement qui implique une diminution de risque de crédit.
- Le levier financier impact négativement le risque de crédit. Ce résultat n'est pas en cohérence avec la logique financière, car plus l'entreprise a un levier financier élevé, plus elle devient dépendante financièrement, ce qui va augmenter les chances de ne pas honorer ses engagements envers la banque.

L'application de cette méthode nous a permis aussi d'obtenir des résultats très satisfaisants en termes de prédiction des difficultés financières des entreprises avec un taux de bons classements de **90,6%**, quant à la méthode des réseaux de neurones, le taux de bons classements atteint les **94%**.

Après avoir fait une étude comparative entre les deux techniques de prévision, les résultats montrent que la régression logistique et RNA sont des outils de prévision performants et permettent d'anticiper la détresse financière des entreprises. Néanmoins, le modèle neuronal s'est révélé plus efficace en matière de prédiction de la défaillance des entreprises par rapport à la régression logistique, où le taux de bons classements s'est amélioré de **3,5%**.

En termes d'interprétation des pondérations, la régression logistique semble être plus performante. En effet, dans un réseau de neurones artificiels, les liaisons internes n'ont pas de signification économique. Les pondérations des ratios figurant dans la fonction de la régression logistique sont par contre transparentes et faciles à interpréter du point de vue de l'analyste financier.

En effet, ces deux techniques de prévision s'avèrent être complémentaires, le fait que la méthode de régression logistique permet de garder seulement les variables significatives et les plus pertinentes, et les RNA exploitent les variables déjà sélectionnées en calculant un taux d'erreurs moins élevé.

L'analyse des résultats obtenus de notre étude, nous a permis de tirer les limites suivantes :

- La difficulté de constituer un échantillon homogène entre entreprises saines et en difficulté en raison de l'indisponibilité d'une base de données riches sous forme numérique ;
- Ce travail peut être prolongé et appliqué pour plus grand nombre d'emprunteurs et davantage de variables, notamment les variables qualitatives tel que « l'appartenance à un groupe d'affaires » et « l'ancienneté de la relation ».

Pour une meilleure gestion du risque de crédit au sein de CPA, nous proposons les recommandations suivantes :

- Développer une base de données numérique des entreprises emprunteuses facilement exploitables afin de mieux gérer le risque de crédit ;
- Adopter les nouveaux outils d'aides à la décision tel que le crédit scoring permettant de prévoir le risque de défaillance des entreprises en l'intégrant dans le système de gestion de risque de crédit.
- Assurer la formation aux personnels chargés d'études de crédit quant à l'utilisation des outils d'aide à la décision afin de comprendre leurs logiques de calcul et classification des clients.
- Inciter les emprunteurs à fournir des informations fiables et authentiques.

Bibliographie

Bibliographie

Articles

- BAHA, R. (2014, Décembre 22). Risque de crédit et défaillance des entreprises, quelle démarche pour une évaluation à priori ? revue d'économie et de statistique appliquée, p. 9.
- BAHA, R., BOUAZZARA, A., & BEKTACH, F. (2020). Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME: une application du modèle de la régression logistique. *Dirassat Journal Economic Issue*, pp. 491-505.
- BENCHICOU, Y. (2016). Nouvelle réglementation prudentielle : quel impact sur la performance des banque marocaines.
- BENNACER, A. (2022, Janvier 09). Towards the adoption of credit scoring to predict the financial failure of private institutions_ a practical study at the Algerian Popular credit. p. 777.
- BOUHLAL, N. (2021, 12 28). la notation interne : un outil de gestion du risque de credit bancaire des pme, *Laboratoire de Statistique Appliquée LASAP* , pp. 69-80.
- BOUJELBENE, Y., & KHEMAKHEM, S. (2013, Novembre 17). Prévion du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale. p. 6.
- BRUNEL, V. (2009, Janvier 28). Gestion des risques et risque de crédit, P 18
- MOKHTAR, B. (2017). Impact des décisions de Bâle II sur le processus décisionnel de réglementation prudentielle de la Banque d'Algérie. *Al Bashaer Economic Journal*, 32-43.
- REFAIT-ALEXANDRE, C. (2016, Novembre 3). La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. p. 137.
- SALMA RHANOUI et KAOUTAR EL MENZHI, (2016). Le Risque Opérationnel dans l'Octroi de la Garantie CCG aux Banques : Cas des Crédits aux Entreprises. p. 8.
- ZERFA, Z. (2013, Juin 30). La notation des obligations : outil d'évaluation du risque de défaut sur le marché financier. p. 67.

Ouvrages

- BIBARD, L., & MORIN, E. (2018). Complexité et organisations. Faire face aux défis de demain. Paris: Eyrolles.

- BOUAISS, K., LOBEZ, F., & STATNIK, J.-C. (2019). Economie et gestion de la banque. Paris: EMS Editions.
- BRUYERE, R. (2004). Les produits dérivés de crédit. Paris : Economica.
- CATHERINE, K. (2021). L'essentiel de la banque. Paris : Gualino.
- CIEPLY, S. (2018). Quel avenir pour la relation banque-entreprise ? Paris : EMS Editions.
- DIETSCH, M., & J. PETEY. (2008). Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières. Paris : RB Revue banque.
- ILUNGA, É. M. (2016). Risques bancaires et dispositifs prudentiels de gestion en RDC. Paris : L'Harmattan.
- J.R, E. (1993). Crédit management : prévention et gestion des risques d'impayés dans l'entreprise. PARIS : Nathan.
- KHAROUBI, C., & THOMAS, P. (2016). Analyse du risque du crédit, Banque & marché. Paris : RB Édition.
- KPMG. (2021). Guide des banques et établissements financier KPMG, novembre 2021.
- RONCALLI, T. (2004). La gestion des risques financiers. Paris : ECONOMICA.
- SARRAZIN, J.-L. (2020). Vademecum de la Banque. Paris : Arnaud Franel éditions.
- SERT, A. P. (1999). Risque et contrôle de risque. Paris : Economica.
- SILIADIN, J. (2019). Comprendre la banque et son environnement en zone euro. Paris : RB édition.
- BENZAKI, Y. (2020). Les data sciences en 100 questions/réponses. Paris : Eyrolles.

Textes règlementaires :

- Règlement 14-01 portant sur « Exigence minimale en fonds propres » ;
- Règlement 14-02 portant sur « les grands risques et participations » ;
- Règlement 14-03 portant sur « provisionnement et classement des créances » ;
- Règlement 11-04 portant sur « identification, mesure, gestion et contrôle du risque de liquidité ».

Webographie :

- KENTON, W. (2019). Investopedia. Consulté le 18 10, 2022, sur Investopedia: <https://www.investopedia.com/terms/c/credit>.

Table des matières

Tables des matières

<i>Remerciements</i>
<i>Dédicace</i>
<i>Liste des figures</i>
<i>Liste les tableaux</i>
<i>Liste des annexes</i>
<i>Liste des abréviations</i>
<i>Résumé</i>
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I : LE RISQUE DE CREDIT ET LA REGLEMENTATION BANCAIRE	5
<i>Section 01 : Typologie des risques bancaires</i>	5
1. <i>Les risques financiers</i>	7
1.1. <i>Le risque de marché</i>	7
1.2. <i>Le risque de liquidité</i>	8
1.3. <i>Le risque d'insolvabilité</i>	9
2. <i>Les risques non-financiers</i>	9
2.1. <i>Le risque Opérationnel</i>	9
2.2. <i>Le risque de non-conformité</i>	9
2.3. <i>Le risque d'image / Réputation</i>	10
2.4. <i>Le risque pays</i>	10
3. <i>Identification du risque de crédit</i>	10
3.1. <i>Définition du risque de crédit</i>	10
3.2. <i>Typologie et composantes de risque de crédit</i>	11
3.2.1. <i>Risque de défaut</i>	11
3.2.2. <i>Risque de dégradation du spread</i>	12
3.2.3. <i>Risque de recouvrement en cas de défaut</i>	13
<i>Section 02 : Réglementation prudentielle internationale et locale</i>	13
1. <i>La réglementation de l'activité bancaire</i>	13
2. <i>La réglementation internationale</i>	14
2.1. <i>Contexte de création du comité de Bâle et le dispositif Bâle I</i>	14
2.2. <i>Deuxième accord de Bâle « II »</i>	16
2.3. <i>La disposition Bâle III</i>	18
3. <i>La réglementation Algérienne</i>	21
3.1. <i>Exigences minimales en fonds propres</i>	21

3.2.	<i>Ratio de division des risques</i>	22
3.3.	<i>Ratio de liquidité</i>	22
3.4.	<i>Provision et classement des créances</i>	23
CHAPITRE II : LE CREDIT SCORING, OUTIL DE PREVISION DU RISQUE DE CREDIT : APPROCHE THEORIQUE		26
<i>Section 01 : Les approches d'évaluation du risque de crédit</i>		26
1.	<i>Evaluation du risque de crédit par l'analyse financière</i>	26
1.1.	<i>Analyse de l'équilibre financier</i>	27
1.2.	<i>Analyse de la rentabilité</i>	27
1.3.	<i>Analyse de la solvabilité</i>	28
2.	<i>Evaluation du risque de crédit par la notation externe</i>	28
2.1.	<i>Origine et définition de la notation</i>	28
2.2.	<i>Les agences de notation et mesure de risque</i>	29
3.	<i>Evaluation du risque de crédit par la méthode du Scoring</i>	31
3.1.	<i>Historique du crédit scoring</i>	31
3.2.	<i>Définition du modèle du score</i>	32
3.3.	<i>Avantages et limites du crédit scoring</i>	33
<i>Section 02 : Les méthodes de classement du crédit scoring</i>		34
1.	<i>Techniques fondées sur les méthodes paramétriques de classification</i>	35
1.1.	<i>L'analyse discriminante</i>	35
1.1.1.	<i>La méthodologie unidimensionnelle (Beaver, 1966)</i>	35
1.1.2.	<i>L'analyse discriminante linéaire (Altman, 1968)</i>	36
1.1.3.	<i>Limites de l'analyse discriminante</i>	37
1.2.	<i>La régression logistique</i>	38
1.2.1.	<i>Limites de la régression logistique</i>	40
2.	<i>Techniques fondées sur les méthodes non-paramétriques de classification</i>	40
2.1.	<i>Réseaux de Neurones Artificiels</i>	40
2.2.	<i>Limites des Réseaux de Neurones Artificiels</i>	42
CHAPITRE III : APPLICATION DE LA TECHNIQUE DE SCORING : APPROCHE EMPIRIQUE		45
<i>Section 01 : Méthodologie suivie pour l'élaboration de la fonction du Scoring</i>		45
I.	<i>Méthode d'élaboration du Score et présentation des variables d'études</i>	45
1.	<i>Méthode d'élaboration du Score</i>	45
1.1.	<i>Définir l'événement à détecter et sélectionner l'échantillon à étudier</i>	46
1.2.	<i>Choisir les variables explicatives de l'évènement étudié</i>	46
1.3.	<i>Choisir la méthode statistique adéquate</i>	47

1.4. Modélisation et Tests.....	47
2. Méthodologie de collecte des données	47
2.1. Constitution de l'échantillon objet de l'étude	47
2.2. Présentation des variables d'études.....	49
II. Sélection préliminaire des variables	52
1. Tests statistiques préalables des variables.....	52
1.1. Corrélation entre les variables quantitatives.....	53
1.2. La significativité des variables quantitatives explicatives	54
1.3. La significativité des variables qualitatives	55
Section 02 : Elaboration des modèles et comparaison des résultats	56
1. Modèle Scoring par la méthode de régression logistique	56
1.1. Construction de la fonction score	56
1.2. Validation du modèle	60
2. Modèle Scoring par la méthode des réseaux neurones artificiels.....	63
2.1. Elaboration de modèle scoring par RNA	63
2.2. Validation du modèle	64
3. Comparaison des résultats obtenus des deux méthodes.....	66
CONCLUSION GENERALE.....	70
Bibliographie.....	75
Annexes :	82

Annexes

Annexes :

ANNEXE N° 0 1 : TEST DE DEPENDANCE DES VARIABLES QUANTITATIVES

		ANOVA				
		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
Valeur Ajoutée / CA	Intergruppes	,032	1	,032	,184	,668
	Intragruppes	57,046	327	,174		
	Total	57,078	328			
Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360)/CA	Intergruppes	98585716,462	1	98585716,462	4,712	,031
	Intragruppes	6841140153,181	327	20920917,900		
	Total	6939725869,642	328			
Besoin en fonds de Roulement en jour de CA (BFR x 360)/CA	Intergruppes	94488604,032	1	94488604,032	4,449	,036
	Intragruppes	6944921201,829	327	21238291,137		
	Total	7039409805,861	328			
Délai de règlement des clients (créances clients x 360)/CA	Intergruppes	54981,693	1	54981,693	3,374	,067
	Intragruppes	5328182,708	327	16294,137		
	Total	5383164,401	328			
Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA	Intergruppes	4158740,554	1	4158740,554	9,161	,003
	Intragruppes	148443727,468	327	453956,353		
	Total	152602468,022	328			
ACT-Stocks/DCT	Intergruppes	10,481	1	10,481	,589	,444
	Intragruppes	5823,087	327	17,808		
	Total	5833,568	328			
Disponibilité (net) / DCT	Intergruppes	13,594	1	13,594	6,386	,012
	Intragruppes	696,094	327	2,129		
	Total	709,688	328			
Charges financières / EBE	Intergruppes	187,686	1	187,686	4,117	,043
	Intragruppes	14907,121	327	45,588		
	Total	15094,807	328			
Rotation des stocks	Intergruppes	90,485	1	90,485	,097	,755
	Intragruppes	304234,450	327	930,381		
	Total	304324,936	328			
Résultat net après impôts / Total actif	Intergruppes	1,195	1	1,195	11,538	,001
	Intragruppes	33,873	327	,104		
	Total	35,068	328			
Résultat net / Fonds propres	Intergruppes	,505	1	,505	,700	,403
	Intragruppes	235,864	327	,721		
	Total	236,369	328			

CAF / CA	Intergruppes	,670	1	,670	3,358	,068
	Intragruppes	65,222	327	,199		
	Total	65,892	328			
EBE / CA	Intergruppes	,049	1	,049	,959	,328
	Intragruppes	16,670	327	,051		
	Total	16,719	328			
Résultat net après impôts / CA	Intergruppes	,278	1	,278	1,177	,279
	Intragruppes	77,268	327	,236		
	Total	77,546	328			
Total dettes / Total Actif	Intergruppes	,068	1	,068	,457	,499
	Intragruppes	48,695	327	,149		
	Total	48,763	328			
Dettes financières / Fonds propres	Intergruppes	30389,594	1	30389,594	4,577	,033
	Intragruppes	2171168,549	327	6639,659		
	Total	2201558,143	328			
Fonds propres / Total actif	Intergruppes	7,240	1	7,240	50,949	,000
	Intragruppes	46,470	327	,142		
	Total	53,711	328			
Dettes financières / Résultat net	Intergruppes	1998,955	1	1998,955	,356	,551
	Intragruppes	1836417,020	327	5615,954		
	Total	1838415,975	328			
Dettes long terme / CAF	Intergruppes	806,977	1	806,977	6,331	,012
	Intragruppes	41681,856	327	127,467		
	Total	42488,833	328			

ANNEXE N°02 : TESTS DE DEPENDANCE DES VARIABLES QUALITATIVES

Tableau croisé Défaut * Situation de la centrale des risques

Effectif		Situation de la centrale des risques		Total
		Néant	Existant	
Défaut	Non	148	114	262
	Oui	25	41	66
Total		173	155	328

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
Khi-carré de Pearson	7,160 ^a	1	,007		
Correction pour continuité ^b	6,441	1	,011		
Rapport de vraisemblance	7,191	1	,007		
Test exact de Fisher				,009	,006
Association linéaire par linéaire	7,138	1	,008		
N d'observations valides	329				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 31,29.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Tableau croisé Défaut * Mouvement confiés

Effectif		Mouvements confiés		Total
		Partiel	Quasi intégral	
Défaut	Non	43	219	262
	Oui	41	25	66
Total		84	244	328

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-carré de Pearson	56,732 ^a	1	,000		
Correction pour continuité ^b	54,388	1	,000		
Rapport de vraisemblance	50,829	1	,000		
Test exact de Fisher				,000	,000
Association linéaire par linéaire	56,560	1	,000		
N d'observations valides	329				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 17,05.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Tableau croisé Défaut * Forme juridique

Effectif

		Forme juridique				Total
		SARL	EURL	SNC	SPA	
Défaut	Non	166	78	10	8	262
	Oui	48	15	1	2	66
Total		214	93	11	10	328

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-carré de Pearson	2,410 ^a	3	,492
Rapport de vraisemblance	2,604	3	,457
Association linéaire par linéaire	1,413	1	,235
N d'observations valides	329		

a. 2 cellules (25,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 2,01.

Tableau croisé Défaut * Impayés chez les confrères

Effectif

		Impayés confrères		Total
		Non	Oui	
Défaut	Non	184	78	262
	Oui	43	23	66
Total		227	101	328

Tests du khi-carré

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-carré de Pearson	,571 ^a	1	,450		
Correction pour continuité ^b	,368	1	,544		
Rapport de vraisemblance	,562	1	,454		
Test exact de Fisher				,459	,270
Association linéaire par linéaire	,569	1	,451		
N d'observations valides	329				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 20,46.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

ANNEXE N°03 : RESULTATS DE LA REGRESSION LOGISTIQUE

Variables de l'équation

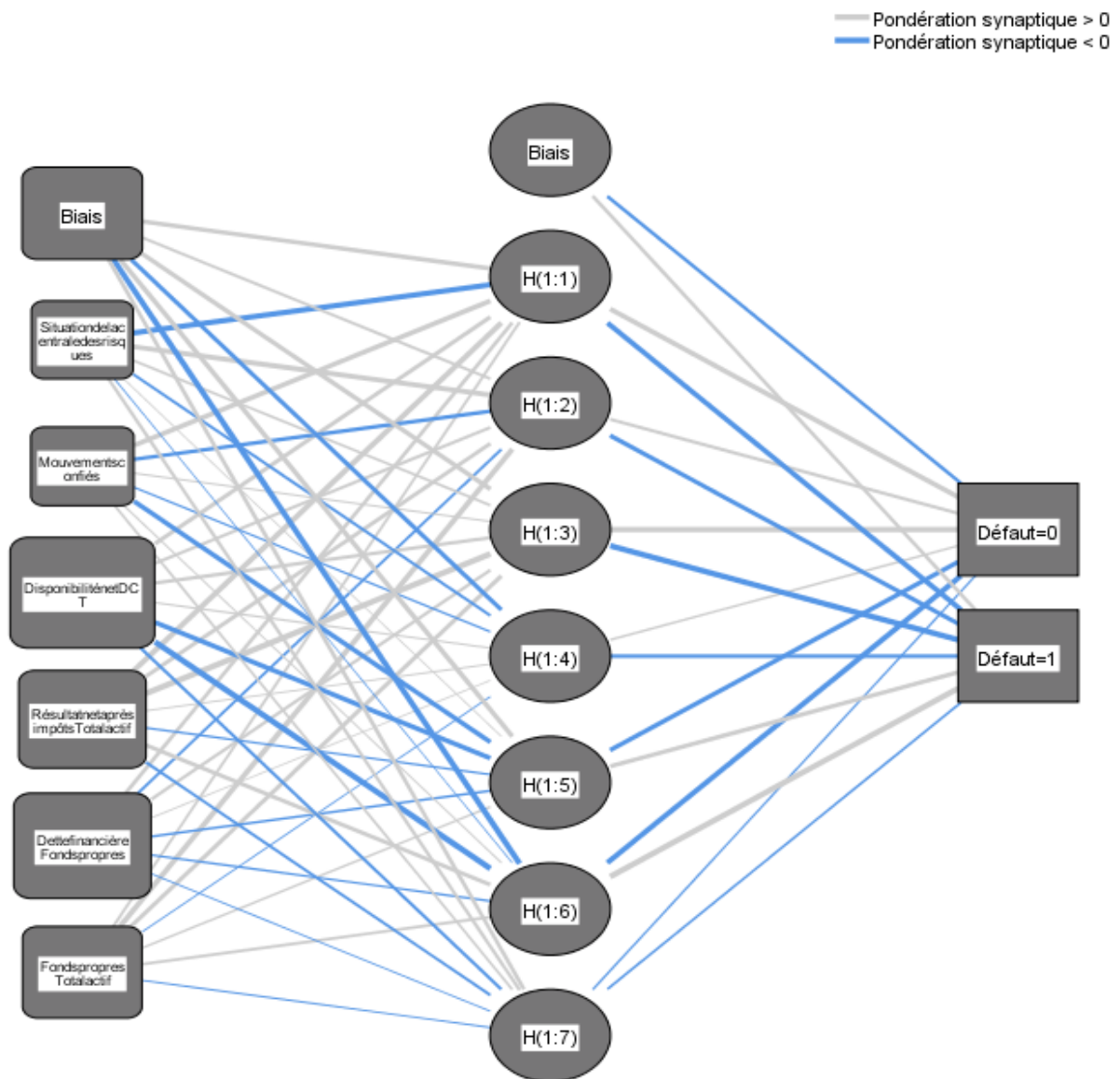
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1 ^a	Situation de la centrale des risques	0,777	0,399	3,793	1	0,051	2,174
	Mouvements confiés	-1,711	0,414	17,120	1	0,000	0,181
	Fond de roulement en jour de CA (FR x 360)/CA	0,000	0,000	0,179	1	0,672	1,000
	Besoin en fond de roulement en jour de CA (BFR x 360)/CA	0,000	0,000	0,269	1	0,604	1,000
	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA	0,000	0,000	0,373	1	0,542	1,000
	Disponibilité (net) / DCT	-3,921	0,921	18,131	1	0,000	0,020
	Résultat net après impôts / Total actif	-5,770	2,414	5,713	1	0,017	0,003
	Total dettes / Total Actif	-0,798	0,744	1,149	1	0,284	0,450
	Dettes financières / Fonds propres	-0,043	0,022	3,734	1	0,053	0,958
	Fonds propres / Total actif	-3,746	1,122	11,149	1	0,001	0,024
	Dettes à long terme / CAF	0,010	0,014	0,477	1	0,490	1,010
	Constante	1,491	0,691	4,654	1	0,031	4,439
	Pas 2 ^a	Situation de la centrale des risques	0,752	0,395	3,631	1	0,057
Mouvements confiés		-1,696	0,411	17,059	1	0,000	0,183
Besoin en fond de roulement en jour de CA (BFR x 360)/CA		0,000	0,000	0,281	1	0,596	1,000
Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA		0,000	0,000	0,375	1	0,540	1,000
Disponibilité (net) / DCT		-3,934	0,922	18,205	1	0,000	0,020
Résultat net après impôts / Total actif		-5,832	2,419	5,812	1	0,016	0,003
Total dettes / Total Actif		-0,836	0,746	1,256	1	0,262	0,433
Dettes financières / Fonds propres		-0,043	0,022	3,694	1	0,055	0,958

	Fonds propres / Total actif	-3,826	1,109	11,907	1	0,001	0,022
	Dette à long terme / CAF	0,009	0,014	0,408	1	0,523	1,009
	Constante	1,553	0,681	5,204	1	0,023	4,725
Pas 3 ^a	Situation de la centrale des risques	0,770	0,394	3,824	1	0,051	2,160
	Mouvements confiés	-1,723	0,408	17,816	1	0,000	0,179
	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA	0,000	0,000	0,478	1	0,489	1,000
	Disponibilité (net) / DCT	-3,959	0,923	18,404	1	0,000	0,019
	Résultat net après impôts / Total actif	-5,796	2,411	5,782	1	0,016	0,003
	Total dettes / Total Actif	-0,795	0,734	1,173	1	0,279	0,452
	Dette financière / Fonds propres	-0,043	0,022	3,744	1	0,053	0,957
	Fonds propres / Total actif	-3,810	1,104	11,899	1	0,001	0,022
	Dette à long terme / CAF	0,009	0,014	0,392	1	0,531	1,009
	Constante	1,540	0,679	5,153	1	0,023	4,665
Pas 4 ^a	Situation de la centrale des risques	0,800	0,392	4,175	1	0,041	2,226
	Mouvements confiés	-1,709	0,407	17,617	1	0,000	0,181
	Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA	0,000	0,000	0,500	1	0,480	1,000
	Disponibilité (net) / DCT	-3,949	0,921	18,386	1	0,000	0,019
	Résultat net après impôts / Total actif	-5,985	2,415	6,143	1	0,013	0,003
	Total dettes / Total Actif	-0,822	0,736	1,246	1	0,264	0,440
	Dette financière / Fonds propres	-0,043	0,022	3,626	1	0,057	0,958
	Fonds propres / Total actif	-3,907	1,102	12,571	1	0,000	0,020
	Constante	1,584	0,680	5,421	1	0,020	4,875
Pas 5 ^a	Situation de la centrale des risques	0,842	0,390	4,655	1	0,031	2,321
	Mouvements confiés	-1,767	0,402	19,282	1	0,000	0,171
	Disponibilité (net) / DCT	-4,046	0,924	19,172	1	0,000	0,017

	Résultat net après impôts / Total actif	-6,353	2,409	6,956	1	0,008	0,002
	Total dettes / Total Actif	-0,765	0,719	1,135	1	0,287	0,465
	Dette financière / Fonds propres	-0,043	0,022	3,680	1	0,055	0,958
	Fonds propres / Total actif	-3,816	1,079	12,502	1	0,000	0,022
	Constante	1,629	0,667	5,967	1	0,015	5,097
Pas 6 ^a	Situation de la centrale des risques	0,844	0,389	4,709	1	0,030	2,325
	Mouvements confiés	-1,844	0,395	21,819	1	0,000	0,158
	Disponibilité (net) / DCT	-4,086	0,920	19,716	1	0,000	0,017
	Résultat net après impôts / Total actif	-6,403	2,429	6,949	1	0,008	0,002
	Dette financière / Fonds propres	-0,045	0,022	3,952	1	0,047	0,956
	Fonds propres / Total actif	-3,248	0,914	12,632	1	0,000	0,039
	Constante	1,140	0,478	5,691	1	0,017	3,127

- a. Introduction des variables au pas 1 : Situation de la centrale des risques, Mouvements confiés, Fonds de roulement en jour de CA (FR x 360)/CA, Besoin en fonds de roulement en jour de CA (BFR x 360)/CA, Délai de règlement des fournisseurs (dettes frs x 360)/CA, Disponibilité (net) / DCT, Résultat net après impôts / Total actif, Total dettes / Total Actif, Dette financière / Fonds propres, Fonds propres / Total actif, Dette à long terme / CAF.

ANNEXE N°04 : ARCHITECTURE DU RESEAUX DE NEURONES CONSTRUIT



Couche masquée pour la fonction d'activation : Tangente hyperbolique

Couche de sortie pour la fonction d'activation : Softmax

ANNEXE N°05 : TAUX D'ERREUR SELON LE MODELE NEURONAL

Récapitulatif des modèles

Apprentissage	Erreur d'entropie croisée	42,453
	Pourcentage de prévisions incorrectes	5,9%
	Règle d'arrêt utilisée	1 pas consécutifs sans diminution d'erreur ^a
	Durée d'apprentissage	0:00:00,08
Test	Erreur d'entropie croisée	9,654
	Pourcentage de prévisions incorrectes	3,7%

Variable dépendante : Défaut

a. Calculs d'erreur basés sur l'échantillon de test.

ANNEXE N°06 : IMPORTANCE DES VARIABLES INDEPENDANTES

	Importance	Importance normalisée
Situation de la centrale des risques	,036	11,7%
Mouvements confiés	,042	13,7%
Disponibilité (net) / DCT	,310	100,0%
Résultat net après impôts / Total actif	,199	64,4%
Dette financière / Fonds propres	,263	84,9%
Fonds propres / Total actif	,149	48,0%