

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université de M'HAMED BOUGARA Boumerdes



Faculté des Sciences

Départements des Mathématiques

Spécialité Mathématiques Financières

MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master En Mathématiques Financières

Thème

Évaluation du risque de crédit bancaire par méthode de SCORING

Présenté par :

BAKOUR SAIDA
HIRECHE SELMA

Encadré par

Mr : ZITOUNI MAHIEDDINE

Membres de jury :

- Mr KHALDI KHALED
- Mme MEDDAHI SAMIA
- Mr ZITOUNI MAHIEDDINE

Président
Examineur
Encadreur



Date de soutenance : 14 /09/2021

Année universitaire 2020/2021



Remerciements



Nous tenons à remercier tous
d'abord le Allah, le tout
puissant de nous avoir accordé
la volonté, force, santé, détermination et courage afin d'accomplir ce modeste
travail.

Nous tenons à remercier notre promoteur monsieur **M. ZITOUNI** pour son
encadrement tout au long de ce mémoire, pour ses conseils pertinents et ses
précieuses discussions très bénéfiques. Nous le remercions de nous avoir orienté
vers ce sujet. Il nous a poussé en avant malgré ses nombreuses activités. Un très
grand merci à lui et toute notre reconnaissance.

Nous présentons aussi nos remerciements à **M. KHALDI** pour l'honneur qu'elle
nous a fait en acceptant de présider le jury de ce mémoire. Nous tenons
également à remercier **Mme. MEDDAHI** d'avoir accepté d'examiner ce travail.

Nous voudrions exprimer notre gratitude à monsieur **K. Kadi**, Directeur de
BADR, pour son aide précieuse. Ainsi qu'au personnel de cette banque de leur
aide si appréciable.

Nous tenons à adresser nos plus vifs remerciements à tous les enseignants du
département des Mathématiques, qui sont toujours disponibles pour toutes les
demandes du savoir.

Nos remerciements s'adressent aussi à tous nos collègues.

Sans oublier tous les membres de nos familles pour leur soutien et leurs
encouragements.

dedicace

Je dédie ce travail surtout à mes parents (mon cher père et ma chère mère) qui ont dépensé pour moi sans compter. En reconnaissance de tous les sacrifices consentis par tous et chacun pour me permettre d'atteindre cette étape de ma vie.

Avec toute ma tendresse.

A mes chers frères "Mohamed", "Hamid", "Madjid", "Hamza" et "HACÈNE".

A mes chères sœurs "RAZIKA", "HAKIMA", "ZAHIA", "KARIMA",

"NOUARA".

A mes oncles, tantes, cousins et cousines et ma grande mère.

Spécial dédicace à ma chère amie "TELDJA Lila" qui m'a bien aidée le long de mon parcours universitaire et qui m'a donnée beaucoup de succès et aussi à ma chère binôme Selma et sa famille.

A mes très chères amies et collègues et tous ceux qui m'aiment.

A tous les membres de ma promotion.

SAIDA

dedicace

Après avoir terminé ce travail, je voudrais remercier Allah tout-puissant. Allah soit loué, qui nous a permis d'achever le parcours universitaire, et a facilité nos affaires et les a bien complétés ce mémoire

Je dédie ce travail à :

Ma chère maman, qui a su m'apporter son soutien et son affection, même dans les moments les plus difficiles, je voudrais te rendre tout le bien que as offert, mais toute la vie ne suffira pas. Au moins, j'espère que ce mémoire y contribuera en partie.

Mon père qui m'a toujours soutenu du mieux qu'il a pu et n'a jamais douté de ma capacité réussir.

Mes sœurs : Meriem et Khadidja. Et je n'oublierai pas ILLINE (ma nièce).

Mes frères : MOUHAMED, ZAKARIA, ABDO, AZIZ, ABDERRAZZAK, et YOUNES.

Ma grand-mère.

Ma binôme SAIDA et sa famille.

Tous mes chers amis sans exception qui ont toujours montré leur présence dans les moments de joie ou de peine.

SELMA



RESUME

Résumé

Dans le contexte économique actuel, le système bancaire du pays est l'un des secteurs moteurs de son économie, les banques doivent disposer d'un système de gestion efficace et élaboré afin de préserver leur solidité financière, et pour assurer la rentabilité de ses activités. La banque doit être en mesure d'assurer une bonne gestion des risques de crédit, l'objectif de la banque est donc de disposer d'un modèle de gestion de ce risque avec le plus de précision possible.

Dans le cadre de ce mémoire, nous proposons la méthode du Scoring qui connaît aujourd'hui une large utilisation par les banques. Cette méthode est plus sophistiquée, 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 prospères et les entreprises défaillantes.

SOMMAIRE

Dédicace

Remerciement

Résumé

Introduction Générale.....	2
----------------------------	---

CHAPITRE 1 : La banque et le risque de crédit

1.Introduction :	6
1.1 Définition de la banque :	6
1.2 Rôle et activité de la banque :	6
1.2.1 Le rôle de la banque :	6
1.2.2 Les activités de la banque :	7
1.3 Classification des banques :	8
1.3.1 Au point de vue de la provenance des capitaux :	8
1.3.2 Au point de vue de leurs opérations :	9
2 Le risque bancaire :	9
2.1 Définition :	9
2.2 Type de risque bancaire :	10
2.2.1 Risque de marché :	10
2.2.2 Le risque de crédit bancaire /contrepartie :	10
2.2.3 Risque de liquidité :	10
2.2.4 le risque opérationnel :	11
2.2.5 Le risque politique :	11
2.2.6 Le risque pays :	11
2.3 Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire :	11
3 La maîtrise et les outils de la gestion du risque de crédit :	12
3.1 La maîtrise de risque :	12
3.1.1 L'importance de la maîtrise du risque de crédit :	12
3.1.2 Les modalités de la maîtrise :	12
3.2 outils de gestion de risque :	14
3.2.1 Le respect des règles prudentielles :	15
3.2.2 Les procédures internes à la banque :	17
3.2.3 Les garanties :	17
3.3 Méthodes de gestion de risque :	18

CHAPITRE 02 : Le crédit scoring

Introduction :	38
1 Présentation de crédit scoring :	39
1.1 Définition :	39
1.2 Historique de crédit scoring :	39
1.3 Les variables de base :	42
1.4 Objectif du crédit Scoring :	42
1.5 Condition d'utilisation efficace d'un modèle de scoring	43
1.6 Avantages de crédit scoring :	43
2 Techniques de construction de la fonction score :	44
2.1 La construction d'un échantillon et le choix de critère de défaut :	44
2.2 Le choix des variables explicatives :	46
2.3 Choix de la technique à utiliser :	47
2.4 La validation du modèle :	54
3 Exemple de modèle de scoring :	56
3.1 Modèle d'Altman (1968) :	56
3.2 Modèle de Conan Holder :	57
4 Les limites des modèles de score :	58
Conclusion :	59

CHAPITRE 03 : Elaboration d'un crédit scoring : Cas la banque de l'agriculture et de développement rural BADR Bordj Menaiel).

Introduction :	61
1 La présentation de l'organisme d'accueil	62
1.1 Présentation de la BADR :	62
1.2 Historique de la banque BADR :	62
1.3 Les objectifs de la banque de l'agriculture et de développement rural BADR :	64
1.4 Les missions de la banque de l'agriculture et de développement rural BADR :	65
1.5 L'organigramme de la Direction Générale :	66
1.6 Présentation de l'agence Locale d'Exploitation (ALE) de Bordj Menaiel :	66
2 Construction de la base de données :	67
2.1 Présentation de base de données	67
2.2 Construction de la fonction des scores à l'aide de...	71

2.2.1 La régression logistique :	71
2.2.2 Analyse discriminante :	80
2.3 Le choix entre les deux fonctions de scores construites :	87
2.3.1 La comparaison entre les fonctions :	87
2.3.2 La courbe de performance :	88
2.3.3 Les taux de bonne classification et la validation croisée :	90
3 Limites et perspectives de la recherche :	91
Conclusion :	93
Conclusion générale :	95

Sources bibliographique

Annexe

Liste des tableaux :

Tableau N°01 : l'histoire du scoring crédit en 10 dates	41
Tableau N° 02 : Récapitulatif des avantages et inconvénients des techniques de scoring.....	52
Tableau N° 03 : Tableau de re-substitution.....	55
Tableau N° 4 : Classement des entreprises selon la nature	69
Tableau N ° 5 : Les ratios retenus dans cette recherche	69
Tableau N° 6 : Les variables sélectionnées après 2 étapes	71
Tableau N °7 :de la dernière étape de la régression logistique	72
Tableau N° 8 : Taux de bon classement.....	73
Tableau N ° 9 : de contingence pour le test de Hosmer et Lemeshow	74
Tableau N °10 : Test de Hosmer et Lemeshow.....	75
Tableau N ° 11 : L'intensité de la relation en défaillance et les variables explicatives	75
Tableau N °12 : Test de nullité des coefficients des variables	76
Tableau N ° 13 : Test de significativité globale	76
Tableau N °14 : résultats des reclassements dans l'échantillon de construction Table de classification ^a	77
Tableau N ° 15 : résultats des reclassements dans l'échantillon de validation :	78
Tableau N °16 : surface sous la courbe ROC.....	79
Tableau N °17 : fonction score identifiée.....	80
Tableau N ° 18 : Fonctions aux centroïdes des groupes	81
Tableau N °19 : règle de décision	82
Tableau N ° 20 : Coefficients des fonctions de classement	82
Tableau N ° 21 : la valeur propre	83
Tableau N ° 22 : Test de Lambda de Wilks	83
Tableau N ° 23 : Résultats d'affectation relative à l'échantillon de construction.....	84
Tableau N ° 24 : Résultats d'affectation relative à l'échantillon de validation.....	85
Tableau N° 25 : surface sous la courbe ROC.....	87
Tableau N °26 : récapitulatif des fonctions des scores	88
Tableau N° 27 : les AUC des deux fonctions des scores	89
Tableau N° 28 : taux de classement dans l'échantillon de construction pour les deux fonctions	90

Tableau N° 29 : taux de classement dans l'échantillon de validation pour les deux fonctions..	91
---	----

Liste des figures :

Figure N° 01 : Le mécanisme de déroulement de gestion du risque de crédit	14
Figure N° 02 : Échelles de ratings pour les trois agences de notation S&P, Moody's et Fitch.	32
Figure N° 03 : Deux échelles de notations équivalentes chez S&P et Moody's	33
Figure N° 04 : Exemple de deux classes linéairement séparables par SVM.....	52
Figure N°05 : la structure organisationnelle de la banque centrale de BADR.....	66
Figure N°06 : organisation commerciale agence (OCA).	67
Figure N ° 07 : la courbe ROC de la RL (régression logistique).....	78
Figure N° 08 : la courbe ROC de là AD (analyse discriminante)	86
Figure N° 09 : les courbes ROC des deux fonctions des scores	889

A decorative graphic consisting of a vertical line and a horizontal line intersecting at a point, with the text 'INTRODUCTION GENERALE' positioned to the right of the intersection.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

Le système financier est l'un des indicateurs les plus importants du développement économique et social dans tous les pays, car il est la principale source de sa croissance économique, et la banque, comme toute institution financière, a un rôle fondamental dans le financement de l'économie, sa solidité et sa santé se reflètent dans la santé de l'économie nationale et dans la bonne performance de cette économie.

Les activités de la banque se caractérisent par leurs diversités qui se manifestent dans la collecte des dépôts, la distribution de crédit, le renforcement des marchés financiers et la gestion des modes de paiement. Avec le développement des établissements de crédit et la diversification de leurs activités, ils sont menacés. Leur environnement est extrêmement instable et vulnérable aux fluctuations et dans le domaine monétaire, la banque est également menacée en tant qu'établissement de crédit. Sur le marché financier, la plupart des banques les défaillances sont dues à l'incapacité de faire face aux différents qu'elles encourent. Parmi ces risques qui menacent la survie de l'établissement de crédit, nous mentionnons notamment les risques de marché, les risques de crédit et les risques opérationnels..... etc.

Le risque de crédit, appelé risque contrepartie, est le risque le plus courant, et ce pour plusieurs raisons, mais le risque de non-paiement est considéré comme l'un des principaux risques. Le risque de crédit est que l'emprunteur ne paie pas en partie ou en totalité la dette impayée est économiquement une perte supportée par le créancier, c'est-à-dire les créance et prêts consentis, constituant ainsi un élément spécifique du bilan de l'entreprise, et tout développement négatif pèse sur la survie de l'entreprise à moyen ou long terme.

De nos jours, la maîtrise de ces risques est devenue l'une des principales préoccupations de la plupart des institutions bancaires, ce qui a fait de la gestion des risques l'un des domaines d'activité les plus importants de toute institution financière. Afin d'assurer sa pérennité et de maintenir sa stabilité, les banques doivent évaluer correctement les risques et se conformer à Bâle (I, II, III) dans le domaine de la surveillance prudentielle pour limiter les effets néfastes des différents risques.

L'environnement bancaire oblige la banque à maîtriser un nombre croissant de technologies et de réglementations, et l'approche de politique de gestion des risques est plus exigeante que jamais. Le système bancaire utilise plusieurs méthodes, y compris les méthodes traditionnelles de gestion du risque de crédit, qui ont des effets négatifs sur l'inflation des impayés (conduisant à exposer la banque à des risques qui menacent sa construction). Par conséquent, les banques

Introduction Générale

et les établissements de crédit ont développé des méthodes pour classer la solvabilité des clients et leur capacité à rembourser le crédit. On trouve plusieurs méthodes complexes de gestion des risques, dont la méthode de Scoring, qui est compatible avec la méthode d'analyse financière qui tente de compiler un ensemble de ratios pour atteindre un seul indicateur permettant de distinguer une bonnes entreprises et entreprises défaillantes.

Le crédit de scoring est l'un des outils d'aide à la décision de la banque pour lui permettre d'évaluer les risques de non-paiement des prêts et le modèle de crédit scoring permet de prévoir le risque de défaut.

L'objectif de crédit Scoring est d'évaluer la situation financière de l'entreprise de manière synthétique et de la classer dans la catégorie des entreprises saines ou en faillite.

De manière générale, nous étudierons comment les banques gèrent les risques de crédit auxquels elles sont exposées dans leurs transactions et s'efforcent de le réduire. Elle cherche toujours à surveiller, prévoir et éviter les risques. Nous étudierons ce risque de crédit et introduirons de nouvelles méthodes statistiques, dont la méthode Scoring, qui vise à mesurer son efficacité dans la gestion du risque de crédit bancaire et démontrer qu'il s'agit d'une méthode très rapide et précise de prédiction du risque bancaire.

La problématique :

À travers ce présent travail, nous allons essayer d'apporter des éléments de réponse à la problématique suivante : « **comment élaborer un modèle de prévision du risque de crédit bancaire des entreprises par la méthode du scoring ?** »

Les questions subsidiaires (complémentaires) qui permettent de cerner cette problématique sont les suivantes :

Les Question :

- ✚ Qu'est-ce que le risque de crédit ?
- ✚ Quels sont les différents risques auxquels les banques sont confrontées ?
- ✚ Quelles sont les principales méthodes d'appréciation du risque de crédit ?
- ✚ La méthode de scoring a-t-elle dépassé le niveau de l'analyse financière, alors où peut-elle être considérée comme un outil de confirmation de décision bancaire ?
- ✚ Quels sont les avantages et les limites de cette méthode ?

Nos hypothèses :

Pour nous aider à résoudre ce problème et répondre aux questions, nous proposons plusieurs hypothèses :

Introduction Générale

- ✚ Les banques sont confrontées à de nombreux risques, tels que le risque de crédit le risque de marché et le risque opérationnel, etc.
- ✚ Le crédit de scoring est considéré comme un outil efficace pour évaluer le risque de crédit bancaire.
- ✚ L'analyse discriminante est la méthode la plus efficace et plus fiable qui donne une fonction de score Z efficace pour prédire l'échec des entreprises qui demandent du crédit.

Méthodologie et démarche de travail :

Pour répondre à nos questions de recherche, nous basons notre travail sur trois chapitres :

Premier chapitre : « La banque et le risque de crédit ». Nous traiterons d'une définition générale la banque, et les risques de crédit, y compris la classification, et le rôle et les activités de la banque. Quant au risque de crédit, nous incluons dans notre étude les types, et les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire.

Nous éclairerons les maîtrises des risques et de gestion des risques de crédit, et nous consacrerons une partie des méthodes d'évaluation, qui s'articulent autour de méthodes traditionnelles et classiques complexes telles que la méthode de scoring et analyse financière, 5C qui sont considérées comme un outil pour l'évaluation des risques et la prise de décision.

Le deuxième chapitre : « : le crédit scoring ». Nous le consacrons à la méthode d'évaluation, il s'articule autour de l'étude de la méthode traditionnelle qui dépend de la méthode du crédit de scoring, c'est un outil d'évaluation des risques et de prise de décision.

Le troisième chapitre : cas pratique, nous étudierons le dossier de crédit au sein de la BADR Bank, nous divisons ce chapitre en deux parties, la première que nous consacrons à la présentation de BADR Bank en termes de ses services et activités, objectifsetc. et la seconde traite de la construction de la fonction de scoring en utilisant un échantillon de client de la BADR Bank.

CHAPITRE 01

LA BANQUE ET LE RISQUE DE CREDIT

1. Introduction :

Le crédit est une opération récurrente dans notre environnement où la liquidité est presque chose rare chez les clients (entreprise, particulier). En effet, ceux-ci ont toujours des besoins à satisfaire comme le financement de leur exploitation de leur consommation, le paiement des salaires et impôts, etc. Il existe donc un risque pour la banque dès lors qu'elle se met en situation d'attendre une entrée de fonds de la part d'un client ou d'une contrepartie de marché.

Ce premier chapitre sera consacré à la définition de la notion de banque, son rôle et ses activités et les classifiées. Après nous définissons c'est quoi un risque bancaire ? Et quels sont les types de risque bancaire ? Ses types et ses conséquences sur l'activité bancaire. Et finalement la maîtrise et les outils de la gestion du risque de crédit.

1.1 Définition de la banque :

La banque est connue pour son activité d'intermédiaire financier, en faisant le lien entre les agents en excédent de financement et les agents en besoin de financement.

Une banque c'est une entreprise qui a une activité financière. Elle constitue juridiquement, une institution financière régie par le code monétaire et financier.

1.2 Rôle et activité de la banque :

Chaque banque est spécialisée selon son activité principale et sa clientèle. Il peut s'agir d'une banque d'investissement, qui a une activité de conseil et de financement des entreprises. Enfin, il peut s'agir d'une banque privée, qui est spécialisée dans la gestion de gros portefeuilles. Cette dernière propose des services haut de gamme pour la gestion de patrimoines dont la valeur est importante.

1.2.1 Le rôle de la banque : ^[1]

Le rôle de la banque tient essentiellement à la gestion des finances, qu'il s'agisse d'un consommateur particulier ou d'une entreprise. À ce titre, une banque propose toute une série de services :

- **Ouverture d'un compte bancaire :**

Le premier rôle d'une banque auprès des clients est de leur ouvrir un compte bancaire. Les consommateurs pourront déposer des fonds sur ce compte et effectuer des virements et des prélèvements. Ils pourront aussi y recevoir leurs revenus, salaires, pensions... et dépenser de l'argent grâce aux moyens de paiement associés.

Les banques proposent plusieurs types de compte, comme le compte individuel ou le compte joint, mais aussi des comptes bancaires professionnels. Il ne faut cependant pas être interdit bancaire pour souscrire.

- **Octroi des moyens de paiement :**

Posséder un compte bancaire permet d'obtenir des moyens de paiement. Carte bancaire et chéquier seront fournis au client qui pourra ainsi dépenser les fonds déposés sur le compte bancaire.

- **Fourniture d'un crédit :**

Le rôle d'une banque est aussi de pouvoir fournir un crédit à ses clients, que ce soit un crédit à la consommation ou un crédit immobilier. Toutefois, notez que la banque n'a aucune obligation d'octroyer un crédit à quelqu'un. Elle peut choisir arbitrairement, selon ses critères, d'octroyer un crédit à un client mais pas à un autre.

- **Placement de l'épargne :**

L'épargne est la partie de l'argent qui n'est pas consommée et qui est mise de côté

1.2.2 Les activités de la banque : ^[2]

Il existe aujourd'hui de nombreuses activités dans "l'industrie bancaire", mais si l'on tient compte des types de clientèle et des natures d'activité, on peut distinguer les grandes catégories suivantes :

- **Les activités de la banque de détail :**

Collecte de dépôts, distribution de crédits et gestion de moyens de paiement sont les principales activités de la banque de détail. Des services et produits d'une autre nature (assurance, téléphonie, services à la personne, immobilier...) sont de plus en plus souvent proposés.

- **Les activités de la Banque de financement et d'investissement (BFI) :**

Les ratios financiers comme les introductions en Bourse, les fusions acquisitions des sociétés, les émissions de titres ou de produits financiers et les opérations de vente et de trading sur les marchés constituent les activités spécifiques à la BFI.

- **Les autres activités :**

Dans cette catégorie résiduelle, on trouve d'abord une série d'activités propre à la direction des établissements : aussi bien le management central proprement dit que des fonctions centralisées (trésorerie, contrôle de gestion, etc.).

On trouve également des fonctions communes aux grandes familles précédentes (banque de détail et BFI) : directions centrales des ressources humaines, marketing, communication, etc.

1.3 Classification des banques :

Les banques peuvent être classifiées au point de vue provenance des capitaux **ou** au point de vue de leurs opérations.

1.3.1 Au point de vue de la provenance des capitaux : ^[3]

On distingue les banques d'émissions et des banques de dépôts.

a) les banques d'émission : ou de circulation ont la faculté de se procurer des capitaux en émettant des billets de banque non productif y d'intérêt, c'est là une situation privilégiée qui en règle générale ne peut être accordée à un établissement qu'en vertu d'une disposition légale spéciale émanant du chef de l'État ou du gouvernement.

- Elle réescompte les effets commerciaux présentés par les banques de dépôts. Elle est l'instrument facilitant les règlements entre les banques par la chambre de compensation.
- Elle joue le rôle de Caissier de l'État à titre gratuite ce titre, elle effectue tous paiement de coupons, etc.
- Elle est responsable de la gestion du stock d'or et de devises de la nation, Elle veille au maintien du cours de devises entre les limites fixées, ce qui revient à dire qu'elle intervient dans le maintien de la stabilité de la monnaie nationale sur le plan international.
- Elle est responsable de la stabilité monétaire sur le plan intérieur qu'extérieur.

b) les banques de dépôt : ne possèdent que leurs propres capitaux, leur bénéfice résulte de la différence entre cet intérêt qu'ils les paient, et celui qu'elles peuvent faire produire aux dépôts en les engageant dans des opérations plus ou moins fructueuses.

- Ces banques ont pour fonction essentielle la collecté de l'épargne et l'octroi du crédit à cours et moyens termes à l'économie privée et aux pouvoirs publics.
- Comme dit plus haut, leurs moyens d'actions sont principalement constitués par leurs fonds propres, les dépôts sous différentes formes et la monnaie scripturale qu'elles créent.

1.3.2 Au point de vue de leurs opérations :

On peut distinguer les banques hypothécaires, les banques de spéculation et de placement et les banques de commerce.

- Les banques hypothécaires : ^[4] L'hypothèque constitue une disposition apposée aux prêts immobiliers en tant que sécurité pour le créancier en cas de non remboursement du crédit par le particulier.
L'hypothèque, dans le cadre d'un prêt immobilier, est une garantie de sécurité pour les établissements de crédit. Elle suppose que les banques peuvent se saisir du bien immobilier de l'emprunteur pour se rembourser par sa vente en cas de défaillance financière de ce dernier.
- Les banques de spéculation et déplacement : se spécialisent dans l'exécution des ordres de bourse et dans l'émission de titres pour compte de tiers. Certaines banques de placement et de spéculation possèdent des capitaux très importants. Elles sont connues sous le nom collectif de haute banque.
- Les banques de commerce : ^[5] l'activité principale des banques commerciales est de collecter des fonds pour les redistribuer sous forme de crédit, ce qui les distingue des banques d'affaires qui réalisent essentiellement des opérations de marché.

2 Le risque bancaire :

2.1 Définition :

Le risque peut être défini comme la possibilité qu'un événement ait des conséquences désastreuses et négatives, représentant une menace ou une opportunité manquée.

- Les risques ont une ou plusieurs causes qui entraînent de nombreuses conséquences, dont le pourcentage varie en fonction du degré de risque, et il est probable qu'elles modifieront l'atteinte des objectifs.
- D'une manière générale, il s'agit d'une perte matérielle potentielle de revenu ou de richesse à la suite d'un accident spécifique.

En finance, le risque se définit comme étant **l'incertitude sur la valeur future** d'une donnée actuelle (actif financier), il correspond à une possibilité **de perte monétaire** due à une incertitude que l'on peut quantifier. ^[6]

2.2 Type de risque bancaire :

Dans le domaine bancaire les principaux risques qu'on peut distinguer sont :

2.2.1 Risque de marché :

Le risque de marché est un risque général de perte financière associé aux variations des prix des produits qui constituent un portefeuille, y compris le risque de taux d'intérêt, le risque de change, le risque des actions et le risque de matière première.

- **Le risque change** : c'est le risque sur les variations des cours des monnaies entre elles risquent sensiblement liées au facteur temps.
- **Risque de taux** : le risque de taux ou le risque de taux d'intérêt est le risque financier qu'un produit perd en raison d'une baisse ou d'une augmentation des taux d'intérêt. Pour les particuliers, les prêts à taux variable représentent des risques d'intérêt. Plus les taux d'intérêt sont élevés, Plus les frais d'intérêts payés à la banque sont élevés, alors l'augmentation du montant ou du nombre de mensualités à payer que l'emprunteur.
- **Le risque action** : est la possibilité de perdre du capital entre le moment où l'actif est acheté et celui de sa revente.
- **Risque matière première** : il a un impact direct sur les entreprises qui dépendent de la production et de la transformation des matières premières et d'énergie. La grande entreprise sont exposées ce risque, ce qui conduit à une baisse des bénéfices et donc une baisse des actions.

2.2.2 Le risque de crédit bancaire /contrepartie :

Le risque de crédit bancaire est le risque que l'emprunteur ne rembourse pas tout ou partie de son prêt à des dates précises stipulées dans le contrat signé entre lui et la banque, et cela crée un grand risque pour la banque qui attend l'arrivée des fonds du client.

Si l'établissement financière sous-évalue ce risque le montant prêté et les intérêts dus ne seront pas perçus et viendront s'inscrire en perte.

2.2.3 Risque de liquidité :

C'est le risque sur la facilité à acheter ou à revendre un actif, si un marché n'est pas liquide, on risque de ne pas trouver d'acheteur quand on le veut ou de ne pas trouver de vendeur quand on a absolument besoin.

2.2.4 Le risque opérationnel :

Le risque opérationnel est la perte potentielle résultant d'erreurs commises par des ressources humaines ou matérielles, telles qu'une : défaillance logicielle ou une fraude et malveillances

2.2.5 Le risque politique :

Les risques politiques découlent des risques financiers auxquels une entreprise, une banque ou un particulier est exposé à la suite de décisions et de mesures politiques imposées par l'État ou la classe politique du pays.

2.2.6 Le risque pays :

Si un pays connaît une crise très grave (guerre, faillite en cascade, révolution, etc.). Alors même les entreprises de confiance, malgré leur crédibilité vont se retrouver en difficulté. C'est un risque de contrepartie lié à l'environnement de la contrepartie.

2.3 Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire :

La banque vise à générer des bénéfices à travers toutes ses activités, il comprise l'octroi de crédit, qui ont des implications importantes pour l'activité bancaire.

- ✓ Le risque de crédit a des conséquences négatives sur l'activité bancaire, car il entraîne des pertes liées au non-paiement des dettes ce qui conduit à une détérioration du résultat de la banque, et augmente l'indice de risque au sein de la banque, ce qui conduit les déposants à retirer d'argent institution. La banque est tenue de recourir à son propre capital pour restituer son épargne aux déposants afin de couvrir le risque de prêt.
- ✓ La dégradation des résultats de la banque entraîne une baisse de sa notation et des interrogations sur la solvabilité de la banque.
- ✓ La détérioration de la relation entre la banque et le client : la banque est contrainte d'augmenter ses taux de crédit pour pouvoir absorber les pertes enregistrées.
- ✓ Risque systémique (organisationnel) : la stabilité globale du système financier est menacée.
- ✓ Mauvaise gestion.

3 La maîtrise et les outils de la gestion du risque de crédit :

3.1 La maîtrise de risque :

La banque joue le rôle de courtier dans le système financier, car elle doit se protéger des risques liés à son activité, la maîtrise de ces risques est l'une des priorités de l'activité bancaire, car elle conditionne la rentabilité des opérations exécutées.

3.1.1 L'importance de la maîtrise du risque de crédit :

Il est devenu nécessaire de contrôler le risque dans les banques en raison de la complexité toujours croissante des instruments financiers.

- L'importance de la maîtrise des risques réside dans l'établissement des priorités et l'amélioration de la prise de décision.
- Soutenir les activités qui favorisent l'innovation.
- La banque doit identifier et mesurer les risques, mettre en place un suivi et rendre compte de leur évolution.

3.1.2 Les modalités de la maîtrise :

La gestion des risques de crédit aide à faire face aux risques auxquels sont confrontées les activités de l'entreprise et de la banque en particulier, augmentant ainsi la probabilité d'atteindre les objectifs avec succès.

La gestion des risques repose sur un processus un six étapes, à savoir :

A. Identification des risques :

Au cours de cette étape, les risques sont identifiés, tous les risques potentiels sont répertoriés et classés en fonction de leurs priorités.

- les principaux risques de l'entreprise (la banque) sont soulignés et éliminés avec un maximum de succès, la check-list d'enquête est souvent appelée liste des risques.
- L'identification des risques n'est pas limitée dans le temps, en raison des changements internes et externes qui affectent l'environnement bancaire.

B. Évaluation et mesure des risques :

L'évaluation est un processus qui recueille des informations sur une entreprise, une organisation ou développe quelque chose, ces informations sont analysées et interprétées afin de porter un jugement sur la position de l'entreprise et de prendre des décisions liées à ses progrès et d'améliorer, ses performances.

L'évaluation des risques est généralement entreprise en deux dimensions :

- La probabilité qu'un événement survienne, et cette étape est utilisée comme base lorsque la banque (l'entreprise) a une planification stratégique.
- Les résultats décrivent l'effet qui résulte de cet événement dans la réalité c'est-à-dire analyser le risque, son impact et ses conséquences à travers l'indice de gravité et la probabilité de sa survenue, dont le but est de déterminer les priorités puis de focaliser l'effort de manière efficace pour réduire son risque.

C. Sélection des techniques de gestion des risques :

La gestion des risques vise des objectifs tels que :

- Évitez les risques
- Encouragement et encourir le risque.
- Transférer le risque.

D. La mise en œuvre :

Cette étape consiste à mettre en œuvre des technologies spécifiques mises en œuvre par une unité dédiée.

Réalisation d'un scénario de stress sur la banque ou de stress tests (risques financiers et opérationnels).

E. Surveillance des risques :

Les opérations de l'entreprise sont surveillées et sécurisées et les objectifs ont été atteints. Des procédures sont établies grâce à un suivi interne et à une gestion des risques, qui évalue leur efficacité.

La surveillance devient plus active lorsqu'une organisation dispose d'informations sur son environnement qui lui permettent d'anticiper les risques et s'appuie sur une gestion proactive.

La surveillance permet de comprendre les causes des risques et de découvrir les échecs potentiels dans leur évaluation et leur traitement, ainsi que de changer les décisions incohérentes de la situation économique.

F. Reporting des risques :

Le reporting des risques est le résultat de tout processus administratif. Il s'agit d'un rapport remis au responsable, contenant des délais et des informations sur la fonction du destinataire.

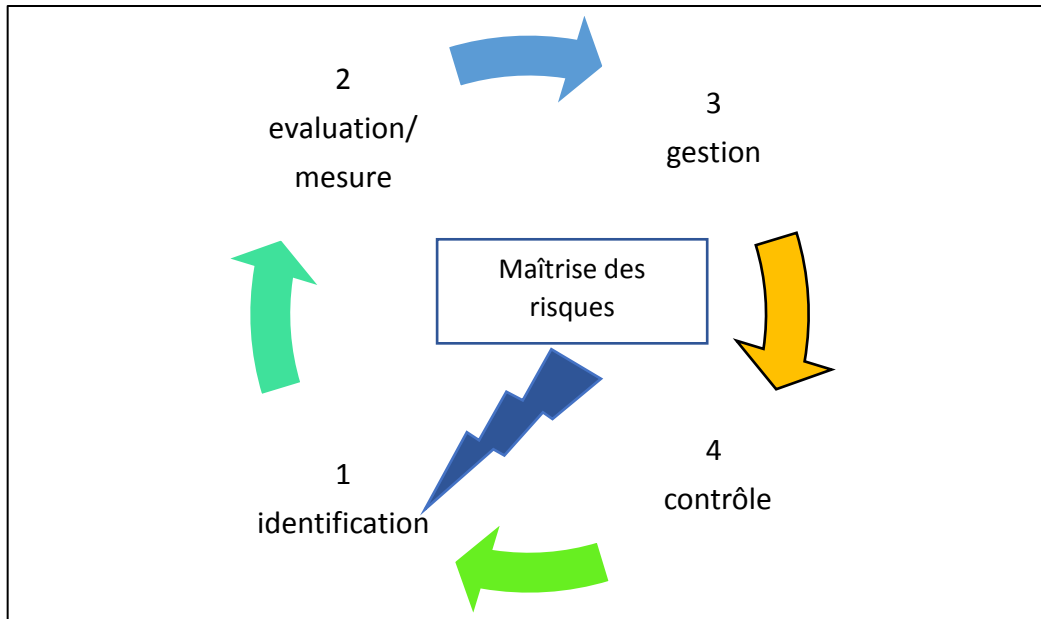


Figure N° 01 : Le mécanisme de déroulement de gestion du risque de crédit ^[7]

3.2 Outils de gestion de risque :

La gestion des risques, ou l'anglicisme, management du risque est la discipline visant à identifier, évaluer et hiérarchiser les risques liés aux activités d'une organisation, quelles que soient la nature ou l'origine de ces risques, puis à les traiter méthodiquement, de manière coordonnée et économique, afin de réduire et contrôler la probabilité des événements redoutés, et leur impact éventuel ^[8]

La gestion des risques travaille sur l'identification, la mesure et le suivi des risques à travers les outils, techniques et dispositifs réglementaires que la banque utilise pour réduire les risques auxquels elle est confrontée.

Il existe deux façons de gérer les risques :

- Le premier est la gestion interne des risques, les risques sont traités individuellement selon leur nature (risque de crédit, risque de marché, etc...)
- Le second est global (processus inclusif), qui suppose une consolidation de tous les risques en tenant compte de ces risques et de l'interdépendance.

Toutes les opérations de crédit sont contrôlées par l'agence chargée de fixer les normes prudentielles et de les couvrir à travers : des règles prudentielles, des procédures internes à la banque, et des collectes de garanties et des sûretés.

3.2.1 Le respect des règles prudentielles :

Le secteur bancaire est l'un des plus réglementés au monde en raison du rôle clé joué par les banques dans processus d'intermédiation financière^[9], Toutes les banques doivent respecter et adhérer aux règles des gestions prudentielles, qui visant à donner aux banques et aux institutions financières les moyens de système financier plus solide. Les règles prudentielles assurent la solvabilité et la liquidité des établissements de crédit dans le but de protéger les intérêts des déposants et la surveillance de l'évaluation des risques des banques et d'assurer la stabilité du système bancaire.

En outre, la banque doit adapter révélant des risques et les outils et procédures de contrôle en fonction des caractéristiques spécifiques de chaque banque. la commission Bâle, par exemple, qui a des pouvoirs formels de surveillance et de juridiction sur les états membres, fixe des normes générales, oriente et émet des recommandations sur la meilleure gestion du risque bancaire et assure la solvabilité et la liquidité des établissements de crédit.

➤ Ratios de couverture des risques :

La couverture du risque de contrepartie permet d'anticiper et même d'anéantir une perte, pour l'établissement de crédit, qui peut être due à la défaillance du débiteur. Cette couverture passe par le calcul d'un ratio qui est différent d'après la réglementation qui est prise en compte. Nous avons deux types de réglementation à caractère international à savoir, d'une part les accords de Bale I entrée en vigueur en 1988 et qui a fait entrer en ligne de compte le ratio de Cooke, d'autre part nous avons les accords de Bale II appliqué en 2008 et qui a vu naître un nouveau type de ratio à savoir McDounough qui tient son nom du président en exercice pendant cette période William McDounough. Ainsi il importe de traiter en premier lieu la couverture de risque par le ratio de Cooke et en deuxième lieu la couverture de risque par le ratio McDounough.^[10]

A- La couverture de risque par le ratio de Cooke : ratio Cooke est dit le ratio solvabilité car il détermine que les banques et institutions financières ont été en mesure de remplir leurs obligations afin de se conformer aux recommandations du comité de Bâle, qui stipule que les banques doivent conserver un capital équivalent à 8% du total les encours de crédit qu'ils accordent à leurs clients, par exemple pour prêter 100 millions d'euros, la banque doit disposer d'au moins 8 millions d'euros en actions.

CHAPITRE 01 : LA BANQUE ET LE RISQUE DE CREDIT

Le ratio Cooke a contribué à améliorer la stabilité financière internationale, notamment en ce qui concerne les risques bancaires et le développement des investissements en valeurs mobilières, ainsi qu'à atténuer les inégalités concurrentielles entre les banques.

$$\text{Le ratio Cooke} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché}} \geq 8\%$$

Le ratio Cooke étant un peu simpliste, les accords de Bâle II lui ont substitué un indicateur assez voisin mais un peu plus raffiné, le ratio McDounough, qui prend en compte différents types de risques. ^[11]

Le comité de Bâle a donc proposé en 2004 un nouvel ensemble de recommandations, au terme duquel il a défini une mesure plus pertinente du risque crédit, avec en particulier la prise en compte de la qualité de l'emprunteur, y compris par l'intermédiaire d'un système de notation interne propre à chaque établissement (dénommé IRB, INTERNAL Rating BASED). Le nouveau ratio de solvabilité est ratio McDounough. ^[12]

B- La couverture de risque par le ratio de McDounough (Bâle II) :

$$\text{McDounough} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché}} > 8\%$$

Les recommandations de Bâle II s'appuient sur trois piliers :

- **Pilier I** : - l'exigence de fond propre (ratio de solvabilité McDounough)

- L'exigence de fond propre visant à réviser l'accord de 1988 afin de le rendre compatible avec les risques encourus par les institutions financières. Parmi les nouveautés figurent la prise en compte des risques opérationnels (fraude, défaillance du système) et de marché, en plus des risques de crédit et de contrepartie.

Pour le risque de crédit, les banques utilisent divers mécanismes d'évaluation. Les différentes mesures ont un effet direct sur la capitalisation requise.

- **Pilier II** : La procédure de surveillance de la gestion des fonds propres

Comme les stratégies des banques peuvent varier quant à la composition de l'actif et la prise de risques, les Banques Centrales auront plus de liberté dans l'établissement de normes face aux banques, pouvant hausser les exigences de capital là où elles le jugeront nécessaires. ^[13]

- **Pilier III** : La discipline du marché (transparence dans la communication des établissements) : établir des règles de transparence concernant les informations disponibles sur les actifs et les risques et leur gestion.

L'application Bâle II est une machine puissante qui coordonne les données de gestion bancaire.

3.2.2 Les procédures internes à la banque :

Le contrôle bancaire interne est un service fourni par l'institution financière, et son rôle est de surveiller toutes les activités et opérations financières du point de vue de l'efficacité, de la fiabilité et du respect des lois et règlements, et d'améliorer l'impact du résultat de l'application. Les banques ont mis en place des procédures internes, notamment :

- L'institution d'un système de comité siégeant au niveau des agences. Cette procédure vise à de conjuguer la réflexion sur l'octroi de crédit.
- Appliquer le système délégation de crédit dans les limites autorisées.
- L'institution d'un système de suivi de l'utilisation du crédit pour suivre les crédits accordés.
- Diversifier le portefeuille d'engagements.

3.2.3 Les garanties :

Lors de l'obtention du prêt, l'établissement bancaire peut demander des garanties à l'emprunteur, telle qu'une garantie, une hypothèque..., afin d'assurer une solution de paiement en cas de défaut.

Il existe deux types de garanties : les garanties personnelles et les garanties réelles.

A. Les garanties personnelles :

- **Le cautionnement** : consiste pour la banque à demander un acompte au participant au prêt, de sorte que la garantie devient un débiteur de remplacement dans le cas où le souscripteur ne serait pas en mesure de payer les mensualités de son prêt.

Il existe deux types de garanties, **la garantie simple** (il bénéficie de deux allègements qui sont le bénéfice de discussion et le bénéfice de division) et **la caution solidaire** (ne bénéficie ni du bénéfice de discussion ni de celui de division). C'est la seconde, ils sont souvent préférés par les prêteurs.

- **L'aval** : il incombe à la personne de payer une partie ou la totalité du montant dû. C'est la garantie fournie par la personne (le garant), lorsque la finalité de la garantie est de garantir le paiement de l'effet négociable, elle est appelée en aval.

B. Les garanties réelles :

Il s'agit du contrat par lequel le débiteur renonce à un bien mobilier ou immobilier pour assurer le paiement de sa dette jusqu'au paiement du créancier. Il y a une hypothèque (immobilier), nantissement (mobilier).

- **Le nantissement** : c'est d'utiliser l'actif comme garantie pour obtenir un prêt, cet actif doit être incorporel tel que des titres, des comptes, ou un bien mobilier comme un véhicule, il devient un gage.

Cette garantie permet à l'établissement bancaire de disposer du bien en cas de défaut.

L'emprunteur reste propriétaire de l'actif mais ne peut le vendre sans l'autorisation de la banque.

- **L'hypothèque** : est une garantie qui porte sur un bien immobilier. Lorsqu'elle est souscrite au moment de la souscription du crédit, elle est appelée « hypothèque conventionnelle ». Elle dure tout au long du prêt et un an encore après le remboursement du crédit. En revanche, une hypothèque ne peut pas dépasser 35 ans ^[14]. Cette hypothèque est tombée automatiquement dès que le prêt est payé et que l'année supplémentaire passe, et en cas de défaut de l'emprunteur et de non-paiement du prêt, l'institution bancaire peut confisquer le bien et le vendre pour rembourser le prêt.

3.3 Méthodes de gestion de risque :

Le risque de crédit est considéré comme l'un des risques les plus importants pour les banques, ce risque étant mesuré en étudiant la solvabilité actuellement et future de la contrepartie.

Chaque institution financière doit mesurer avec précision le risque de crédit avant d'accorder un crédit aux emprunteurs et préciser les conditions de son octroi (montant, maturité, taux ...). Ce risque doit donc être géré par des méthodes plus complexes, Ces méthodes traitent et surveillent un ensemble de données pour en déduire une appréciation des risques de l'entreprise.

Généralement, ces méthodes imposent la présence d'une personne compétente chargée. Parmi ces méthodes :

A. Analyse financière :

1) Définition :

C'est la méthode des risques la plus ancienne et la plus largement utilisée, l'établissement de crédit crée différents ratios et comptes pour vérifier la performance de l'entreprise à travers le compte de résultat et son bilan.

L'analyse financière est une méthode de gestion par laquelle un diagnostic peut être fait de la situation financière, et elle est considérée comme un outil d'aide à la prise de décisions liées à n'importe quel sujet, et cette technique vise à porter un jugement sur l'équilibre financier de l'entreprise et sa rentabilité reposent sur l'interprétation des informations comptables et financières.

Elle peut être définie aussi comme « une démarche ayant pour but d'apprécier le plus objectivement possible sa performance financière et économique (rentabilité, pertinence des choix de gestion) ». ^[15]

L'analyse financière peut donc être définie comme un ensemble de méthodes qui nous permettent d'évaluer et de prévoir les données, parmi les données suivantes :

- ✚ La situation financière de l'entreprise.
- ✚ Évaluation des projets d'entreprise.
- ✚ Situation du risque.
- ✚ Le patrimoine ou biens de l'entreprise (analyse l'actif immobilisé).

2) L'importance de l'analyse financière :

Le rôle premier de l'analyse financière est de connaître la position de l'entreprise en termes d'activité, de structure financière et de performance ...

L'analyse permet d'expliquer la situation qui prévaut dans l'entreprise et permet une prise de décision appropriée.

Cette analyse nous permet de :

- Déterminer et estimer la production, les marges et les ratios.
- Donner des informations sur le développement de l'activité, l'évolution de la structure financière, les performances réalisées.
- Interpréter des informations.

- Faire des comparaisons : entre le passé, le présent et les perspectives d'avenir et avec d'autres entreprises des mêmes secteurs.

Il permet également à l'entreprise d'étudier :

- Le secteur, les risques auxquels il est exposé et la stratégie de l'entreprise.
- Sa capacité à réaliser des bénéfices et à évaluer le taux de rendement du capital investi et sa croissance en termes d'activité et de bénéfices.

3) Les instruments d'évaluation :

3.1. L'équilibre financier :

C'est la situation financière stable dans laquelle une personne se trouve, c'est-à-dire la stabilité entre les ressources financières dans l'entreprise est perçue selon la règle de l'équilibre financier minimum.

Une des caractéristiques de l'équilibre financier :

- Revenu fixe.
- Son fonds de roulement est suffisant.
- Ressources financières stables.

Cet équilibre financier peut être apprécié de deux manières :

❖ Par le haut du bilan :

Il se compose d'immobilisations et de capital permanent, donc des ressources permanentes sont financées pour des emplois permanents. Ce financement à long terme génère des immobilisations, par amortissement, rentabilité et ressources pour rembourser les dettes à leur échéance.

❖ Par le bas du bilan :

Ils comprennent les emprunts à court terme et les valeurs circulantes. Les utilisations courantes être financées par les ressources courantes.

3.1.1. Le fond de roulement (FR) :

« Le fonds de roulement est égale à la différence, généralement positive, entre capitaux permanents et actif immobilisé. »^[16]

« Le fonds de roulement est l'excédent des capitaux permanents sur les valeurs immobilisées dédié au financement du cycle d'exploitation »^[17]

Généralement, le fonds de roulement est une augmentation du capital permanent par rapport aux actifs non courants, ou c'est une partie du capital permanent qui est utilisée pour financer les actifs courants.

Il permet d'évaluer l'équilibre financier de l'entreprise et indique si l'entreprise est durable et si elle est en mesure de remplir ses obligations.

Le rôle du fonds de roulement est de couvrir les cycles d'exploitation, mais aussi de faciliter une bonne gestion de la trésorerie de l'entreprise.

Le fond de roulement est calculé selon deux méthodes :

- ❖ **Par le haut du bilan** : le fonds de roulement représente le capital permanent qui, en plus des immobilisations, constituera une partie des actifs dans un délai d'un an.

$$\text{FRF} = \text{Capitaux permanents (capitaux propres + dettes à moyen et long terme)} \\ - \text{Actifs à plus d'un an (valeurs immobilisées)}$$

- ❖ **Par le bas du bilan** : Le fonds de roulement financier est une partie des actifs dont la durée est inférieure à un an et qui sont financés par capital permanent.

$$\text{FRF} = \text{Actifs à moins d'un an (VE + VR + VD)} - \text{Passifs à moins d'un an (Passif courant)}$$

VE : valeurs d'exploitations.

VR : valeurs réalisations.

VD : valeurs disponibles.

1.3.2. Le besoin de fonds de roulement (BFR) :

Le besoin de fonds de roulement correspond à la part des emplois du cycle d'exploitation qui n'était pas couverte par des ressources de même nature, doit être financée par des ressources complémentaires. ^[18]

Les besoins en fonds de roulement représentent le besoin d'argent pour financer son cycle d'exploitation, et l'équilibre des besoins du cycle sur les ressources du cycle.

$$\text{BFR} = \text{actif courant (hors disponibilités et emploi assimilés)} - \text{passif courant (hors trésorerie passive)}$$

1.3.3. La trésorerie :

C'est la différence entre les totales des ressources dont dispose l'entreprise et les totales des besoins qui doivent être couverts.

$$\text{Trésorerie} = \text{totales des ressources} - \text{totales des besoins}$$

- Les ressources sont composées des ressources permanentes et des ressources d'exploitation.
- Les besoins sont constitués des besoins d'équipement et des besoins d'exploitation.

La relation précédente peut alors s'écrire :

$$\begin{aligned} \bullet \quad & \text{Trésorerie} = \text{ressources permanentes} + \text{ressources d'exploitation} \\ \bullet \quad & \quad \quad \quad (\text{Besoins d'équipements} + \text{besoins d'exploitation}) \end{aligned}$$

Or, nous avons vu que :

$$\text{FR} = \text{capitaux permanents} - \text{actif immobilisé}$$

C'est-à-dire :

$$\text{FR} = \text{Ressources permanentes} - \text{Besoins d'équipements}$$

Nous avons vu également que :

$$\text{BFR} = \text{besoins d'exploitation} - \text{ressources d'exploitation}$$

Comme :

$$\text{Trésorerie} = (\text{Ressources permanentes} + \text{ressources d'exploitation}) - (\text{Besoins d'équipements} + \text{besoins d'exploitation})$$

Soit :

$$\text{Trésorerie} = (\text{Ressources permanentes} - \text{Besoins d'équipements}) - (\text{besoins d'exploitation} - \text{Ressources d'exploitation})$$

Donc :

$$\text{Trésorerie} = \text{fonds de roulement} - \text{besoin en fonds de roulement}$$

Les différents cas de trésorerie :

Il existe trois niveaux de trésorerie possible : trésorerie positive, trésorerie nulle ou trésorerie négative.

- **Une trésorerie positive** : le besoin en fonds de roulement est inférieur au fonds de roulement ($\text{BFR} < \text{FR}$), alors on dit il y a un surplus que l'entreprise ne gère pas.
- **Une trésorerie négative** : le besoin en fonds de roulement est supérieur au fonds de roulement ($\text{BFR} > \text{FR}$), dans ce cas l'entreprise demande une assistance bancaire, ce qui entraînera une détérioration de l'indépendance financière et une perte de confiance des banques et des prêteurs.
- **Une trésorerie nulle** : $\text{BFR} = \text{FR}$, par lequel le fonds de roulement a financé la totalité du besoin en fonds de roulement.

3.2. Les ratios et la capacité d'autofinancement :

3.2.1. Les ratios :

Le ratio est une relation entre deux grandeurs, couvrant des données brutes, des éléments comptables et des données détaillées (fonds de roulement, valeur ajoutée). Et le résultat obtenu est concrétisé (valeur ou pourcentage),

En d'autres termes, il s'agit d'un ratio résultant d'une division opérée entre deux éléments de compte de résultat, du bilan ou de l'information boursière, utilisé pour apprécier l'état ou le développement de l'entreprise ou une comparaison entre entreprise d'un même secteur.

Un ratio fournit des informations sur la rentabilité d'une entreprise, la structure de ses coûts, ses liquidités, sa solvabilité, son équilibre financier ou encore sa productivité. À titre d'exemple, le ratio liquidité général s'obtient en divisant le passif circulant par l'actif circulant. Il permet de définir la capacité d'une entreprise à rembourser ses dettes court terme. Lorsqu'il est supérieur à 1, c'est que l'entreprise est solvable. ^[19]

Il existe un grand nombre de ratios, mais tous ne sont pas adaptés à l'étude de la santé de l'entreprise. En général, un nombre restreint de ratios significatifs pour couvrir les principaux domaines de l'analyse financière (activité, rentabilité, structure, financement...).

Dans notre étude, on s'intéressera spécialement aux ratios les plus avantageux pour créer une analyse efficace d'entreprise :

- ❖ Ratios de structure financière.
- ❖ Ratios de rentabilité.
- ❖ Ratios d'activité ou de gestion.

Ratios de structure financière :

Ces ratios nous permettent de connaître l'état d'endettement, de liquidité et de solvabilité de l'entreprise. Parmi ces ratios on distingue :

➤ **Concernant le financement :**

- a. **Ratio de financement des immobilisations :** il indique le taux de couverture des emplois fixes par des ressources stables.

$$\frac{\text{Capitaux permanents}}{\text{Immobilisations}} > 1$$

- b. **Ratio d'autonomie financière :** Ces ratios indiquent le degré de dépendance de l'entreprise à l'égard des prêteurs, il doit être supérieur à 1.

Il faut que l'ensemble des dettes contractées par l'entreprise ne soit pas trop important par rapport au montant de ses capitaux propres.

$$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{Endettement total}} > 1$$

- c. **Ratios de financement externe :** il évalue le niveau de couverture des emplois dans les finances de l'entreprise grâce à des ressources externes.

$$\frac{\text{Dettes totales}}{\text{Actif total}} > 1$$

➤ **Concernant la liquidité :**

- a. **Ratio de liquidité générale :** il évalue dans quelle mesure les actifs courants couvrent la dette à court terme, et il doit être supérieur à 1, mais même avec un ratio supérieur à 1, l'entreprise peut rencontrer des difficultés de trésorerie si la dette devient exigible plus rapidement que liquidité des actifs.

$$\frac{\text{Actif courant}}{\text{Dettes à court terme}} > 1$$

- b. **Ratio de liquidité réduite :** ce ratio mesure le degré de couverture des dettes à court terme par les créances, trésorerie

$$\frac{\text{Créances+ trésorerie}}{\text{DCT (passifs courants)}} > 1$$

- c. **Ratio de liquidité immédiate :** il indique la capacité de l'entreprise à faire face immédiatement à cette dette à court terme, son ratio est inférieur à 1 car lorsqu'il est supérieur à 1 cela signifie une mauvaise gestion de l'entreprise.

$$\frac{\text{Trésorerie}}{\text{DCT (passifs courants)}}$$

➤ **Concernant la solvabilité :**

La solvabilité d'une entreprise, c'est sa capacité à honorer ses dettes. Elle se mesure généralement à travers plusieurs ratios financiers qui évaluent la capacité de l'entreprise à couvrir ses échéances de court terme et long terme. ^[20]

Autrement dit, cela signifie la capacité de l'entreprise à respecter les délais à long terme ou à moyen terme. Elle est appréciée par les ratios suivants :

- a. **Ratio d'endettement :** il évalue les dépenses de l'entreprise par rapport aux emprunts des capitaux à long et moyen terme.

$$\frac{\text{Dettes à long et moyen terme}}{\text{Fonds propres}}$$

- b. Ration de la capacité de remboursement :** ce ratio mesure la capacité des ressources financière de l'entreprise à rembourser ses dettes, c'est-à-dire sa capacité à faire face à ses obligations à long et moyen terme.

$$\frac{\text{DLMT}}{\text{Capacité d'autofinancement}}$$

✚ Ratios de rentabilité :

C'est le rapport entre les résultats obtenus et le capital investi. C'est un élément distinctif pour évaluer la performance des entreprises. La rentabilité de l'entreprise est évaluée à travers les résultats obtenus sur une certaine période par rapport aux moyens utilisés. On distingue :

La rentabilité financière : ce ratio permet de mesurer le profit tiré de l'argent des actionnaires, c'est-à-dire la rentabilité financière sur les capitaux propres ou des investissements en capital, la rentabilité revenant aux actionnaires.

$$\frac{\text{Résultats nets}}{\text{Capitaux propres}}$$

La Rentabilité économique : est calculée à partir des capitaux engagés qui se trouvent à l'actif du bilan, des immobilisations productives et des besoins en fonds de roulement.

$$\frac{\text{Résultat net}}{\text{Actif total}}$$

La rentabilité commerciale : ce ratio s'exprime en pourcentage, indiquant le bénéfice net produit par l'entreprise sèche, qui réalise à chaque fois 100 DA de chiffre d'affaire.

$$\frac{\text{Résultat net}}{\text{Chiffre d'affaire hors taxe}}$$

Ratios d'activité ou de gestion :

- Ratio d'activité permettent d'étudier la capacité de l'entreprise à assurer une activité commerciale rentable capable de créer de la valeur pour l'entreprise après avoir consommé l'ensemble des charges d'exploitation, parmi les principaux ratios :
 - ✓ Le ratio de croissance des chiffres d'affaire.
 - ✓ Le ratio de croissance de la valeur ajoutée.
- Les ratios de gestion rassemblent l'ensemble des indicateurs permettent de mesurer la performance opérationnelle de l'entreprise, compte tenu de sa stratégie (exploitation, financement et investissement).^[21]

Parmi les ratios de gestion, nous trouvons :

- ✓ Ratios de rotation des stocks.
- ✓ Ratios de délai de recouvrement des créances.

Ratio de rotation des stocks :

$$\frac{\text{Chiffre d'affaires}}{\text{Stock moyen}}$$

Stock Moyne = stock initial – stock final

Ratio de délai de recouvrement des créances :

$$\frac{\text{Créances clients} \times 360}{\text{Chiffre d'affaires}}$$

3.2.2. La capacité d'autofinancement (CAF) :

La capacité d'autofinancement est un ratio qui évalue les ressources générées par le cycle d'exploitation de l'entreprise et permettant d'assurer son autofinancement. De manière simplifiée, la CAF est l'excédent / la richesse qui découle de la différence entre ses encaissements et les décaissements nécessaires pour faire tourner son activité.^[22]

Grace à la CAF l'entreprise pourra :

- Réalisation des investissements, caractérisée par l'acquisition d'immobilisations.
- Le versement des dividendes aux associés ou actionnaires de l'entreprise.
- Le remboursement des comptes courants d'associés.
- Le remboursement des prêts bancaires professionnels.
- Le règlement des dettes envers les fournisseurs, les caisses sociales ou l'État notamment... [23]

Le calcul de la CAF :

La CAF peut se calculer de deux façons différentes :

 **Méthode soustractive** : à partir de l'excédent brut d'exploitation EBE

Excédent brut d'exploitation EBE

+ Transferts de charges d'exploitation

+ Autres produits d'exploitation

+ quotes-parts de résultat sur opérations faites en commun

+ Produits financières

+ Produits exceptionnels

- charges financières

- autres charges d'exploitation

- charges exceptionnelles décaissables

- quotes-parts de résultat sur opérations faites en commun

- participation des salariés aux résultats

- impôts sur les bénéfices

= capacité d'autofinancement

✚ **Méthode additive** : à partir du résultat de l'exercice ou bénéfice

Résultat net comptable

+ Autres charges non décaissables

+ Valeur nette comptable des éléments d'actifs cédés

- autres produits non encaissables

- produits de cession des éléments d'actifs

- comptes

- quote-part des subventions d'investissement virées au résultat de l'exercice

= **capacité d'autofinancement**

B. Méthode de Scoring :

En général, le score est une méthode largement utilisée par les banques pour les aider à prendre des décisions, et il peut être défini comme une méthode statistique pour prédire la probabilité de défaillance d'un demandeur de prêt.

Ces dernières années, la scoring s'est popularisée dans les établissements bancaires.

Cette technologie permet de mesurer la probabilité de défaut sur les prêts consentis aux particuliers et aux professionnels. Le crédit scoring peut être basé soit sur des données historiques, soit sur des variables statistiques. Les informations de l'emprunteur constituent la base pour connaître ses caractéristiques et pour prédire s'il aura une solvabilité financière à l'avenir. Ainsi, les établissements de crédit peuvent classer les débiteurs en fonction de la proportion du risque.

Le scoring est une aide à la décision. La conception du modèle de notation suit une procédure relativement standard.

✚ Déterminez l'événement à détecter.

✚ Construire l'échantillon : il doit y avoir deux sous-échantillons, l'un est composé d'entreprises ayant subi l'événement à divulguer (défaut, faillite), et l'autre est une entreprise qui n'a pas passé par le même événement, est considéré comme sain.

✚ Définir l'horizon de mesure : selon cet horizon, les données traitées reviendront à une période historique antérieure à la faillite de durée variable.

- ✚ Choisir les variables explicatives de l'événement : la sélection des variables est précise, elle dépend avant tout des données que le modèle pourra traiter (quantitatives et / ou qualitatives).
- ✚ Choisir la méthode statistique : choisir la meilleure performance.
- ✚ Modélisation et tests.
- ✚ Passage des scores aux probabilités d'occurrence : si le modèle ne présente pas directement la probabilité de défaillance.
- ✚ Contrôle et maintenir le modèle : c'est-à-dire les modèles des scoring sensible aux changements des conditions économiques générales et du statut des entreprises.

C. Méthode de 5C :

Le risque de crédit est évalué en contrôlant toutes les dimensions spécifiées en 5C liées aux critères de base qui sous-tendent les aspects quantitatif (risque commercial, risque financier) ainsi que les aspects qualitatifs du risque de crédit (risque managérial, risque d'affaire).

Considérée parmi les plus vieux modèles anciens de décision en matière de crédit (Altman et Saunders 1998, Saunders 1999).

Capital : la structure financière de l'entreprise et le montant des fonds apportés par les actionnaires (fonds propres) sont examinés, ainsi que la capacité de ces dernières potentielles de celle-ci à apporter une contribution supplémentaire au financement du projet dans un mécanisme de levée de fonds ou en cas de crise financière. Dans la logique européenne, on mesure le fonds de roulement.

Character : c'est la réputation de l'entreprise, sur le marché en général ou auprès de ses créanciers, et la capacité de l'entreprise à expliquer l'historique de paiement (track record).

Il indique l'intégrité de l'emprunteur, sa volonté de payer ou non, et de faire des efforts raisonnables en cas de difficultés. Ce facteur dépend de la fiabilité, de l'honnêteté et de la bonne volonté de l'emprunteur.

Collatéral : est l'étude des actifs sous-jacents qui peuvent garantir le crédit. Cette dimension nous permet de définir la nature et la valeur des sûretés disponibles pour le client.

Capacity : l'étude de la capacité à remplir une obligation de crédit par rapport à la situation financière de l'emprunteur. C'est-à-dire comparer la dette (et le service attendu) aux résultats de l'entreprise et examiner la capacité de l'emprunteur à rembourser la dette avec les cash-flows

futur. Quant à la capacité, on distingue des critères purement financiers (revenus et dépenses mensuels).

Conditions : il s'agit des conditions (marché et commerciales) applicables à cet emprunteur. Il s'agit de déterminer si les conditions (taux, maturité, mode de remboursement) appliquées ou incorporées ne génèrent pas de risque extrêmement élevé et si elles permettent au créancier d'obtenir une compensation équitable du risque de crédit supporté.

D. Méthode LAPP :

Il s'agit d'une méthode permettant à l'entreprise et à son management d'évaluer les risques à travers une étude détaillée de certains ratios et de se concentrer davantage sur les états financiers. Elle s'articule de quatre thèmes principaux, à savoir :

Liquidity : étudier le ratio de liquidité générale (ratio courant) ou faible liquidité.

Activity : étudier le ratio de croissance des ventes et de rotation des actifs.

Profitability : il étudie la rentabilité, c'est-à-dire l'étude des marges qu'une entreprise dégagée.

Potentiel : il fait référence au potentiel de l'entreprise (marché, stratégies et gestion), en termes d'actifs qui jouent le rôle de collatéral explicite ou implicite dans le processus de crédit.

E. Le Rating :

- **Définition et généralité** : ^[24]

Le mot rating désigne le processus d'évaluation ou d'attribution d'une note, d'un score ou d'un rang à une entité, un produit ou un service. Il est également utilisé pour désigner la note attribuée. C'est surtout en finance que le rating est beaucoup utilisé, spécialement en analyse crédit.

Le "crédit rating" correspond à la note de crédit qu'une agence de notation financière attribue à un emprunteur après avoir évalué sa capacité à rembourser le capital et les intérêts d'une ou de l'ensemble de ses dettes (à court terme ou à long terme). ^[25]

L'emprunteur concerné peut être un État, une collectivité locale ou une entreprise.

En général les banques évaluent la qualité de crédit de leurs clients grâce à des modèles statistiques et des analystes affinent ensuite, à fréquence régulière, la notation sur la base de la relation que la banque a avec son client.

Les trois organismes de notation externes les plus connus sont **Standard and Poors**, **KMV Moody's**, **FitchRatings** qui ont défini chacun une méthodologie et une échelle de notation propres, mais équivalentes entre elles. Les agences de rating utilisent une échelle de notation à 7 graduations (qu'on appelle les grades pleins) eux-mêmes subdivisés en sous grades. Les échelles de rating (en grades pleins) sont les suivantes :

	S&P	Moody's	FITCH
	AAA	Aaa	AAA
Investment Grade	AA	Aa	AA
	A	A	A
	BBB	Baa	BBB
	<u>BB</u>	Ba	BB
Spéculative Grade	B	B	B
	CCC	Caa	CCC
<u>Défaut</u>	D	<u>D</u>	<u>D</u>

Figure N°2 : Échelles de ratings pour les trois agences de notation S&P, Moody's et Fitch.

La catégorie dite **Investment Grade** regroupe les entreprises à forte capacité de remboursement et dont la sensibilité aux aléas économiques est réduite. Au contraire, les entreprises, situées dans la catégorie **Spéculative Grade** offre des garanties bien moindres et sont beaucoup plus sensibles aux chocs économiques. Le risque de crédit lié à cette catégorie étant plus élevé, celui-ci est nettement plus rémunéré au travers d'un spread plus élevé. Chaque rating correspond à une qualité de crédit. On peut qualifier la qualité de crédit pour chaque rating :

AAA	Meilleure qualité de crédit, excellente solidité
AA	Très bonne qualité de crédit, très solide
A	Bonne qualité de crédit, plus sensible aux conditions économiques

BBB	La plus basse qualité de crédit en Investment Grade
BB	Prudence requise, la meilleure qualité de crédit en Spéculative Grade
B	Vulnérable, peut encore honorer ses engagements
CCC	Hautement vulnérable
D	Un défaut de paiement est déjà survenu

Bien que chaque agence de notation applique sa propre échelle de notation, la note de crédit est le plus souvent exprimée par un symbole composé d'une ou plusieurs lettres accompagnées ou non d'un chiffre ou d'un signe (+ ou -).

Chaque rating, excepté le **AAA**, est subdivisé en trois sous-grades, ce qui monte à 19 au total le nombre de niveaux de rating en sous-grades (hormis le défaut). Ces sous-grades sont subdivisés ainsi (exemple illustrant les sous grades du niveau **AA**) :

	AAA+
Standard's	AA
And Poors	AA-

Moody's	Aa1
	Aa2
	Aa3

Figure N°3 : Deux

Échelles de notations équivalentes chez S&P et Moody's

- **Système de crédit rating :**

Les agences de rating ne sont pas toujours sollicitées par les emprunteurs. Trois cas de figure sont possibles :

1. Elles prennent l'initiative de noter un emprunteur, puis de vendre leur analyse aux investisseurs qu'elle intéresse.
2. Elles délivrent une note à un emprunteur qui en fait la demande (moyennant une rétribution).
3. Elles attribuent, via un comité de notation, une note à un emprunteur (par exemple un État) à partir des informations publiques circulant sur lui.

- **Fixation des notes en crédit rating :**

Pour attribuer leurs notes, les agences s'appuient sur des analystes de crédit. Ils sont chargés de réaliser des estimations. Du fait de la réglementation européenne, les agences doivent :

- Délivrer des notations indépendantes avec, par exemple, interdiction d'évaluer une entité qui détiendrait une participation supérieure à 10 % dans leur tour de table.
- Rendre publique la méthode et les estimations sur lesquels leur note se base. ^[26]

F. VaR (Value at Risk)

a. Définition :

La Value-At-Risk représente la perte potentielle maximale d'un investisseur sur la valeur d'un actif ou d'un portefeuille d'actifs financiers qui ne devrait être atteinte qu'avec une probabilité donnée sur un horizon donné.

Elle est, en d'autres termes, la pire perte attendue sur un horizon de temps donné pour un certain niveau de confiance.

La VAR peut être considérée comme un quantile de la distribution de pertes et profits associée à la détention d'un actif ou d'un portefeuille d'actifs sur une période donnée.

Si l'on considère un taux de couverture en % (souvent 95% ou 99%), la VAR à un jour correspond au quantile de niveau $\alpha\%$ de la distribution de pertes et profits sur la période de détention d'un actif. ^[27]

❖ Calcul de la VaR :

Une fois que la distribution de pertes à horizon T est estimée, la VaR est donnée par le quantile au niveau de probabilité associé à la VaR.

Il existe 3 méthodes de calcul sont généralement utilisées pour estimer la distribution de pertes.

1. La VaR historique :

Cette méthode se base sur les données observées dans une période passée pour définir les variables futures des facteurs de risque. Les variables antérieures sont utilisées pour évaluer les portefeuilles afin de simuler des pertes ou des profits. Cette technique présente un avantage car elle se base sur un historique des cours des produits ou des facteurs de risques sur un portefeuille, sa mise en place est assez facile. Cependant si les historiques sont sûr de courte durée, le calcul peut être non significatif. Si l'historique se porte sur une longue durée, la pertinence des données anciennes peut être remise en question.

2. La VaR paramétrique :

Il s'agit de l'hypothèse que les facteurs de risque peuvent se rapprocher d'une loi théorique qui estime la Var d'un portefeuille. La formule de calcul et la matrice permettent de connaître la volatilité des éléments étudiés. Il faut cependant utiliser cette méthode avec parcimonie car il peut y avoir des approximations et des écarts en fonction des variables ou de la complexité de la formule. ^[28]

3. La VaR Monte-Carlo :

La mise en œuvre de la Var de Monte-Carlo prend en compte des éléments de la Var historique et paramétrique. Il faut tout d'abord attribuer un certain degré de facteurs de risque à chaque portefeuille. Puis des scénarios de variations des éléments du risque sont mis en œuvre. À partir de la simulation de ces échantillons, on obtient des hypothèses de résultat du risque pour les portefeuilles étudiés.

Cette technique assez complète nécessite de lourd moyen en termes de calcul. En effet le nombre de simulations peut être très important avec une complexité grandissante, ce qui provoque des difficultés dans l'analyse des résultats pour obtenir une véritable précision ^[29].

❖ Les problèmes globaux liés à la VaR :

Dès qu'une étude sur le risque est menée avec la VaR, elle doit utiliser des données du passé. Ceci se révèle assez problématique car il faut définir la durée de la période pour réaliser une estimation. Si on suppose que les facteurs de risques ont une certaine stabilité dans le temps, alors au plus la durée sera longue, au plus la VAR sera précise.

Toutefois le secteur financier n'est jamais stable sur une longue durée. On observe des périodes calmes et d'autres avec d'importantes fluctuations. La Var peut être totalement modifiée et rendre un résultat flou en fonction de la volatilité de la période sélectionnée. Le problème majeur de la VAR repose sur la variable du temps car il est complexe de définir une période qui ne soit ni trop longue, ni trop courte, avec une volatilité maîtrisée ^[30].

Conclusion :

Le secteur bancaire a connu des évolutions majeures dans ses activités, qui l'ont rendu vulnérable à de nombreux risques financiers et opérationnels, dont le premier est le risque de crédit lié à la capacité des clients à honorer leurs obligations financières, qui menace sa sécurité à long terme et sa stabilité.

Les banques ont recours à la gestion de ces risques en mettant en place des garanties, mais elles restent insuffisantes car elles sont toujours à la recherche d'une utilisation optimale des ressources.

Dans ce chapitre, nous avons abordé certaines méthodes d'évaluation du risque de crédit (l'analyse financière, le crédit scoring, VaR). Il s'est avéré utile pour évaluer le risque de crédit.

Ces méthodes présentent des avantages et des inconvénients. C'est à la banque de choisir celle qui lui convient le mieux. Les banques ont été et essaient de mettre en œuvre l'utilisation de méthodes de notation pour analyser les défaillances commerciales, leur permettant de simplifier les décisions d'octroi de crédit.

A decorative graphic consisting of a vertical line and a horizontal line intersecting at a point to the left of the chapter title.

CHAPITRE 02

CREDIT SCORING

Introduction :

Pour accorder un crédit, il est impératif que le décideur dispose d'outils d'évaluation quantitatives, qui lui permettent d'évaluer la solvabilité financière afin d'assurer la probabilité minimale de défaillance d'un client.

Le risque de crédit est le risque de pertes résultant consécutives au défaut de l'emprunteur de rembourser et de remplir ses obligations ou de la détérioration de sa solidité financière, et pour réduire ces risques, les banques doivent utiliser des méthodes efficaces pour les évaluer, parmi ces méthodes on trouve la méthode du crédit scoring, qui est l'un des modèles de prévision des risques les plus utilisés dans la micro finance, en particulier dans les pays en développement.

Dans ce chapitre, nous présentons la méthodologie de la méthode du crédit Scoring.

1 Présentation de crédit scoring :

1.1 Définition :

C'est une méthode d'évaluation visant à apprécier le risque de défaut pour une entreprise ou d'un particulier. La méthode de scoring est apparue pour la première fois aux États Unis, puis s'est développée dans d'autres pays occidentaux.

La méthode du scoring est une méthodologie applicable à la plupart des entreprises de différents secteurs d'activité qui se trouvent à la recherche de financement. Le scoring est une méthode d'évaluation rétrospective et prospective du risque crédit par référence à un indicateur synthétique qui est une note résultat d'un score. La note prend la forme d'un chiffre. Elle qualifie le niveau de qualité du demandeur de crédit. La note est interprétée, elle a une vision prévisionnelle. ^[31]

Le scoring bancaire est un outil basé uniquement sur des données financières sans que le facteur humain, intervienne de quelque manière que ce soit. La banque vérifie la solidité de la situation professionnelle en tenant compte du type de contrat.

Le crédit scoring est un crédit basé sur notion de risque statistique, prenant en compte une série de classifications, l'âge, ou profession, ou les revenus de l'emprunteur, et c'est l'un des outils utilisés dans l'analyse du risque de demande de prêt par les prêteurs.

Ces modèles donnent à une fonction score qui se présente comme suit :

$$Z = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \dots + \alpha_n X_i + \beta$$

Avec :

X_i : les variables explicatives ;

α_i : les coefficients associés aux variables ;

β : Une variable.

1.2 Historique de crédit scoring :

La méthode de crédit Scoring a commencé par des études elle a été réalisée par FITZ PATRIC en 1930, son étude portait sur les indicateurs de faillite d'entreprise, puis suivie de l'étude de Smith en 1935, mais sa première apparition a eu lieu des années 60 et c'était le résultat d'études menées par BEAVER en 1966 et ALTMAN en 1968, dépend de la méthode d'analyse discriminatoire. En 1972, il y a eu étude EDMSTER, et après son succès, l'idée de la méthode de crédit scoring s'est étendue aux pays européens, en particulier en France, où

CHAPITRE 02 : CREDIT SCORING

COLLONGES a mené des recherches sur la méthode de crédit scoring en 1977, puis suivie par les travaux de CONAN et de Hodler en 1979.

En raison de la compatibilité de ces études avec les exigences des banques, il est apparu ses études dans les banques, comme les modèles approuvés dans la banque française.

En général, Le système du crédit scoring est né après les travaux de BEAVER (1966) et ALTMAN (1968), avec ce travail, le système du crédit scoring s'est développé dans le monde entier, en particulier cette évolution se manifeste dans la fonction Z de ALTMAN (1968) qui devient la fonction ZETA après les améliorations HALDEMAN, ALTMAN, NARAYANAN (1977).

Au plan historique, bien que le crédit scoring ait été pour la première fois utilisé dans les années 1960 aux USA, ses origines remontent en fait au début de XXe siècle, lorsque **John MOODY** publia la première grille de notation pour ses Trade bonds (obligations commerciales). Brièvement, nous présentons les 10 dates clés du scoring crédit dans le tableau ci-dessous. ^[32]

CHAPITRE 02 : CREDIT SCORING

Tableau N°01 : l'histoire du scoring crédit en 10 dates

Dates	Événements
2000 av JC	1 ^{ère} utilisation du crédit en Assyrie, à Babylone et en Égypte
1851	1 ^{ère} utilisation de la notation (classement) crédit par John Bradstreet, pour ses commerçants demandeurs de crédit, USA
1909	John M. Moody publie la 1 ^{ère} grille de notation pour les obligations commerciales négociées sur le marché, USA
1927	1 ^{er} « crédit bureau » crée en Allemagne
1941	David DURAND PROFESSEUR DE Gestion au MIT écrit un rapport, et suggère le recours aux statistiques pour assister la décision de crédit, USA
1958	1 ^{ère} application du scoring par American Investments
1967-70	Altman crée le « Z-score » à partir de l'analyse discriminante multivariée. Réglementation de « crédit bureaux » par le crédit reporting act, USA
1995	L'assureur d'hypothèques Freddy Mac & Fannie Mae adopte le crédit-scoring, USA
2000	Moody's KMV introduit le RiskCalc pour le scoring des ratios financiers (Financial ratio scoring – FRS)
2004	Bâle II recommande l'utilisation des méthodes statistiques de prévision du risque de crédit

Source: tableau inspire de rayon Anderson, « The credit scoring TOOLKIT », Oxford University Press, 2007, P.28

1.3 Les variables de base :

Dans le contexte du crédit Scoring, les banques utilisant un ensemble de données. Ils commun plusieurs facteurs, à savoir :

Pour les particuliers : ^[33]

1. Age
2. Nationalité (français, Union Européenne, autre)
3. Situation familiale, régime matrimonial
4. Département de résidence
5. Type d'habitat
6. Situation de logement (locataire, propriétaire, hébergé)
7. Ancienneté dans le logement
8. Catégorie socioprofessionnelle
9. Situation professionnelle
10. Ancienneté professionnelle
11. Type de téléphones utilisés
12. Utilisation de l'email
13. Relations entre les Co-emprunteurs (vie de couple, amis, famille, collègues...)

Pour les professionnels : ^[34]

1. Le secteur d'activité.
2. La qualité du climat social.
3. La compétence des décideurs.
4. La pluralité des décideurs.
5. L'âge du débiteur.
6. La forme juridique du débiteur.
7. L'existence d'un service de contrôle de gestion.
8. La situation financière de l'entreprise (information comptables) ...

1.4 Objectif du crédit Scoring :

La méthode du crédit Scoring vise à répondre à trois objectifs principaux :

- ❖ Réduire le risque de prêts accordés, c'est-à-dire choisir les meilleurs établissements demandeurs de crédit.
- ❖ Aider à prendre la décision d'octroyer un prêt, qui est l'une des fonctions de base des banques, ce qui améliore les services fournis par la banque.

- ❖ Aider à réduire le fardeau de l'étude des dossiers de demande de crédit par les clients.

1.5 Condition d'utilisation efficace d'un modèle de scoring : [35]

Afin, de tirer un maximum d'avantages du crédit scoring et de subir un minimum d'inconvénients, quelques conditions doivent être respectées pour une utilisation efficace :

- Le modèle doit contenir le maximum d'informations.
- Les données historiques doivent couvrir une période assez longue pour couvrir un cycle économique (autour de 7 ans).
- Les coefficients doivent être significatifs et conformes à la logique comptable et économique.
- L'utilisation des scores en dynamique : il est nécessaire d'examiner un peu plus en détail la situation financière du client afin de lutter contre la dérive temporelle.
- L'échantillon de construction doit contenir un grand nombre d'individus pour qu'il soit représentatif du portefeuille de crédit.
- Le modèle doit prévoir le défaut : le taux de bon classement doit être le plus élevé possible.
- Les performances du modèle doivent être stables à un instant donné (en effectuant des tests sur des populations différentes) et au cours du temps (entre 18 et 24 mois). Au-delà de 24 mois, il faut estimer un autre modèle à cause des changements des caractéristiques des emprunteurs.
- Enfin, un modèle paramétrique tel que le modèle logit, l'analyse discriminantes... est meilleur qu'un modèle non paramétrique fondé sur une boîte noire « black box », comme les modèles des neurones, parce que les modèles paramétriques reposent sur des tests d'inférence statistique.

1.6 Avantages de crédit scoring : [36]

La méthode du scoring présente plusieurs atouts pour le secteur bancaire, pour l'établissement qui l'utilise et qui sont essentiellement :

- **La rapidité** : Par rapport aux autres méthodes traditionnelles, les modèles de score permettent, grâce à la rapidité de prise de décision qu'ils présentent, un traitement d'une population plus importante d'emprunteurs, leur usage réduit de manière significative la durée du traitement des dossiers de crédit et procurent un gain de temps appréciable libérant l'analyste financier à d'autres tâches.

- Les outils de scoring sont peu coûteux
- **La simplicité** : l'utilisation du score s'obtient généralement à partir d'un certain nombre d'information (de 6 à 12). De ce fait elle est utilisable en très peu de temps (Verdier, 1986).
- **L'homogénéité** : avec le diagnostic financier, un client refusé aujourd'hui par l'exploitant pourrait être accepté demain ou inversement, dans ce contexte, il est difficile de définir une politique de crédit homogène, par contre le crédit scoring donne la même décision quel que soit l'agence ou le temps de la prise de décision.
- **Diminution des impayés** : la méthode du Scoring est fondée sur une analyse statistique et objective des critères de risque, il se révèle d'une efficacité supérieure aux méthodes classiques ; elle permet de détecter de façon précoce les défauts de paiement des entreprises, d'estimer les pertes ainsi que d'évaluer les probabilités de défaillance.
- **La productivité** : Une appréciation rapide relativement fiable qui permet en quelques minutes un grand nombre de cas qui ne présentent aucun problème et laisser les techniques traditionnelles opérer les dossiers tangents.

2 Techniques de construction de la fonction score :

La construction d'un modèle de crédit scoring suit un cheminement logique et méthodique qui fait figurer quatre (4) étapes ^[37] :

- La construction d'un échantillon et le choix de critère de défaut.
- Le choix des variables explicatives.
- Le choix de la technique utilisée.
- La validation du modèle.

2.1 La construction d'un échantillon et le choix de critère de défaut :

Construire un échantillon représentatif pour créer et validation de modèle de crédit Scoring. Et vient la nécessité d'un rapport de crédit qui montre un certain nombre d'entreprises saines et d'autres qui représentent un défaut sur le crédit qui leur est accordé. Cela nous invite à souligner la nécessité de définir ce critère par défaut pour identifier les entreprises appartenant à un groupe ou à l'autre.

Donc pour construire le modèle de score, il est nécessaire d'avoir deux groupes : le premier groupe rassemble les emprunteurs qui ont fait défaut. Sur la base de ce critère, l'échantillon à utiliser doit être créé et il doit contenir des données historiques sur les client défaillants et non

défaillants. Il faut également garder un horizon temporel pour le modèle. L'horizon est d'un an si l'on utilise les informations de l'année précédente $N-1$ pour prédire un défaut pour l'année en cours N , alors le score mesure la probabilité de défaut en un an.

Selon Bâle, se produit lorsque l'un des événements suivants se produit :

- L'incapacité de débiteur à rembourser.
- Report du paiement dû à abandon de créances, provisions spécifiques ou à un passage période de difficulté.
- Il y a un retard de paiement de plus de 90 jours.
- Faillite juridique de l'emprunteur.

Le choix du critère par défaut dépend de la structure du portefeuille de la banque et de l'évitement du risque. Quant à l'échantillon, il s'agit de la sélection de deux groupes d'emprunteurs : les bons clients et les mauvais clients, compte tenu du fait que les deux groupes présentent des caractéristiques similaires.

Après avoir collecté les données historiques, l'échantillon est construit de l'une des deux manières suivantes :

❖ **L'échantillonnage apparié :**

Cette approche vise à sélectionner des couples d'une entreprise saine et une autre d'une entreprise en faillite (emprunteurs sains et emprunteurs défaillants) ayant les mêmes critères (tailles, activité, etc.)

Cette méthode peut présenter un inconvénient car la sélection des entreprises dans l'échantillon n'est pas aléatoire et l'entreprise n'a pas la même chance de faire partie de l'échantillon, ce qui conduit à un biais dans le modèle.

❖ **L'échantillonnage indépendant :**

Cette approche consiste à attirer de manière purement aléatoire, à partir d'un groupe de population source, vers un nombre déterminé d'emprunteurs. Cette méthode a l'avantage d'avoir le potentiel de faire.

Une partie de l'échantillon converge avec la communauté source. L'une des conditions pour obtenir un bon modèle de crédit scoring est que l'échantillon doit être construit à partir de données historiques couvrant au moins cycle économique (environ 7 ans selon le comité de Bâle). Il faut également noter que l'horizon de prévision dépend du nombre d'années pour lesquelles l'information est disponible, c'est-à-dire que si l'information sauvegardée date de deux ans, alors l'horizon de prévision peut empêcher les deux prochaines années.

En plus de l'échantillon de construction, deux autres exemples sont utilisés pour valider le modèle :

- Échantillon de validation du même période : c'est un échantillon relativement petit, sur lequel le modèle est construit en comparant ses résultats avec les résultats réels, afin de choisir la capacité prédictive du nouveau modèle d'échantillon.
- Échantillon de validation temporelle : obtention d'un échantillon de la période de construction pour choisir le modèle, dans le but de juger de la capacité prédictive dans le temps.

2.2 Le choix des variables explicatives :

On choisit les variables explicatives $X = (X_1, \dots, X_p)$. Les p variable explicatives. Ces variable $X_i, i=1 \dots P$, peuvent être quantitatives ou qualitatives. Ces variables doivent être les plus pertinentes qui discriminent au mieux les deux classes. ^[38]

❖ Les variables quantitatives :

Dans cette variable, les variables retenues peuvent être selon leur provenance de deux types suivants :

- Les variables comptables : sont les ratios financiers tels que le ratio de structure, le ratio d'activité, etc. Cette variable prévaut dans le cas des modèles de classification des entreprises, il est préférable d'utiliser des ratios financiers, car cela facilite grandement la validation du modèle et peut expliquer plus facilement l'échec.
- Les variables bancaires : toutes les informations importantes pour les emprunteurs, telles que le niveau d'épargne, les poids de l'endettement.....etc.

❖ Les variables qualitatives :

Toutes les informations non quantifiables sont collectées telles que : la profession, l'âge de l'emprunteur, la date d'entrée dans la relation... on retrouve ce type de variables dans les modèles de crédit scoring pour les particuliers qui sont d'âge, de revenu, de situation matrimoniale, de durée du prêt, de sexe....

2.3 Choix de la technique à utiliser :

La fonction de résultat $F(x)$ donne un score pour un individu en fonction de ses valeurs sur $x = (x_1, \dots, x_p)$.

Le modèle de scoring est meilleur s'il peut mieux différencier la population dans des classes distinctes en attribuant un score élevé aux éléments avec une faible probabilité de défaut et un score faible pour ceux avec une forte probabilité de défaut. De plus, la partition est d'autant plus fiable que l'arrangement que vous reproduisez est proche de la réalité.

À partir des échantillons, de toutes les variables choisies, et en utilisant la technique de discrimination, nous attribuons chaque individu à son groupe.

Il existe deux familles de ces techniques :

- Les approches paramétriques.
- Les approches non paramétriques.

Les approches paramétriques :

Le principe sous-jacent à ces méthodes est que les variables explicatives et la population suivent des lois statistiques, et ce principe à son principal inconvénient, ces hypothèses ne peuvent être prouvées dans la réalité. Cependant, ces méthodes restent les plus utilisées en raison de leur qualité prédictive démontrée dans la pratique.

L'analyse de discriminante linéaire et de régression logistique sont les plus utilisées.

a. L'analyse de discriminante linéaire :

L'analyse de discriminante est une méthode ou une technique qui permet d'identifier un groupe d'entreprises (santé et en faillite) et se caractérise par un certain nombre d'indicateurs financiers, un groupe qui sépare au mieux les deux types d'entreprises et s'écrit :

$$Z = \beta + \sum_{i=1}^n \alpha_i R_i$$

Avec :

Z : score de l'entreprise.

R_i : le ratio retenu dans fonction score : ($i=1, \dots, n$).

α_i : coefficient du ratio R_i , ($i=1, \dots, n$).

β : constante de la fonction.

Le but : L'analyse discriminante a été introduite par Fisher en 1936. Elle cherche à trouver une relation entre un ensemble de variables explicatives et une variable dépendante de type qualitatif (la défaillance). L'analyse discriminante a pour but la discrimination, l'opposition et la différencier. Cette analyse permet de tester le degré de dépendance (ou indépendance) entre une variable donnée (comme le revenu) avec défaillance, c'est-à-dire que cette technique permet de choisir parmi les variables dont nous disposons, celles qui sont les plus pertinentes (celles qui influencent le plus les défaillances).

Les limites de l'analyse discriminante résident dans les hypothèses de son utilisation : en fait, ces techniques supposent l'état normalité de la distribution de probabilité des variables et de l'égalité des matrices de variance, covariance entre les deux groupes, or, cependant, ces deux hypothèses sont difficiles à prouver en pratique et les violer est préjudiciable au modèle.

b. Les modèles de régression :

Les modèles de régression sont utilisés dans le cas où la variable à expliquer est une variable qualitative, qui prend la valeur zéro ou un, selon que l'entreprise est défaillante ou non.

Le modèle explique cette variable en fonction d'un vecteur de variables exogènes qui est composé de K ratios économiques et financiers retenus pour leur qualité discriminante et leur faible corrélation entre elles.

Aujourd'hui, les modèles les plus utilisés dans la construction des fonctions de score sont sans doute le modèle Logit et le modèle Probit. ^[39]

➤ **Le modèle Logit :**

La régression logistique est une technique pour ajuster une surface de régression aux données lorsque la variable dépendante est dichotomique (binaire).

Cette technique est utilisée pour les études visant à vérifier si des variables indépendantes peuvent prédire une variable dépendante dichotomique.

La régression logistique ne nécessite pas une distribution normale des prévisions ou une homogénéité des variances. En raison de ses nombreuses qualités, cette technique est de plus en plus préférée à l'analyse discriminante par les statisticiens et les spécialistes du scoring.

Afin, la régression logistique est répartie dans de nombreux domaines divers. Utilisée pour la première fois en médecine, cette classification et cette prédiction se sont répandues dans les banques d'assurance (divulgaration des groupes à risque), les sciences politiques et le marketing (fidélisation de la clientèle).

En général, ce modèle contraint la probabilité de défaut de l'emprunteur entre 0 et 1. Il définit cette probabilité comme suivant une distribution logistique, leur fonction de répartition F s'écrit :

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

➤ **Le modèle Probit :**

Le modèle probabiliste est le modèle de régression binomiale, et il permet la discrimination sur les variables qualitatives. Le but du modèle est d'estimer la probabilité qu'une observation présentant certaines caractéristiques tombe dans une catégorie particulière, de plus, la classification des observations en fonction de leurs probabilités attendues est un type de modèle de classification binaire. Cela correspond au cas où la fonction de distribution F est celle de la loi normale N (0,1).

Le modèle probit est donc le modèle dans lequel F est une fonction de distribution de la loi normale concentrique et réduite.

La loi ordinaire, est la loi de probabilité, c'est-à-dire la mesure de N d'une unité de masse totale, unidimensionnelle, c'est-à-dire avec un support réel R.

En statistique, la loi ordinaire est l'une des lois de probabilité les plus appropriées pour modéliser des phénomènes naturels résultant de plusieurs événements aléatoires. Il existe une densité de probabilité, souvent observée F, d'une distribution normale concentrée faible, telle que : $N(dx) = F(x) dx$, la fonction de distribution F s'écrit :

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

✚ **Les approches non paramétriques :**

Contrairement à l'approche paramétrique, ce type de méthode ne pose aucune condition de distribution sur l'échantillon à étudier ou sur les variables explicatives, ce qui leur vaut une large utilisation, avec cependant l'absence de fonction de score et d'outils de validation des résultats. ^[40]

Il existe plusieurs méthodes on cite :

- Les réseaux de neurones.
- Les arbres de décisions.

- Les Support Vector Machine

➤ Les réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont des algorithmes d'intelligence artificielle qui permettent à une expérience de déterminer la relation entre les caractéristiques d'un emprunteur et leur probabilité défaut.

Cette technique prend en compte l'effet de non-linéarité entre la variable à expliquer et les variables explicatives, mais la modélisation, l'utilisation et l'interprétation des résultats peuvent être complexes, car elle est souvent critiquée pour l'instabilité de ses résultats.

Le principe des réseaux de neurones est le développement de l'algorithme dit d'apprentissage qui simule le traitement de l'information par le système nerveux humain.

Il existe trois types de neurones : les neurones d'entrée, les neurones de sortie et les neurones cachés.

- Les neurones d'entrée : ont des ratios comptables prédéfinis K comme entrées.
- Les neurones de sortie : doivent afficher la variable dichotomique défaillance /non défaillance.
- Les neurones cachés : sont des cellules nerveuses qui traitent les informations entre les neurones d'entrée et de sortie.

➤ Les arbres de décision :

Les arbres de décision sont l'un des outils les plus importants de l'exploration de données en raison de leurs résultats faciles à lire et de la simplicité des interprétations. L'arbre de décision permet de distinguer une variable de réponse Y continue ou qualitative avec k (classe $k > 2$) des variables explicatives $P \quad x_1, \dots, x_p$ continue/ ou qualitative.

Lorsque la variable Y est quantitative, on parle d'un arbre de régression, s'il s'agit d'une qualitative (dans notre cas un bon ou un mauvais payeur), alors nous parlons d'un arbre de décision ou d'une classification.

Un arbre de décision est un graphe orienté (sans cycle) dont les nœuds correspondent à des variables, et les parenthèses représentent les méthodes d'une variable prédictive. Le nœud terminal s'appelle une feuille et évoque une classe.

La construction de l'arbre maximal consiste à diviser les individus de la population (échantillon d'apprentissage) en K classes prédéfinies (souvent $K = 2$). Cette distribution est faite selon la variable explicative la plus caractéristique, c'est-à-dire la meilleure variable qui sépare les individus de chaque classe. La règle de division d'un nœud (segment) est basée sur la nature

statistique de la variable explicative : par exemple, si la variable est binaire, une seule peut être divisée.

Ce processus de distribution est répété localement à chaque nœud de l'arbre jusqu'à que les feuilles pures soient obtenues.

Les performances de prédiction dépendent directement de la taille de l'arbre et du choix des variables explicatives dans le nœud en construction. Pour améliorer les performances dans ce nœud, autorisez des critères de séparation basés sur des variables explicatives. Pour choisir de variantes associées. Parmi les critères les plus utilisés figurent :

- Indice de Shannon : appliqué à toutes sortes de variable explicatives.
- Indice de Gini : il est implémenté par l'algorithme CART qui donne des arbres binaires et permet la sélection de variables explicatives de tout type.
- Le test du Khi-2 : utilisé avec méthode CHAID qui permet de construire des arbres de décision non binaires en utilisant des variables prédictives qualitatives ou discrète.

Une fois l'arbre maximum obtenu, une phase d'élagage qui consiste à tester chaque sous arbre à l'aide d'un échantillon test différent de l'échantillon d'apprentissage.

Cette phase permet de constante la tonnelle optimale en supprimant les segments les moins informatifs. Un sous arbre « optimale » est celui qui réduit le taux d'erreur spécifié en utilisant l'échantillon de test.

➤ **Les Support Vector Machine (SVM) :**

Il s'agit d'une technique d'extraction de données qui a obtenu de meilleurs résultats que les méthodes de classification statistique traditionnelles. Il est très récemment utilisé dans le domaine de crédit Scoring, il peut être utilisé dans les cas de séparation linéaire ou non linéaire entre les classes.

Pour le cas de la classification linéaire, et si les observations sont séparées linéairement, alors la méthode permet de séparer les individus en deux classes par frontière linéaire. Cette limite est le niveau hyperplan optimal qui garantit une grande marge de séparation entre deux classes.

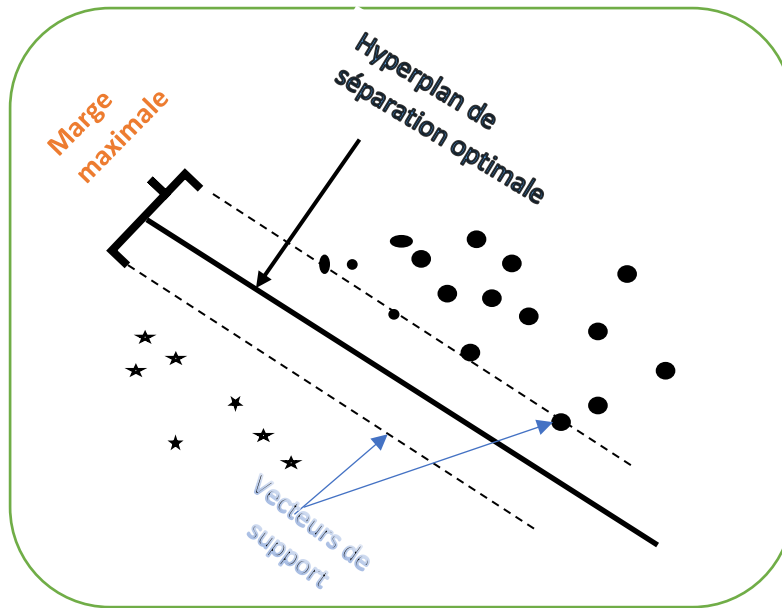


Figure N° 04 : Exemple de deux classes linéairement séparables par SVM. ^[41]

+ Comparaison des différentes techniques de Scoring :

Tableau N° 02 : Récapitulatif des avantages et inconvénients des techniques de scoring.

Techniques de Scoring	Avantages	Inconvénients	Règle classification
Analyse Discriminante	- Des prédictions explicites. - Un résultat analytique direct. - Des calculs très rapides. - Ne nécessite pas un Échantillon de grande taille - Tient compte des variables qualitatives	- Variables explicatives continues et sans valeurs manquantes. - Sensible aux individus hors norme. - Absence de tests statistiques de significativités des Coefficients.	Score d'appartenance à une classe.
Régression PLS	- Utilisable en présence de dépendance entre les variables. - Nbre de variables peut être supérieur au nombre d'obs. - L'algorithme de la régression	- nécessité d'adapter au cas d'une réponse binaire PLS-DA ou logistique PLS. - Calculs supplémentaires pour obtenir des erreurs	Score d'appartenance à une classe.

CHAPITRE 02 : CREDIT SCORING

	PLS est simple et rapide sans inversion, ni diagonalisation de matrices. - meilleure prédiction - Efficace sur un grand volume de données. - Possibilité de présence de valeurs manquantes	standards sur les coefficients	
Régression logistique	- Variables explicatives discrètes, qualitatives ou continues. - Variables à expliquer ordinale ou nominale. - Pas d'hypothèses de multi normalités, ni d'homoscédasticités pour les variables explicatives. - possibilité de prise en compte les interactions entre variables	- Les variables explicatives doivent être non colinéaires. - Calcul itératif plus long qu'une analyse discriminante de Fisher. - La précision est moindre que celle de l'analyse discriminante. - La régression logistique ne converge pas toujours vers une solution optimale.	Probabilité que l'évènement se produise
Réseaux de neurones	- Modéliser des relations non linéaires entre les données. - Modéliser des problèmes de différents types. - Résiste aux données défectueuses.	- Les résultats non explicites, difficile à comprendre - Le risque de sur apprentissage. - traite un nombre faible de variables. - non garantie de la convergence vers la meilleure solution globale.	Affecter l'appartenance des individus aux classes définies.
Arbres de décision	- Résultats exprimés sous forme de condition explicites sur les variables d'origine.	- La détermination des nœuds du niveau (n+1) dépend fortement du nœud précédent (n).	Associer une observation à l'attribut attaché à la feuille à

CHAPITRE 02 : CREDIT SCORING

	- Les variables explicatives peuvent ne pas suivre des lois probabilistes particulières. - Les arbres ne sont pas affectés par les individus hors norme. - Prise en compte les données manquantes. - Variables : continues, discrètes et qualitatives. - Utilisation simple.	- L'apprentissage d'un arbre de décision nécessite un nombre assez grand d'individus. - Le score d'un individu dépend de la feuille à laquelle le conduisent les valeurs de ses prédicteurs.	laquelle il appartient.
Support Vector Machine	- Capacités à modéliser les phénomènes non linéaires. - Précision de prédictions dans certains cas.	- Résultats non explicites. - Difficulté des choix des paramètres. - Temps de calcul longs. - Risque de sur-apprentissage. - Programmable sur peu de logiciels.	Estimation d'une frontière de classification et l'affectation d'un individu à une classe se fait par rapport à sa position à cette frontière.

2.4 La validation du modèle :

La validation est une étape très importante du processus de crédit Scoring, car ces modèles sont utilisés pour évaluer et mesurer les risques liés à l'octroi de crédit, de sorte que les erreurs de classification de l'emprunteur peuvent entraîner des pertes importantes pour la banque. Cette étape consiste à mesurer la performance du modèle de crédit Scoring généré.

1. Le lambda de Wilk's :

Lambda de Wilk's est un test qui propose deux hypothèses : ^[43]

H₀ : il existe une égalité des moyennes entre les deux groupes (sains et défaillants) donc les variables ne discriminent pas.

H₁ : il n'y a pas d'égalité des moyennes donc les variables retenues par le modèle discriminent entre les deux groupes d'emprunteurs et donc l'hypothèse (H₀) sera rejetée, ce qui signifie que le modèle a correctement classé les variables explicatives.

2. Mesures de la performance :

La validation est une étape consistant à mesurer la performance du modèle de crédit scoring qui a été créé et à vérifier ses avantages par rapport aux modèles naïfs ou des modèles actuellement en vigueur. Nous suivons deux étapes de base, à savoir la courbe de ROC et la validation croisée.

2.1. La courbe de ROC :(Receiving Operating Characteristics)

La courbe ROC est utilisée pour mesurer la force de la solution en degrés. La courbe ROC se situe entre le modèle parfait et le modèle aléatoire. La courbe du modèle parfait est représentée par une ligne horizontale car elle classe tous les emprunteurs défaillants. En tant que tel, aucun emprunteur en bonne santé ne sera classé en défaut.

Pour le modèle aléatoire, il est représenté par une ligne diagonale en raison de l'absence totale de la force discriminante.

Afin de mesurer les performances du modèle à travers la courbe ROC, l'aire sous la courbe notée AUC (Area Under the Curve). Plus cette surface est proche de la modèle parfait, meilleurs seront les performances du modèle, donc un bon modèle est proche de 1.

2.2. Re-substitution et validation croisée :

A. Re-substitution :

Cette méthode consiste à réaffecter les individus de l'échantillon qui a servi à construire le modèle en fonction de leurs scores calculés et de les comparer avec le seuil de discrimination. Ces réaffectations nous permettent d'estimer le bon taux de classification des entreprises de l'échantillon de la construction.

Cette méthode donne à un tableau à double entrée qui ressemble à ce qui suit :

Tableau N° 03 : Tableau de re-substitution

Classes selon le score		
Classes réelles	1	0
1	Nombre d'emprunteurs Défaillants bien classés ($n_1, 1$)	Nombre d'emprunteurs Défaillants classés sains ($n_1, 0$)
0	Nombre d'emprunteurs sains Classés défaillants ($n_0, 1$)	Nombre d'emprunteurs sains bien classés ($n_0, 0$)

CHAPITRE 02 : CREDIT SCORING

Ce tableau permet de calculer : ^[44]

- Le taux de bonne classification des entreprises saines = $\frac{n_{1,1}}{n_{1,1} + n_{1,0}} = (1-\alpha)$
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillance = $\frac{n_{0,0}}{n_{0,0} + n_{0,1}} = (1-\beta)$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines = $\frac{n_{1,1}}{n_{0,1} + n_{1,1}}$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillance = $\frac{n_{0,0}}{n_{0,0} + n_{1,0}}$

✚ Le taux de bonne classification globale = $(n_{1,1} + n_{0,1}) / n$ (n : l'effectif de la population)

Si le même processus est effectué sur un échantillon de vérification différent de l'échantillon de construction, il est appelé validation croisée. L'avantage de la validation croisée est qu'elle nous informe de manière biaisée sur les taux de classification réels indiqués ci-dessus en raison de son indépendance par rapport à l'échantillon de construction.

Par conséquent, la validation est une étape très importante, car elle nous permet d'apprécier la performance du modèle ainsi que sa contribution, si elle est appliquée, en termes d'amélioration de la qualité de l'administration du crédit d'entreprise. Et réduisez les taux de défaut du portefeuille de la banque.

3 Exemple de modèle de scoring :

Parmi les modèles le plus classiques, on peut citer :

3.1 Modèle d'Altman (1968) :

Ce modèle a été développé à partir d'un échantillon de 66 entreprises réparties en deux classes de 33 chacune : une catégorie pour les entreprises jugées défaillantes et l'autre pour les entreprises jugées saines. Le modèle utilise la technique statistique pour analyser la différenciation multivariée. Il définit la fonction de résultat qui est une combinaison linéaire de cinq ratios (liquidité, profitabilité, effet de levier, solvabilité, activité) financiers jugés les plus appropriés pour mieux distinguer les deux groupes d'entreprise (saines ou défaillantes).

Cette fonction de résultat, appelée score Z, est exprimée par la relation

$$Z = 1.2 R_1 + 1.4 R_2 + 3.3 R_3 + 0.6 R_4 + 0.9 R_5$$

R1= Fond de net / Actif total

R2= Bénéfice non réparti / Actif total

R3= Bénéfice avant intérêts et impôts / Actif total

R4= Capitaux propres / Dettes totales

R5 = Chiffre d'affaire H.T / Actif total

Les investisseurs utilisant un score Z pour Altman pour évaluer le risque de crédit de l'entreprise :

- ✚ Si le score Z est inférieur à 1.8 : le risque de problème financier est très élevé et l'entreprise se dirige très probablement vers la faillite.
- ✚ Si le score Z est supérieur à 3 : les entreprises ne courent pas de risque de faillite et ont peu de risques de défaut.
- ✚ Si le score Z est compris entre 1,8 et 2,7 : la probabilité de défaut est élevée.

Les investisseurs peuvent envisager d'acheter des actions si la valeur du score Z est plus proche de 3, et de vendre ou de vendre à découvert l'action si la valeur du score est plus proche de 1,8.

3.2 Modèle de Conan Holder : ^[45]

Le modèle est basé sur un échantillon de 190 petites et moyennes entreprises industrielles : la moitié étant considérées comme saines et l'autre moitié comme défaillantes. Les auteurs ont observé 31 ratios financiers se rapportant à toutes les entreprises de l'échantillon. Ils ont conclu que seuls 5 ratios sont les plus significatifs et ont abouti à la formalisation de la fonction score Z définie par l'équation ci-dessous :

$$Z = 0.24 R_1 + 0.22 R_2 + 0.16 R_3 - 0.87 R_4 - 0.10 R_5$$

R1 = Excédent brut d'exploitation / Total des dettes

R2 = Capitaux permanents / Actif total

R3 = Réalisables et Disponibles / Actif total

R4 = Charges financières / Chiffre d'affaires H.T

R5 = Charges du personnel / Valeur ajoutée

Pour perfectionner la règle de décision des banquiers, les auteurs proposent une probabilité de défaillance selon la valeur du score Z et en fonction de ce score, l'entreprise est considérée comme saine ou défaillante.

L'entreprise, en fonction de cette loi de probabilité de défaillance et du score Z, est classée selon son niveau de risque présumé.

- Si le score $Z > 0.10$: Très bonne situation financière ; risque de défaillance inférieure à 30%.
- Si $0.04 < Z < 0.10$: Zone d'alerte ; probabilité de défaillance de 30% à 65%. Pour l'entreprise
- Si $-0.05 < Z < 0.04$: Zone de danger ; probabilité de défaillance de 65% à 90%.
- Si $Z < -0.05$: Entreprise classée défaillante ; probabilité de défaillance dépassant 90%.

4 Les limites des modèles de score :

Les limites d'une démarche de scoring sont nombreuses :

- Une décision valable doit être basée sur un échantillon représentatif, il faut donc prendre en compte tous les dossiers (acceptés et rejetés).
- Les problèmes de score ne peuvent détecter les changements relatifs au comportement des emprunteurs vis-à-vis du défaut.
- Les modèles de crédit scoring comportent deux types d'erreur : erreur de type I qui a classé comme sain un emprunteur dont la probabilité de défaut est en réalité élevée et l'erreur de type II qui consiste à classer en défaut des emprunteurs sains.
- Les méthodes de scoring ne peuvent être évaluées que sur la base de leur efficacité, c'est à-dire ex-post. Elles mériteraient aussi des remises à jour permanentes, ce qui pourrait aller à l'encontre de leur utilisation concrète.
- La décision pouvant être prise suite à l'utilisation des méthodes de scoring est basée sur une probabilité et non sur une certitude.
- Les méthodes statistiques de scoring supposent comme toute autre méthode statistique que le futur est identique au passé.
- Le risque est expliqué par les seules variables disponibles.
- Il existe un vrai problème de biais de sélection dans l'élaboration d'une méthode de crédit scoring. En effet, les dossiers refusés ne sont pas pris en considération.
- L'application d'un système de scoring nécessite un grand nombre de données et de variables statistiques et serait de ce fait impossible à réaliser sans l'outil informatique.
- La mise en place d'un système de scoring dans une entreprise n'est pas toujours facile à réaliser du fait de la nécessité de son intégration informatique avec les autres systèmes d'information.

Cependant, malgré ses limites, la méthode de score reste l'une des méthodes les plus utilisées pour évaluer le risque de crédit.

Conclusion :

Toute décision prise par la banque implique d'évaluer les risques et d'anticiper ainsi d'évolution de chaque situation. La maîtrise de ce type de risque est aujourd'hui devenue, l'un des axes stratégiques de la gestion des sociétés financière.

Dans ce chapitre nous avons tout d'abord, présenté le crédit scoring. Comme étant une méthode d'évaluation du risque de crédit auquel la banque est exposée, et que cette méthode présente de nombreux avantages, mais aussi elle se caractérise par plusieurs inconvénients.

La construction d'un modèle de crédit scoring passe d'une étape de choix des variables et de la technique à utiliser. Ensuite une étape de validation est entamée pour bien mesurer les performances des modèles construits.

À la fin nous avons donné deux exemples de modèles de crédit scoring (Altman et Conan Holder).

CHAPITRE 03
ELABORATION D'UN CREDIT SCORING CAS
LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET
DE DEVELOPPEMENT
RURAL BADR BORDJ MENAIEL

Introduction :

Dans ce qui précède, nous avons présenté le Crédit Scoring bien détaillé car c'est la méthode la plus utilisée dans la prévision de la défaillance des entreprises, et nous avons construit et présenté l'échantillon et cité aussi les variables explicatives (qualitatives et quantitatives) qui peuvent participer à l'explication de la variable dépendante qu'est le défaut de paiement des entreprises.

Ce chapitre sera consacré à la construction d'un modèle de scoring en : l'implémentation est réalisée en utilisant logiciel SPSS 26.

1 La présentation de l'organisme d'accueil

1.1 Présentation de la BADR :

La Banque de l'Agriculture et du Développement Rural (BADR) est une banque commerciale algérienne. Son réseau compte actuellement près de 327 agences et 39 directions régionales. La densité de son réseau et l'importance de son effectif font de la BADR la première banque à réseau en Algérie.

La BADR est créée le 13 mars 1982 par décret N° 82-106, sous la forme d'une société nationale.

Au début des années 2000, la BADR accorde un crédit de 65 milliards de dinars à Tonic Emballage, une PME algérienne. Cet emprunt a eu des conséquences néfastes sur le fonctionnement de la banque à la suite de la faillite de la société Tonic Emballage. ^[46]

1.2 Historique de la banque BADR :

La banque de l'agriculture et du développement rural (BADR) est une banque publique créée en 1982 dans le but de développer le secteur agricole et de renforcer le monde rural.

Le système BADR a été mis en place avec à vocation agricole lors de sa création, et au fil du temps, notamment lors de la promulgation de la 10/90 en avril 1990 relative à la monnaie et au crédit, la banque universelle intervient dans le financement de tous les secteurs.

La banque de l'agriculture et du développement rural est passée par trois étapes principales dans son développement :

Étape 1982 – 1990 :

Au cours de cette étape, l'intérêt principal de la banque était d'améliorer sa position sur le marché bancaire et de travailler à la promotion du monde rural en adaptant l'ouverture des agences bancaires dans les zones à activité agricole.

Étape 1991 – 1999 :

Selon la loi sur la monnaie et le prêt, par laquelle l'allocation sectorielle des banques a été annulée, l'activité de la banque de développement agricole et rural s'est étendue à divers secteurs de l'économie nationale, en particulier le secteur industriel des petites et moyennes, sans renoncer au secteur agricole diverses agences bancaires.

Cette étape a été marquée par :

- 1991 : le système « SWIFT » a été incorporé pour faciliter le traitement et l'exécution des opérations de commerce extérieur.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

- 1992 : le système « SYBU » est mis en place, ce qui permet d'accélérer les opérations bancaires par biais du télétraitement, et l'utilisation de médias automatisés est également popularisée dans toutes les opérations de commerce extérieur.
- 1993 : achèvement de l'information automatisée dans toutes les opérations bancaires.
- 1994 : mise en service de la carte de paiement et de retrait BADR.
- 1996 : introduction du télétraitement (traitement et réalisation d'opérations bancaires à distance et en temps réel).
- 1998 : mise en service de la carte de retrait interbancaire (CIB)

Étape 2000 – 2004 :

Cette étape a été marquée par la contribution de la banque pour l'agriculture et le développement rural, à l'instar d'autres banques publiques, dans l'accompagnement et le financement des investissements productifs, l'appui au programme de relance économique, et l'évolution vers le développement des PME/PMI, en plus de contribuer au financement secteur du commerce extérieur selon les directives de l'économie de marché, en plus d'étendre sa couverture des différentes régions pays, en ouvrant davantage d'agences, en s'adaptant aux transformations économiques et sociales en cours dans le pays et en répondant aux besoins et aux désirs des clients. La BADR a développé un programme de cinq ans qui se concentre principalement sur la modernisation de ses performances, le développement de ses produits et services, en plus d'adopter l'utilisation des technologies modernes dans le secteur bancaire. L'ambitieux programme a obtenu des résultats importants que nous présenterons comme suit :

- **2000** : Établissement d'un diagnostic complet des forces et faiblesses de la BADR et établissement d'un plan de développement organisationnel par rapport aux normes internationales. En plus généralisation du système de réseau local avec réorganisation logicielle '' SYBU'' en client-serveur.
- **2001** : consolidation comptable et financière. En plus une refonte complète et des procédures raccourcies de traitement, de direction et de pénalités pour les dossiers de crédit. Aujourd'hui, les délais varient entre 20 et 90 jours, selon qu'il s'agit d'un profil d'exploitation ou d'investissement, voire du niveau de sanction (agences locaux d'exploitations, groupe régionaux d'exploitation « ex-succursale », direction générale).

Réalisation du concept de « banques assises » avec des « services personnalisables » et introduction du nouveau plan comptable au niveau de la comptabilité centrale, vulgarisation du réseau MEGA PAC à travers nos agences et structures centrales.

En plus exécution d'une commande relative à la dématérialisation des moyens de paiement et à la transmission d'images d'appoints.

- **2000** : généralisation de la norme de « banque assise » avec « service personnalisé » aux principales agences du territoire national.
- **2004** : ce fut une année spéciale pour la banque car elle a introduit une nouvelle technologie qui accélère la mise en œuvre des opérations bancaires, c'est-à-dire le processus de transfert des chèques via l'image. Et les clients peuvent retirer les chèques à BADR banque en un temps limité. Il s'agit d'une réalisation sans précédent dans le secteur bancaire en Algérie. Les responsables de la BADR Bank ont également travaillé en 2004 pour généralisation l'utilisation des guichets automatiques des Billets (ATM) liés aux cartes de paiement.

En plus : En 2017, la BADR annonce son lancement dans la finance islamique avant la fin de l'année, et ce en offrant des produits bancaires conformes à la Charia islamique.

En mai 2016, la banque ouvre son premier point bourse.

1.3 Les objectifs de la banque de l'agriculture et de développement rural

BADR :

Parmi les objectifs les plus importants fixés par la direction de la banque figurent les suivants :

- Élargir et diversifier les domaines d'intervention de la banque en tant qu'établissement bancaire global.
- Améliorer la qualité et la qualité des services.
- Améliorer les relations avec les clients.
- Obtenir la plus grande part de marché.
- Développer l'activité bancaire pour atteindre une rentabilité maximale.

Pour atteindre ces objectifs, la banque a créé les conditions pour s'engager dans une nouvelle phase caractérisée par des transformations majeures à cause l'ouverture du marché bancaire aux banques privées locales et étrangères.

La banque a apporté des modifications aux règlements et aux structures internes de la banque conformément à l'environnement bancaire national et aux besoins du marché.

La banque cherche également à se rapprocher des clients en fournissant des intérêts qui prennent en charge leurs demandes et leurs préoccupations, et à obtenir le plus grand nombre d'informations liées à leurs besoins, et la banque s'efforçait d'atteindre ces objectifs grâce à ses :

- Augmenter le volume des ressources au moindre coût.
- Développer les activités de la banque en matière de transactions.
- Gestion stricte de la trésorerie de la banque en dinars et devises fortes.

1.4 Les missions de la banque de l'agriculture et de développement rural BADR :

Conformément aux lois et règles applicables dans le domaine bancaire, BADR Bank est chargée des missions suivantes :

- ✓ Gérer toutes les transactions liées aux prêts, aux échanges et aux fonds.
- ✓ Ouverture de comptes pour chaque personne qui en a fait la demande et réception des dépôts.
- ✓ Participer à agrégation de l'épargne.
- ✓ Contribuer au développement du secteur agricole et des autres secteurs.
- ✓ Sécuriser les promotions pour les activités agricoles et ce qui s'y rapporte.
- ✓ Développement de son réseau et transactions en espèces.
- ✓ Diviser le marché bancaire et se rapprocher des professions libérales, des commerçants et des petites et moyennes entreprises.
- ✓ Bénéficier des développements mondiaux dans le domaine bancaire.
- ✓ Dans le cadre de la politique de prêt rentabilité, la banque BADR a engagé les actions suivantes :
 - Développer des compétences d'analyse des risques.
 - Réorganiser l'administration des prêts.
 - Déterminer les garanties liées au montant des emprunts et appliquer des taux d'intérêt en fonction du coût des ressources.

La Banque de l'Agriculture et du Développement Rural est composée de 05 divisions, chacune d'elles a son domaine et ses missions, on distingue :

- Agence locale d'exploitation.
- Groupe régional d'exploitation.
- Direction centrale.
- Direction général adjoint.
- Direction générale.

1.5 L'organigramme de la Direction Générale :

La direction générale est divisée en 6 divisions : direction trésorerie et direction Marketing, direction réseaux d'exploitation, DRH, DGA commerce extérieur et DGA comptabilité. Par ailleurs, le GRE de BOUMERDES appartient à la direction réseaux d'exploitation, où l'état de BOUMERDES compte 7 agences locales d'exploitation sur son territoire, dont BORDJ-MENAIEL et ISSER, DELLYS.....

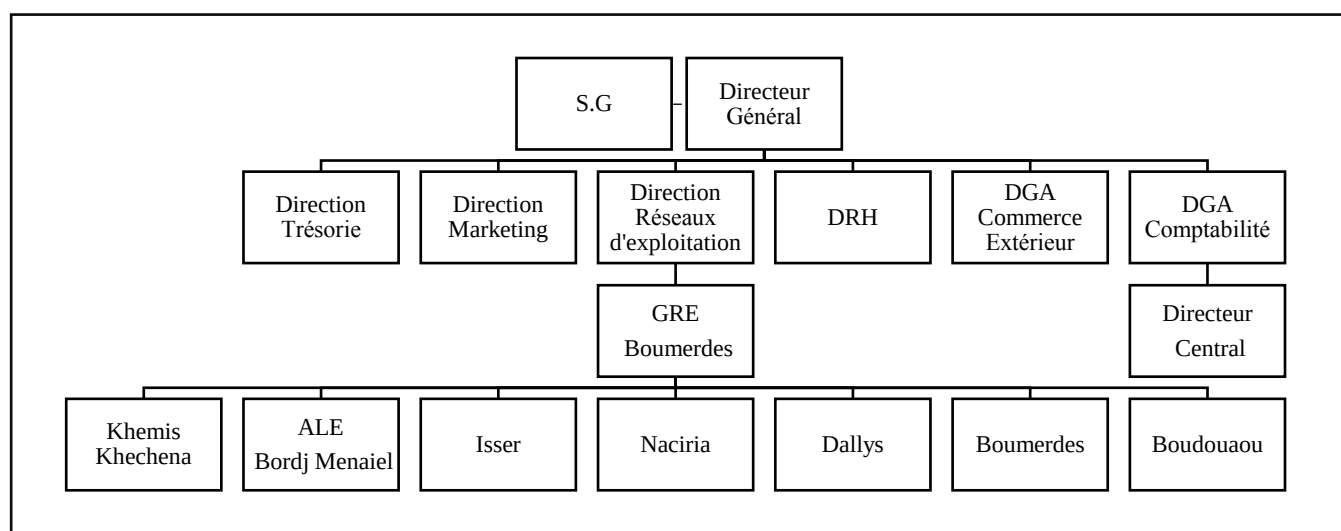


Figure 05 : la structure organisationnelle de la banque centrale de BADR.

1.6 Présentation de l'agence Locale d'Exploitation (ALE) de Bordj

Menaïel :

La banque dispose réseau d'agences sur tout le territoire national, où elle dépend de l'organisation de la décentralisation, où elle confère au groupe régional d'exploitation (GRE) des pouvoirs et une indépendance, ainsi que des missions de contrôle et de contrôle des travaux et activités des agences sous leur responsabilité.

- **Le groupe régional d'exploitation (GRE) :** qui se charge d'organiser, d'activer, d'assister, de contrôler et de suivre les agences bancaires qui lui sont confiées, ce groupe régional d'exploitation est un état, comme c'est le cas dans le groupe régional d'exploitation de BOUMERDES.
- **L'agence locale d'exploitation(ALE) :** elle est représentée par l'agence bancaire de la BADR affiliée à la direction générale et sous la tutelle d'un des groupe régional , comme l'agence locale de BORDJ-MENAIEL affiliée à la direction générale et sous tutelle du groupe régional d'exploitation de la wilaya de BOUMERDES, l'agence locale

d'exploitation gère tout ou partie des opérations bancaires selon leurs zones de présence et ce que leur travail nécessite, où elles interviennent en relation directe avec les clients.

La BADR est une société par actions, le capital de la BADR Bank est estimé à 54000000000,00 DA.

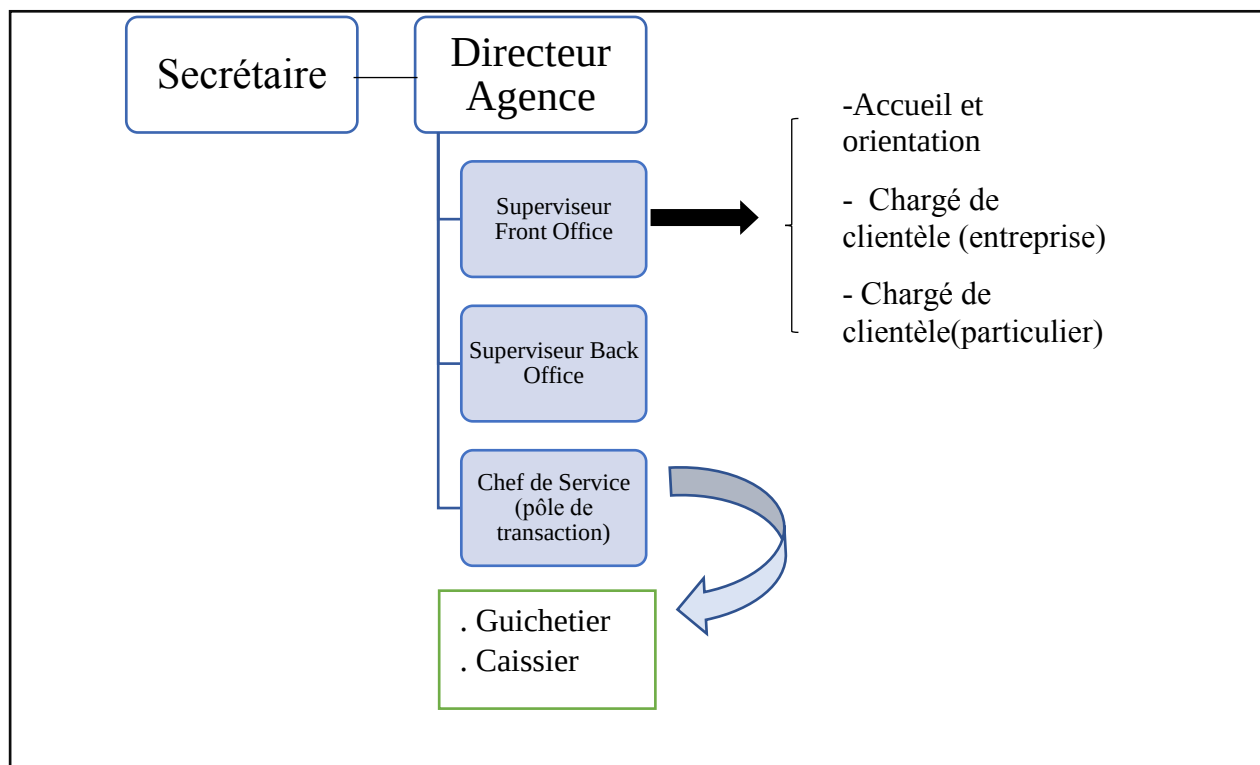


Figure N ° 06 : organisation commerciale agence (OCA).

2 Construction de la base de données :

2.1 Présentation de base de données

Pour construire notre échantillon, nous avons ciblé les petites et moyennes entreprises privées dont le siège est à la banque pour l'agriculture et développement rural (BADR) qui ont bénéficié d'une nouvelle aide ou d'un renouvellement de ligne de crédit d'exploitation au cours de la période 2018-2020.

Notre échantillon comprend 155 entreprises auprès desquelles nous avons pu collecter des bilans, des comptes de résultat et d'autres informations non comptables. Cela nous a permis de calculer certains ratios et d'obtenir des informations suspectées d'être liées à la santé des entreprises.

Les données utilisées seront traitées à l'aide du logiciel d'analyse statistique **SPSS 26 (annexe 1)** (*Statistical Package for the Social Sciences*), qui est l'un des plus répandus dans le monde

professionnel, car couvrant la plupart des besoins en analyse statistique. Il permet non seulement de décrire des données mais aussi de tester des hypothèses statistiques.

- **Le critère de défaillance :**

Dans ce modèle que nous avons construit, nous diviserons l'échantillon en deux classes d'entreprises pour faciliter son étude : une classe saine et une classe défaillante.

Pour diviser l'échantillon en deux classes, nous avons choisi comme critère par défaut le délai de remboursement égal ou supérieur à 03 mois dans lequel la banque doit procéder au provisionnement. Par conséquent, nous avons choisi la période pendant laquelle le retard de paiement affecte les écritures comptables de la banque. Aussi, parce que ce délai conduit à une meilleure séparation entre les entreprises saines et défaillantes car les symptômes d'échec sont plus forts après ce délai.

Cette norme permet également de se conformer à la définition du défaut selon le comité de Bâle.

- **L'échantillonnage :**

À des fins de construction et de validation, nous avons divisé l'échantillon, le premier sera utilisé pour construire le modèle et le second pour valider.

Concernant le type d'échantillonnage, nous avons opté pour un échantillonnage indépendant. C'est-à-dire que les entreprises saines et défaillantes ne sont pas liées les unes aux autres critères, mais sont tirées au sort de manière totalement aléatoire.

Nous avons donc collecté des informations sur 155 entreprises, dont 87 en défaillante et 70 en saines. Ces entreprises se répartissent entre les deux échantillons comme suit :

- **L'échantillon de Construction :**

Notre échantillon de construction se compose de 108 entreprises. Ces entreprises ont été choisies au hasard.

L'échantillon obtenu pour construire notre modèle comprend 56 entreprises en défaillance et 52 entreprises saines, soit environ 52% d'entreprise défaillance et 48% d'entreprises saines.

- **L'échantillon de validation :**

Cet échantillon comprend 47 entreprises, dont 18 sont saines et 29 sont défaillance. Ces modèles seront utilisés pour mesurer la capacité prédictive des modèles construits et donc leur généralisation, soit environ 61.7% d'entreprise défaillance et 38.3% d'entreprises saines.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

Tableau N° 4 : Classement des entreprises selon la nature

Entreprise Échantillon	Saines	Défaillantes	TOTALE
Construction	52	56	108
Validation	18	29	47

Réalisé par nous-même

- **Choix des ratios**

Devant l'insuffisance ou l'inexistence des informations d'ordre qualitatif dans les dossiers des entreprises retenues dans l'échantillon, nous n'avons retenu que les informations comptables et financières sous forme des ratios. Pour faire des rapprochements et de porter des jugements sur les aspects essentiels de la vie des entreprises choisies, on a distingué quatre grandes catégories de ratios : ratios d'équilibre, de structure, d'activité et de rentabilité.

Tableau N ° 5 : Les ratios retenus dans cette recherche

Aspect	Ratio	Intitulé	Formule
Ratio de l'équilibre	R1	Le fonds de roulement	Fonds permanents /immobilisations *100
Ratios de structure	R2	La structure de financement	DLMT/Capitaux permanents*100
	R3	La liquidité générale	Actif circulant/DCT*100
Ratios d'activité	R4	Le risque d'activité	FR/chiffre d'affaires*360
	R5	Le degré d'intégration des frais financière	Frais financière/valeur ajoutée
Ratios de rentabilité	R6	La rentabilité financière	Résultat nets /Fond propre nets*100
	R7	La rentabilité commerciale	Résultat nets / chiffre d'affaires*100

Réalisé par nous-même

- **La construction du modèle :**

Maintenant que nous avons une idée de nos variables et de leur relation à la défaillance, nous voulons construire une fonction qui permet d'exploiter tout le potentiel des variables les plus fortes dans les scores ce qui à son tour nous permet de mieux distinguer les deux groupes.

Nos travaux de construction se déroulent en deux étapes différentes :

Étape 1 : dans cette étape, nous nous concentrerons sur l'identification et la sélection des variables les plus fortes.

Étape 2 : une fois que nous connaissons les variables les plus importantes, nous les utiliserons pour créer à deux fonctions de score en utilisant **l'analyse discriminante** et **la régression logistique**.

Ensuite, nous choisirons la fonction de résultat la plus appropriée elles.

- **La sélection des variables :**

Chacune des méthodes que nous avons présentées possède théoriquement ses propres algorithmes pour sélectionner les variables explicatives les plus significatifs.

Le fait que ces procédures diffèrent dans leurs structures et leurs résultats et qu'elles reposent uniquement sur une signification statistique sans tenir compte de la réalité financière, l'utilisation de ces méthodes doit s'accompagner d'une certaine prudence et les variables choisies doivent être conformes aux théories. Une explication claire doit être fournie dans le cas contraire.

Nous allons donc utiliser chacune de ces procédures et analyser, comparer et valider leurs résultats. Nous appliquerons donc dans notre étude :

- Procédure stepwise (pas à pas) d'analyse discriminante pour réduire le lambda Wilkes.
- Procédure stepwise (pas à pas) de régression logistique basée sur l'optimisation du rapport de la vraisemblance, les variables sont sélectionnées de manière ascendante.

Le choix de ces procédures est précisément dû à leur large utilisation dans les modèles de crédit scoring d'une part et au fait que dans la plupart des cas il n'y a pas des différences entre leurs résultats.

2.2 Construction de la fonction des scores à l'aide de...

2.2.1 La régression logistique :

A. Présentation de la fonction score :

Dans la régression logistique, nous utilisons la procédure ascendante qui maximise le logarithme vraisemblance (et donc la vraisemblance elle-même).

Nous avons de nombreuses options dans le choix de la méthode de sélection mais elles donnent toutes les mêmes résultats.

La variable est présentée lorsqu'elle réduit le moins double log vraisemblance du modèle.

À chaque étape, un test du khi-deux est effectué pour déterminer la significativité (de la vraisemblance) du modèle. Si la vraisemblance n'est pas significative ou si elle diminue une variable qui a déjà été introduite est éliminée pour corriger la vraisemblance est omise. L'opération est répétée de sorte qu'il n'y a aucune possibilité de diminuer la moins double vraisemblance du modèle ou si l'introduction d'une nouvelle variable entraîne la diminution de la vraisemblance ou son non significatif.

Le choix des variables s'est déroulé en 2 étapes et résultat figurant dans le tableau suivant :

Tableau N° 6 : Les variables sélectionnées après 2 étapes

Variable		Log de vraisemblance du modèle	Modification dans le log de vraisemblance -2	ddl	Sig. de la modification
Pas 1	R1:	-74,786	6,281	1	,012
Pas 2	R1:	-72,191	6,879	1	,009
	R6:	-71,645	5,787	1	,016

Traitement SPSS (annexe 2)

Le tableau ci-dessus montre à chaque étape qu'il y a un changement significatif dans la statistique -2 log de vraisemblance, lorsqu'une variable est incluse dans le modèle sachant que la valeur de cette statistique doit être significative. À chaque « pas » on compare cette statistique avec la valeur du khi-deux à « nombre de variables testées » degrés de liberté, et elle doit dépasser un certain seuil (table de khi deux) pour que la variable soit conservée, ce qui est le cas des variables retenues (la signification est inférieure à 5%).

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

Ainsi, on constate que le ratio « R1 » est la variable qui diminue le plus la vraisemblance du modèle, du coup cette variable est influente dans la classification des entreprises.

Cependant, il est nécessaire d'évaluer la significativité statistique des coefficients estimés des variables conservées afin de s'assurer que chaque variable contribue à la prédiction de la défaillance.

Le tableau ci-dessous montre la différence dans le modèle avant et après l'ajout de la dernière variable. Ainsi la statistique de Wald (le carré de la statistique de Student) nous a permis de vérifier la significativité des coefficients.

Tableau N °7 :de la dernière étape de la régression logistique

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)	Intervalle de confiance 95% pour EXP(B)	
								Inférieur	Supérieur
Pas 1 ^a	R1:	-1,896	,782	5,875	1	,015	,150	,032	,696
	Constante	1,008	,436	5,357	1	,021	2,741		
Pas 2 ^b	R1:	-2,064	,820	6,331	1	,012	,127	,025	,634
	R6:	-2,532	1,262	4,030	1	,045	,079	,007	,942
	Constante	1,552	,531	8,562	1	,003	4,723		

Traitement SPSS (annexe 2)

À partir de ces résultats, nous remarquons qu'à cette étape, la statistique de Wald est significative pour toutes les variables à un seuil inférieur à 5%, donc les coefficients pour significativement différents de zéro contribuent à l'amélioration du modèle.

- EXP(B) appelé « odds ratio » permet avec son intervalle de confiance de se faire une idée précise de chaque variable à laquelle elle correspond.

Le sens d'un coefficient B et EXP(B) indique le sens de la relation, c'est-à-dire l'influence de la variable retenue sur la probabilité de défaut, on voit que la relation est négative pour R1 et R6 ont une influence sur la probabilité de défaut car la valeur 1 n'appartient pas aux intervalles de confiance de l'exponentiels de leurs coefficients.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

Tableau N° 8 : Taux de bon classement

Observé			Prévisions		
			y		Pourcentage correct
			saine	défaillante	
Pas 1	y	saine	29	23	55,8
		défaillante	17	39	69,6
	Pourcentage global				63,0
Pas 2	y	saine	29	23	55,8
		défaillante	19	37	66,1
	Pourcentage global				61,1
a. La valeur de coupe est ,500					

Traitement SPSS (annexe 2)

- ❖ Notre modèle, nous a permis de classer 66 entreprises parmi 108 dans leurs classes d'origine, donc il nous a procuré un taux de bon classement globale de : 66/108 qui égal à 61.1%.

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

$$Z = -2,064 R1 - 2,532 R6 + 1,552$$

Où :

Z : la valeur de score.

R1 : Le fonds de roulement

R6 : La rentabilité financière

Donc, plus le score est élevé plus la probabilité de défaut est faible selon la formule suivante :

$$Z_{RL} = \log \left(\frac{P_i}{1+P_i} \right)$$

P_i : La probabilité que l'entreprise soit défaillante ($P_i = P(Y=1)$), avec :

$$P_i = (-2,064 R1 - 2,532 R6 + 1,552) = \frac{e^{-2,064 R1 - 2,532 R6 + 1,552}}{1 + e^{-2,064 R1 - 2,532 R6 + 1,552}}$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-(-2,064 R1 - 2,532 R6 + 1,552)}}$$

Si : $P_i \geq 0.5$ alors l'entreprise est classée parmi les entreprises défaillantes.

Si : $P_i < 0.5$ l'entreprise est classée dans le groupe des entreprises saines.

B. La validation du modèle :

• **Test de Hosmer-Lemeshow (ajustement du modèle) :**

La division de l'échantillon en dix classes et le calcul de la statistique de Hosmer-Lemeshow acceptent l'égalité du nombre de défaut prévu par le modèle et celui effectif.

Tableau N ° 9 : de contingence pour le test de Hosmer et Lemeshow

		y = saine		y = défaillante			Total
		Observé	Attendu	Observé	Attendu		
Pas 2	1	8	8,560	3	2,440		11
	2	7	6,964	4	4,036		11
	3	6	6,432	5	4,568		11
	4	6	5,831	5	5,169		11
	5	6	5,463	5	5,537		11
	6	6	5,080	5	5,920		11
	7	5	4,610	6	6,390		11
	8	3	3,976	8	7,024		11
	9	3	3,131	8	7,869		11
	10	2	1,953	7	7,047		9

Traitement SPSS (annexe 2)

❖ Le test de Hosmer-Lemeshow permet de savoir si le modèle spécifié est bon ou mauvais.

Il s'appuie sur le test d'hypothèse suivant :

- **H0 : Ajustement bon**
- **H1 : Ajustement mauvais**

La règle de décision est :

- On accepte l'hypothèse H0 si la valeur de la probabilité (Significativité) est supérieure à 5%.
- On refuse l'hypothèse dans le cas contraire.

Tableau N °10 : Test de Hosmer et Lemeshow

Test de Hosmer et Lemeshow			
Pas	Khi-carré	ddl	Sig.
2	1,102	8	,998

Traitement SPSS (annexe 2)

L'ajustement du modèle est bon car la significativité du Khi-Carré à 8 degrés de libertés (ddl) « khi-deux = $1.102 < \chi_8^2 = 15.5073$ au seuil $\alpha=5\%$ » vaut 0,998, soit 99.8%, d'où on accepte H_0 .

• **Qualité du modèle (tests de significativité globale) :**

La qualité du modèle est évaluée par la log vraisemblance. Plus la vraisemblance est élevée ou plus la valeur du -2 log (vraisemblance) est faible, meilleure est la qualité du modèle.

Tableau N ° 11 : L'intensité de la relation en défaillance et les variables explicatives

Pas	Log de vraisemblance -2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerkelk
2	137,504 ^b	,106	,141

Traitement SPSS (annexe 2)

Ce coefficient permet de vérifier si le modèle est bien ajusté aux données, d'après le tableau récapitulatif qui présente les valeurs de R^2 de Cox et Snell, R^2 de Nagelkerkelk sous SPSS, Selon ces résultat 14.1% de la variance totale s'explique par modèle illustré à l'aide du R-deux de NAGELKERKELK, ainsi que par la force de la relation entre les variables explicatives.

La valeur R-deux indiquent l'ajustement moyen du modèle estimé aux données, ce qui reflète la rationalité de choix des variables explicatives et recommande la qualité moyenne d'estimation des coefficients.

• **Test de Wald :**

Tableau N °12 : Test de nullité des coefficients des variables

		B	Wald	Sig.	Exp(B)
Pas 2 ^b	R6:	-2,532	4,030	,045	,079
	R1:	-2,064	6,331	,012	,127

Traitement SPSS (annexe 2)

D'après le résultat de tableau au-dessus, le test de Wald montre que tous les paramètres sont significativement différents de zéro car les valeurs calculées de la statistique de Wald sont supérieures à la valeur tabulée de khi-deux à 1 degré de liberté (3.814) ce qui confirme par les significations de chacun des paramètres qui sont toutes inférieures à 5%.

• **Test du rapport de vraisemblances :**

Le principe de ce test est de tester l'hypothèse de nullité des paramètres de la fonction de crédit scoring après l'introduction de toutes les variables.

Ce test est fait grâce à la statistique suivante : $LRT = -2(\log L_0 - \log L_1) \sim \chi^2_2$

Où :

-2logL₀ : représente le log de la vraisemblance du modèle avec le terme constant seul.

-2logL₁ : représente le log de la vraisemblance du modèle avec toutes les variables.

Selon les hypothèses suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \text{les paramètres sont nuls ;} \\ H_1: \text{les paramètres ne sont pas nuls.} \end{array} \right.$$

On accepte H₁, si $LRT > \chi^2_2$

Tableau N ° 13 : Test de significativité globale

-2LOG L₀	-2OG L₁	Statistique	Signification LTR
149.572	137.405	12.068	0.0000

Réalisé par nous-même

Les résultats du test de khi-deux significativité globale du modèle nous amène à refuser l'hypothèse de nullité des tous les coefficients ($LRT > \chi^2_2 = 5.99$ au seuil $\alpha=5\%$). Les variables donc ont un pouvoir explicatif dans le modèle et leur apport à la vraisemblance est significatif.

C. Les performances du modèle :

- Le re-substitution est validation croisée :

Tableau N ° 14 : résultats des reclassements dans l'échantillon de construction

Table de classification^a

Observé		Prévisions		
		y		Pourcentage correct
		saine	défaillante	
Y	saine	29	23	55,8
	défaillante	19	37	66,1
Pourcentage global				61,1

Traitement SPSS (annexe 2)

Ce tableau nous permet de calculer les différents taux de classification :

- Le taux de bonne classification des entreprises saines = $29 / (29+23) = 55.77\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillantes = $37 / (19+37) = 66.07\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillantes = $37 / (23+37) = 61.67\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines = $29 / (29+19) = 60.42\%$
- Le taux de bonne classification globale = $(37+29) / 108 = 61.11\%$
- Le taux d'erreur de classement = $(19+23) / 108 = 38.89 \%$

Le modèle affecte les entreprises à leurs classes de défaillance avec seulement un risque d'erreur dans le classement égal à 38.89%. Avec ce taux le modèle est moyen performant s'il garde cette capacité de classement sur l'échantillon de validation.

Un taux d'erreur supérieur à la moyenne. Ce taux d'erreur est dû au problème d'incohérence des informations pour les très petites entreprises. En effet l'emprunteur, notamment dans le cas des très petites entreprises, peut cacher un certain nombre d'informations de base à la banque et présenter ainsi un bilan ne reflète pas la réalité.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

Tableau N ° 15 : résultats des reclassements dans l'échantillon de validation :

Entreprises		Classes d'affectation prévues		
		saine	défaillante	totale
Y	saine	10	8	18
	défaillante	2	27	29
Totale		12	35	47

Traitement SPSS (annexe 5)

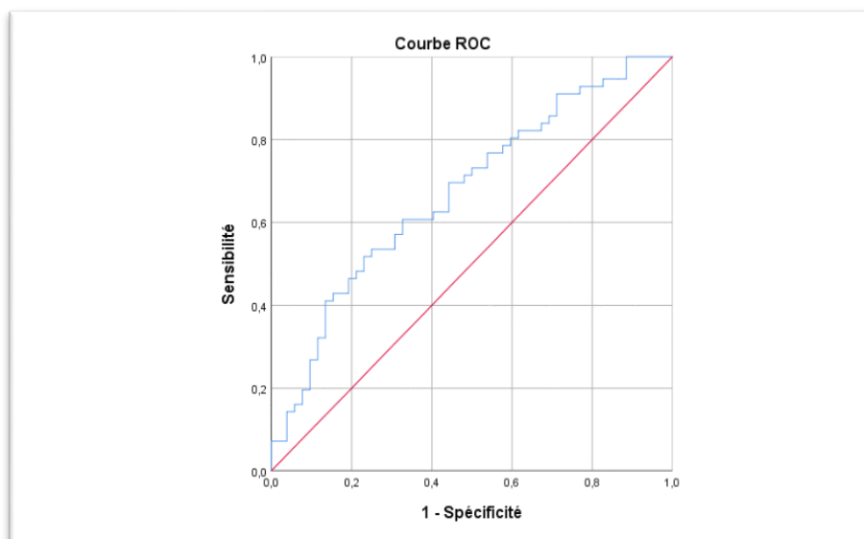
Ce tableau nous permet de calculer les différents taux de classification :

- Le taux de bonne classification des entreprises saines = $10 / (10+8) = 55.56\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillantes = $27 / (2+27) = 93.10\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillantes = $27 / (8+27) = 77.14\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines = $10 / (2+10) = 83.33\%$
- Le taux de bonne classification globale = $(10+27) / 47 = 78.72\%$
- Le taux d'erreur de classement = $(2+8) / 47 = 21,28\%$

L'échantillon de validation nous a procuré un taux de bon classement de 78.72% qui est supérieur au taux de bon classement de l'échantillon de construction, donc nous pouvons conclure que le modèle construit par la régression logistique est performant.

- **La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic):**

Figure N °7 : la courbe ROC de la RL (régression logistique)



Traitement SPSS (annexe 5)

Tableau N °16 : surface sous la courbe ROC

Zone sous la courbe				
Variable(s) de résultats tests: probabilité prédite				
Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,674	,052	,002	,573	,775
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

Traitement SPSS (annexe 5)

Sensibilité : le taux de vrais positifs ou la probabilité de décider qu'un individu est positif alors qu'en fait il est positif (0 : saine).

Spécificité : mesure le taux de vrais négatifs, ou la probabilité de décider qu'un individu est négatif sachant qu'ils sont en fait il est négatif (1 : défaillante).

À partir de ce graphique, nous remarquons que notre courbe modèle se situe entre le modèle aléatoire et le modèle parfait.

L'estimation de l'aire sous la courbe ROC pour la probabilité attendue (indice de performance) est mesuré par $AUC = 0.674$ qui est proche de 1 (elle a 95% de chance d'être dans la période $[0.573, 0.775]$) ce qui signifie qu'un bon modèle a également une signification inférieure à 5% (0.002) pour cela nous rejetons l'hypothèse nulle selon laquelle le modèle logistique est similaire au modèle aléatoire. Nous pouvons donc conclure que notre modèle est performant et l'erreur de type I est faux et ils sont moins importants.

Note : deux types d'erreurs peuvent survenir dans un problème de classification.

- Une erreur de « type I » consiste à classer l'emprunteur comme étant en défaillance lorsqu'il est en bonne santé.
- Une erreur de « type II » consiste à classer l'emprunteur comme étant en bonne santé lorsqu'il est une défaillance.

Chacune de ces erreurs de classification génère des coûts liés à la mauvaise décision, et le risque devient plus coûteux lorsqu'il s'agit d'erreurs du second type.

2.2.2 Analyse discriminante :

Comme son nom l'indique, l'analyse discriminante vise à discriminer, s'opposer et différencier. C'est une méthode statistique multidimensionnelle qui vise à expliquer le caractère qualitatif par la médiane de variable quantitatives explicatives décrivant les individus. C'est une méthode surtout utilisée par les banques pour scoring.

Les objectifs de l'analyse discriminante sont différents. L'analyse discriminante vise à résoudre deux catégories de problèmes :

- Comment séparer deux groupes d'individus en utilisant des critères mesurés par rapport à ces individus, dans notre cas, différencier les entreprises défaillantes et les entreprises saines par un ensemble de ratios comptables et financiers.
- Comment réaffecter ces individus à leurs groupes ? comment définir la catégorie du nouvel individu avec la seule connaissance de la valeur des critères choisis ? (Ceci est une analyse en vedette à des fins de prise de décision).

Dans cette recherche, notre objectif est double : descriptif et critique, et donc deux approches de l'analyse discriminante seront utilisées.

A. Présentation de la fonction score :

L'utilisateur aura le choix entre la fonction de discrimination(une) et les fonctions de classification (dans notre cas : deux). Le traitement de notre base de données avec SPSS26 nous a permis de définir la fonction résultat suivante :

Tableau N °17 : fonction score identifiée

Coefficients de la fonction discriminante canonique	
	Fonction
	1
R1:	2,985
R6:	2,713
(Constante)	-1,990

Traitement SPSS (annexe 3)

Nous concentrerons notre analyse sur la signification globale du modèle et sur sa capacité prédictive du modèle.

La corrélation de la variable de remboursement par défaut (comportement actuel) avec les variables partitionnées par analyse discriminante a créé la fonction de score « Z » suivante :

$$Z = 2.985R1 + 2.713R6 - 1.990$$

Le score moyen est calculé à partir de la fonction discriminante, où l'on remplace les valeurs individuelles par les moyens des variables indépendantes pour le groupe dont on s'occupe. C'est-à-dire par comparaison avec un score discriminant « moyen » pour chaque groupe.

Les scores discriminants moyens pour les deux groupes sont donnés ainsi :

Ce tableau permet de tracer deux seuils qui divisent l'échantillon total en deux groupes (saine, défaillante).

Tableau N ° 18 : Fonctions aux centroïdes des groupes

Fonctions aux centroïdes des groupes	
	Fonction 1
Appartenance	Scores moyens
saine	$u_1 = 0,338$
défaillante	$u_2 = -0,314$

Traitement SPSS (annexe 3)

On constate que la relation est directe, plus le score est élevé, plus l'entreprise présente un comportement sain. Ainsi, on conclut que le risque et le score sont corrélés négativement, L'augmentation du score va diminuer le risque.

- **Si : $Z > 0.338$** : l'entreprise est considéré comme saine.
- **Si : $Z < -0.314$** : l'entreprise est considéré comme défaillante.
- **Si : $-0.314 < Z < 0.314$** : l'entreprise se trouve dans une situation de doute.

On doit déterminer un score qui joue le rôle de frontière entre les groupes (à partir de quel score peut-on affecter les individus au groupe 0 (entreprises saines) et non pas au groupe 1 (entreprises défaillantes) ?).

Le score critique est égal à la moyenne des moyennes des scores des groupes. Dans notre cas, ce score est égal ($0.338 - 0.314 / 2 = 0.012$)

Donc le score frontière = 0.012

Cette situation nous emmené à constater que chaque entreprise peut se classer selon la règle de décision suivante :

Tableau N °19 : règle de décision

Valeur du score	Affectation selon notre modèle
$Z \geq 0.012$ (score positif)	Saine
$Z < 0.012$ (score négatif)	Défaillante

Réalisé par nous-même

Mais, il est à noter qu'il existe une zone d'incertitude située entre les deux centres de gravité des deux groupes (0.338 et -0.314). Cette zone ne permet pas de se prononcer définitivement sur la défaillance ou non des entreprises, ce sont les dossiers tangents.

Concernant les fonctions de classification, le tableau n° 15 ci-dessous donne les coefficients de ces deux fonctions fournis par le traitement statistique. Ces coefficients permettent de classer les entreprises dans les classes.

Tableau N ° 20 : Coefficients des fonctions de classement

Coefficients de la fonction de classement		
	y	
	saine	défaillante
R1:	8,480	6,534
R6:	4,433	2,665
(Constante)	-3,595	-2,290

Traitement SPSS (annexe 3)

Et donc les fonctions de classement peuvent s'écrire comme suit :

$$Z_{\text{saine}} = 8.480R1 + 4.433R6 - 3.595$$

$$Z_{\text{défaillante}} = 6.534R1 + 2.665R6 - 2.290$$

Chaque entreprise est classée selon le score obtenu ; elle est affectée au groupe dans lequel elle obtient le plus grand score.

B. Tests du modèle élaboré

Généralement, on teste la capacité prédictive de la fonction score soit par des tests statistiques faisant appel à des hypothèses probabilistes, soit par un test pragmatique par le biais de la matrice de confusion. Concernant les premiers tests, nous utilisons la corrélation canonique et Lambda de Wilks.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL

- **La valeur propre et la corrélation canonique :**

La première composante de nos résultats donnée par SPSS est la valeur propre :

Tableau N ° 21 : la valeur propre

Valeurs propres				
Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,108 ^a	100,0	100,0	,312

Traitement SPSS (annexe 3)

La valeur propre λ est égal à 0.097 (le carré de la corrélation canonique) ce qui indique une grande interférence entre les deux grande groupes (saine et défaillante).

- **Lambda de Wilks :**

Lambda de Wilk's est un test qui propose deux hypothèses :

H₀ : il existe une égalité des moyennes entre les deux groupes (sains et défaillants) donc les variables ne discriminent pas ;

H₁ : il n'y a pas d'égalité des moyennes donc les variables retenues par le modèle discriminent entre les deux groupes d'emprunteurs et donc l'hypothèse (H₀) sera rejetée, ce qui signifie que le modèle a correctement classé les variables explicatives.

Nous avons résumé dans ce tableau les différentes valeurs calculées :

Tableau N ° 22 : Test de Lambda de Wilks

Lambda de Wilks				
Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	,903	10,771	2	,005

Traitement SPSS (annexe 3)

La valeur de lambda de Wilks étant augmenté, et égale à 0.903 est donc plus proche de 1, avec un khi-deux ayant un degré de significative égale à 0.005.

Le test statistique de l'égalité des moyennes des deux groupes est rejeté l'hypothèse H₀ selon laquelle les moyennes sont égale, donc les variables du modèle ont un pouvoir de discrimination entre les deux groupes et lambda de WILKS reste significatifs.

C. Les performances du modèle :

• **Le re-substitution et la validation croisée :**

La solidité du score est évaluée par rapport au taux de bon classement global, ce qui signifie qu'un certain nombre d'entreprises se classent bien en fonction de leurs scores.

❖ **Les résultats d'affectation relative à l'échantillon de construction :**

L'application de la fonction score sur l'échantillon de construction qui contient 108 entreprises, dont 52 saines et 56 défaille, a donné les résultats suivants, résumé dans le tableau ci-dessus

Tableau N ° 23 : Résultats d'affectation relative à l'échantillon de construction.

Résultats du classement ^a					
		y	Appartenance au groupe prévu		Total
			saine	défaillante	
Original	Effectif	saine	32	20	52
		défaillante	19	37	56
	%	saine	61,5	38,5	100,0
		défaillante	33,9	66,1	100,0
a. 63.9% des observations originales sont classées correctement.					

Traitement SPSS (annexe 3)

Interprétation du tableau n°23

- **Sur 52 entreprises saines du groupe 1 (G1) la fonction « Z » a donné les résultats suivants :**
 - 32 entreprises de G1 sont bien classées et représenter par un taux de bon classement égal à 61.5%.
 - 20 entreprises de G1 sont classées dans le groupe 2 (G2) avec un taux d'erreur de classement égale à 38.5%.
- **Plus les 56 entreprises considérée dans G2, nous avons :**
 - 37 entreprises sont bien classées avec un taux de bon classement atteignant 66%.
 - 19 entreprises de G2 sont mal classées avec un taux d'erreur égale à 33,9%.

Nous retiendrons de ces résultats que le taux de bon classement global pour l'échantillon de construction, qui se calcule comme suit : $[(32+37) / 108] = 63,9\%$.

Le taux d'erreur globale du même échantillon est : $[(19+20) / 108] = 36,1\%$.

❖ **Les résultats d'affectation relative à l'échantillon de validation :**

L'application de la fonction score sur l'échantillon de validation qui contient 49 entreprises, dont 18 saines et 31 défailante, à dégager les résultats suivants, résumé par le tableau ci-dessus :

Tableau N ° 24 : Résultats d'affectation relative à l'échantillon de validation

Résultats du classement ^a					
		Y	Appartenance au groupe prévu		Total
			saine	défaillante	
Original	Effectif	saine	11	7	18
		défaillante	3	26	29
	%	saine	61,1	38,9	100,0
		défaillante	10,3	89,7	100,0
a. 78.7% des observations originales sont classées correctement.					

Traitement SPSS (annexe 6)

Interprétation du tableau n° 24 :

- **Sur 18 entreprises saines du groupe 1(G1) la fonction « Z » a donné les résultats suivants :**
 - 11 entreprises de G1 sont bien classées et représenter par un taux de bon classement égal à 61,1%.
 - 7 entreprises de G1 sont classées dans le groupe 2 (G2) avec un taux d'erreur de classement égale à 38,9%.
- **Plus les 31 entreprises considérées dans G2, nous avons :**
 - 26 entreprises sont bien classées avec un taux de bon classement atteignant 89,7%.
 - 3 entreprises de G2 sont mal classées avec un taux d'erreur égale à 10,3%.

Nous retiendrons de ces résultats que le taux de bon classement global pour l'échantillon de validation, qui se calcule comme suit : $[(26+11) / 47] = 78,72\%$.

Le taux d'erreur globale du même échantillon est : $[(3+7) / 47] = 21,28\%$.

Cependant, le pourcentage d'entreprises reclassées ne doit pas être correctement analysé au thermes l'absolu. Il doit être comparé au pourcentage qui serait obtenu si les entreprises l'on reclassées au hasard. Pour ce faire, un test Q de Presses. Ce test vérifie que le pourcentage d'entreprises correctement classées est significativement plus important que celui donné par un choix aléatoire. La statistique calculée suit une loi de Khi-deux (χ^2) à 1 degré de liberté.

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL

L'hypothèse nulle est l'égalité des deux valeurs, c'est-à-dire le nombre d'individus qui sont aléatoirement bien classés et le nombre d'individus classés par la fonction discriminante.

L'expression de ce test est la suivante :

$$Q_{\text{presse}} = [n - (nc \times p)]^2 / n \times (p-1)$$

Avec :

n : le nombre des entreprises de l'échantillon.

nc : le nombre des entreprises correctement classées.

p : le nombre de groupes.

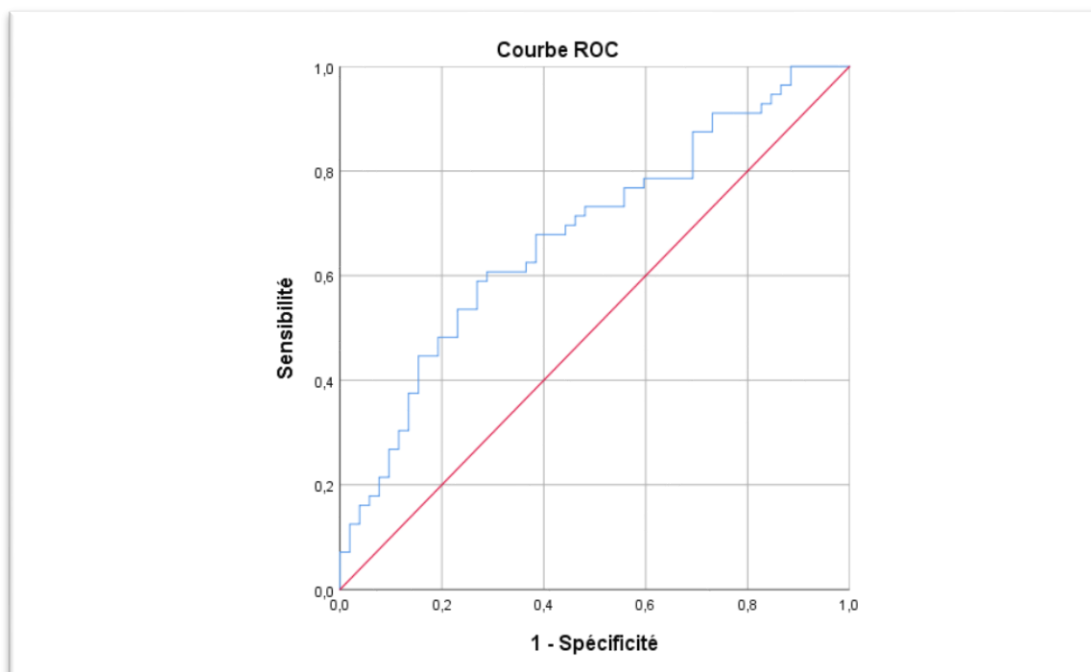
Dans notre cas :

$$Q_{\text{presse}} = [47 - (37 \times 2)]^2 / 47 \times (2-1) = 15,51$$

La valeur critique du X^2 à 1 degré de liberté est égale à 3,84, l'hypothèse nulle ne doit être rejetée. La fonction discriminante est donc significativement plus performante que le hasard pour reclasser correctement les entreprises.

- **La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic):**

Figure N°8 : la courbe ROC de là AD (analyse discriminante) :



Traitement SPSS (annexe 6)

CHAPITRE 03 : ELABORATION D'UN CREDIT SCORIG (CAS LA BANQUE DE L'AGRICULTURE ET DE DEVELOPPEMENT RURAL BADR BORDJ MENAIEL)

Tableau N° 25 : surface sous la courbe ROC.

Zone sous la courbe				
Variable(s) de résultats tests: Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1				
			Intervalle de confiance asymptotique à 95	
			%	
Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Borne inférieure	Borne supérieure
,678	,051	,001	,577	,779
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

Traitement SPSS (annexe 6)

Sensibilité : le taux de vrais positifs ou la probabilité de décider qu'un individu est positif alors qu'en fait il est positif (0 : saine).

Spécificité : mesure le taux de vrais négatifs, ou la probabilité de décider qu'un individu est négatif sachant qu'ils sont en fait il est négatif (1 : défaillante).

À partir de ce graphique, nous remarquons que notre courbe modèle se situe entre le modèle aléatoire et le modèle parfait.

L'estimation de l'aire sous la courbe ROC pour la probabilité attendue (indice de performance) est mesuré par $AUC = 0.678$ qui est proche de 1 (elle a 95% de chance d'être dans la période $[0.577, 0.779]$) ce qui signifie qu'un bon modèle a également une signification inférieure à 5% (0.001) pour cela nous rejetons l'hypothèse nulle selon laquelle le modèle logistique est similaire au modèle aléatoire. Nous pouvons donc conclure que notre modèle est performant et l'erreur de type I est faux et ils sont moins importants.

2.3 Le choix entre les deux fonctions de scores construites :

Comme étape finale dans la construction de la fonction de score, nous comparerons les performances des deux modèles obtenus à l'aide d'une analyse discriminante et d'une régression logistique. Le travail avec les meilleures performances sera retenu.

2.3.1 La comparaison entre les fonctions :

Le tableau qui va suivre nous montre les coefficients des scores de l'analyse discriminante et de la régression logistique.

Tableau N °26 : récapitulatif des fonctions des scores

Variables	Coefficients	
	AD	RL
R1	2.985	-2.064
R6	2.713	-2.532
Constants	-1.990	1.552
Seuil de discrimination(c)	0.012	0.0000
Score< à c	Défaillante	Défaillante

Réalisé par nous-même

Les variables n'ont pas les mêmes signes qu'elles soient pour la fonction de scores d'analyse des discriminante ou celles pour la régression logistique

Comparer les valeurs des coefficients n'a pas de sens tant que les deux fonctions sont construites de manières différentes. Il est préférable de comparer les performances des deux fonctions.

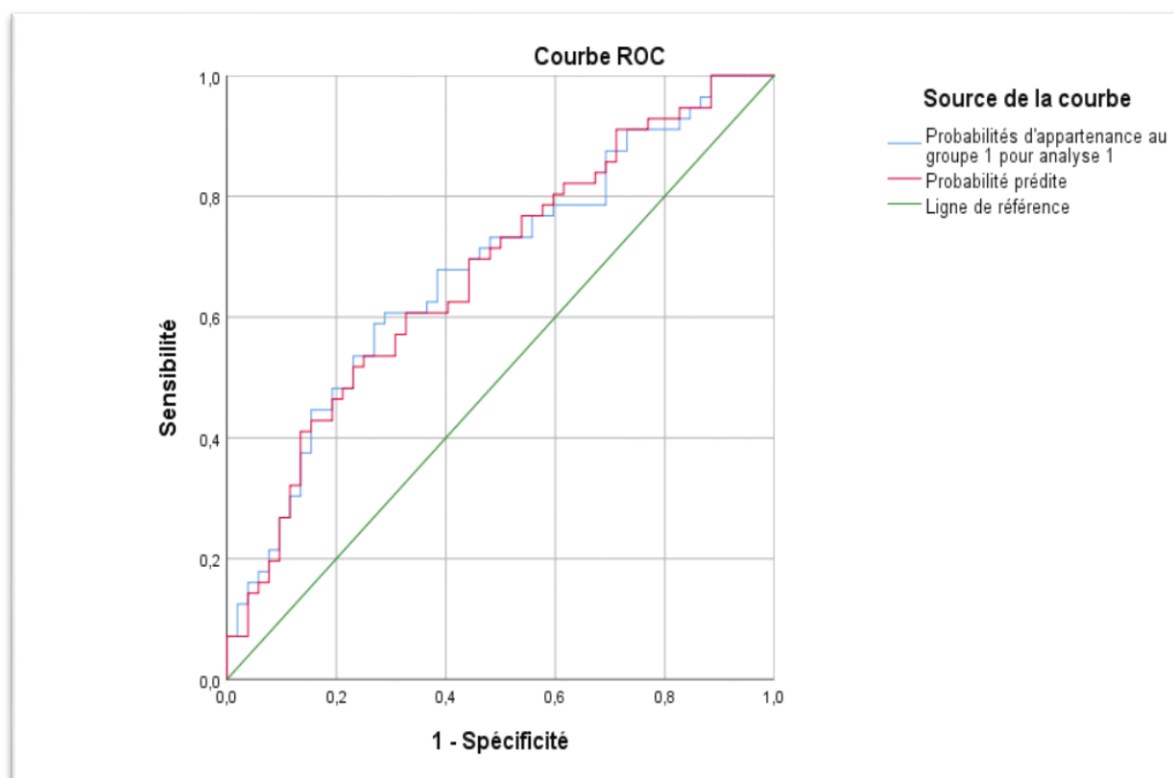
Cela rend intéressant de comparer les performances et utiliser les deux méthodes sur le même ensemble de variables. Cela nous permettra de définir plus efficace pour construire la fonction résultat indépendamment des performances des variables utilisées.

2.3.2 La courbe de performance :

Les courbes de performances présentent un intérêt particulier lorsqu'elles sont utilisées pour comparer deux modèles de crédit scoring.

Nous comparerons la courbe ROC des deux modèles plus l'AUC (surface sous la courbe ROC). Le graphe suivant montre les courbes ROC pour les deux modèles que nous sommes en train de comparer les performances.

Figure N° 09 : les courbes ROC des deux fonctions des scores (annexe 4)



Traitement SPSS

La courbe ROC de l'analyse discriminante confirme la supériorité de l'analyse discriminante la surface sous la courbe ROC de l'analyse discriminante étant, par simple observation visuelle, supérieure à celle dans le cas de régression logistique. Les calculs des surfaces sous les deux courbes donnent les résultats suivants :

Tableau N° 27 : les AUC des deux fonctions des scores

Zone sous la courbe					
Variable(s) de résultats tests	Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
				Borne inférieure	Borne supérieure
Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1	,678	,051	,001	,577	,779
Probabilité prédite	,674	,052	,002	,573	,775
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique					
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5					

Traitement SPSS (annexe 4)

On a :

$$AUC_{RL}=0.674$$

$$AUC_{AD}= 0.678$$

La surface sous la courbe ROC de l'analyse discriminante est supérieur à la surface sous la courbe ROC de régression logistique. Selon cette mesure, le modèle construit avec l'analyse discriminante est plus performant que celui construit avec régression logistique.

2.3.3 Les taux de bonne classification et la validation croisée :

Le tableau suivant montre les différents taux de classement calculé sur l'échantillon de construction pour les deux méthodes :

Tableau N° 28 : taux de classement dans l'échantillon de construction pour les deux fonctions

Taux	Valeurs	
	AD	RL
- Le taux de bonne classification des entreprises saines	61.54%	55.77%
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillantes	66.07%	66.07%
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillantes	64.91%	61.67%
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines	62.75%	60.42%
- Le taux de bonne classification globale	63.98%	61.11%

Réalisé par nous-même

L'observation des taux classification dans l'échantillon de construction montre que le modèle d'analyse discriminante et la régression logistique ont la même capacité à reconnaître les entreprises défaillantes, de plus la régression logistique a une capacité plus faible à identifier les entreprises un bonne sans. En général, les modèles d'analyse discriminante classent mieux les entreprises.

Cette comparaison devient plus intéressante dans l'échantillon de validation car les emplois créés sont indépendants de leurs observations. Le tableau suivant présent les taux de classement dans l'échantillon de validation.

Tableau N° 29 : taux de classement dans l'échantillon de validation pour les deux fonctions

Taux	Valeurs	
	AD	RL
- Le taux de bonne classification des entreprises saines	61.11%	55.56%
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillantes	89.67%	93.10%
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillantes	78.79%	77.14%
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines	91.66%	83.33%
- Le taux de bonne classification globale	78.72%	78.72%

Réalisé par nous-même

L'observation des taux de classement montre dans l'échantillon de validation montre que le modèle de la régression logistique reconnaît mieux les entreprises défaillantes mais moins les entreprises saines.

Les deux modèles de la régression logistique et l'analyse discriminante ont donné le même taux de bonne classification globale des entreprises.

Globalement, les différents taux de bonne classification du modèle de l'analyse discriminante sont meilleurs que ceux du modèle de régression logistique. Nous déduisons que le modèle de l'analyse discriminante est plus performant dans la prévision de la défaillance.

Nous allons donc retenir comme résultats de notre étude la fonction de l'analyse discriminante suivante :

$$Z = 2.985R1 + 2.713R6 - 1.990$$

3 Limites et perspectives de la recherche :

L'utilisation des outils classiques par notre système bancaire pour se couvrir contre les risques de crédit rend l'évaluation de ce risque plus difficile.

Dans le cadre de nos recherches nous sommes intéressés aux démarches pratiques à suivre pour mettre en place la fonction score au sein d'une banque. Notre fonction est destinée à la prédiction des défaillances d'entreprises auprès de BADR Bank. Elle est construite, comme la plupart de ce type de modèles, sur la base des informations comptables et financières.

➤ **Limites de la recherche**

Malgré tout l'intérêt portée à la méthode d'élaboration du modèle proposée, celle-ci présente plusieurs limites, notamment :

- La principale limite de cette recherche réside dans l'utilisation d'un seuil pour la définir des groupes de variables « fortement » corrélées. En effet, les résultats des tests sont validés s'il n'y pas corrélation ou de corrélation parfaite entre variables.

En revanche, il n'est pas possible d'être catégorique sur la force de l'association, à l'exception d'une corrélation parfaite.

- Ne pas avoir un échantillon de plus grande taille et avoir plus de temps pour collecter des informations sur des variables qualitatives.

De plus, il est nécessaire de réaliser des tests complémentaires sur d'autres enquêtes afin de pouvoir comprendre la significativité du modèle obtenu par cette procédure automatique.

Enfin, si les démarches de Scoring président le risque, elles ne disent pas forcément comment le gérer. La responsabilité des directeurs de banques reste entière quand il s'agit, pour décider si vous souhaitez ou non financer un prêt. En ce sens, le Scoring est une sorte de « troisième voie » au sein du comité de crédit (Comité d'octroi).

➤ **Perspective de la recherche**

Les limites décrites ci-dessus constituent autant de perspective de la recherche et il n'en reste pas moins que la méthode proposée devrait permettre de progresser dans l'analyse de bases de données mixtes.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons montré la capacité de nombreuses variables, comptables, à prédire la défaillance de l'entreprise. Nous avons également expliqué comment construire un modèle de score de crédit en insistant sur la sélection des variables les plus importantes, qu'elles soient statistiques ou financier, sans que ce choix soit exclusivement associé à l'utilisation d'une méthode particulière. Nous avons utilisé deux méthodes de sélection des variables : l'analyse discriminante et la régression logistique.

Nous avons également noté que l'analyse discriminante était supérieure en termes de pouvoir discriminant après comparaison des deux modèles réalisés avec l'analyse discriminante et la régression logistique. Nous avons aussi mesuré les performances du modèle en utilisant des mesures universelles réputées pour leurs significativités et nous avons constaté la capacité de réduire le taux de défaillance par l'utilisation du crédit Scoring.

CONCLUSION

GENERALE

Conclusion générale

Conclusion générale :

Ce travail se concentre sur la construction d'un modèle de crédit scoring pour prédire la défaillance d'une entreprise en utilisant deux méthodes les plus largement utilisées, la régression logistique et l'analyse discriminante. Nous avons utilisé dans la régression logistique la procédure ascendante qui maximise le logarithme de vraisemblance (et donc de la vraisemblance elle-même). Nous avons plusieurs options dans choix de la méthode de sélection mais elles donnent toutes les mêmes résultats. Et nous avons utilisé les procédures pas à pas de l'analyse discriminante basée sur la minimisation de la statistique lambda de Wilks qui nous permettront de découvrir les variables les plus importantes selon cette procédure.

Cette dernière dont nous avons exploité la capacité reconnue à détecter les meilleurs indicateurs de défaillance dans une approche collaborative entre les deux méthodes afin d'obtenir un modèle plus précis tout en respectant la théorie financière.

Nous avons pu construire un modèle de crédit scoring qui répond à notre objectif : la capacité à réduire le taux de défaut des entreprises. Cela confirme les résultats des autres modèles de score générés dans le monde dans lesquels le pouvoir prédictif des scores a été confirmé.

Nous avons donc réduit le taux d'erreur de classification des entreprises de 54% à 21.28% (ce taux est celui calculé pour la construction de validation).

En comparant les deux outils utilisés (analyse discriminante et régression logistique), nous avons constaté que les méthodes ont conduit à peu près aux mêmes résultats en termes de pouvoir de prédiction. L'efficacité de ces deux modèles sur les variables économiques et financiers est généralement très proche.

Nous avons remarqué lors de la construction de notre modèle que l'analyse discriminante était supérieure à la régression logistique dans la construction de la fonction de score.

Cependant, quelle que soit la performance d'un modèle de crédit scoring, il ne doit pas être utilisé exclusivement comme un substitut au système actuel d'évaluation du crédit. Le crédit scoring comme modèle d'aide à la décision, il doit permettre de fournir un indicateur en performance élevé aux analystes du crédit afin d'orienter leurs efforts vers la gestion des dossiers les plus complexes ou ceux dans une zone de forte incertitude qui peut être facilement déterminable par le biais des scores.



LISTE DES ABREVIATIONS

Liste des Abréviations :

Abréviation	Sens
BFR	- Besoin en fond de roulement
DLMT DCT	- Dette à long et moyen terme - Dette à court terme
EBE FR	- Excédent brut d'exploitation - Fond de roulement
BFI	- Banque de financement et d'investissement
FRF VE	- Le fonds de roulement financier - Valeurs d'exploitations.
VR VD	- Valeurs réalisations. - Valeurs disponibles.
CAF ROC	- La capacité d'autofinancement - Receiving Operating Characteristics
BADR	- La banque de l'agriculture et du développement rural
CIB GRE	- Carte de retrait interbancaire - Le groupe régional d'exploitation
ALE SPSS	- L'agence locale d'exploitation - <i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
AUC	- Area Under Curve



BIBLIOGRAPHIE

Ouvrages :

- [7] Hicham ZMARROU : « le dispositif de maîtrise des risque & le contrôle interne au sein des établissements de crédit » thèse professionnelle en économie. ESC Lille 2005-2006.
- [12] BENSAI Samir & BOURDACHE Moussa : « gestion du risque de crédit par la méthode crédit scoring : cas de la DRE-BNA de Bejaia (W. MCDOUNOUGH est présent du comité de Bâle d'où le nom du nouveau ratio de solvabilité) ». Promotion juin 2013.
- [15] Brahim SANSRI : « Analyse financière ». Edition CHIHAB, Batna 2000.
- [16] Claude PEROCHON : « analyse comptable et gestion prévisionnelle ». Edition Foucher, Paris, 2001.
- [17] JUNE SAULQUIN : « Gestion financière ». Edition Vuibert, Paris, Octobre 2003.
- [18] Jane BARREAU : « gestion financière ». Edition DUNOD ,2^{eme} éditions, Paris 1993.
- [34] CHAOU Yacine, AMITOUCHE Abdenour : « L'évaluation du risque de crédit par la méthode régionale T-O » de scoring, cas : la banque du crédit populaire d'Algérie CAP Direction. Mémoire de fin de cycle 2018.
- [35] CHAOU Yacine, AMITOUCHE Abdenour : « L'évaluation du risque de crédit par la méthode régionale T-O » de scoring, cas : la banque du crédit populaire d'Algérie CAP Direction. (D.M octobre 2007, prévision de la défaillance par la méthode des scores, école supérieur de banque, page 29). Mémoire de master 2018
- [36] ZINEB CHIBEL, ZINEB BAMOUSSE, ELKABBOURI MOUNIME : « Prévision du risque de crédit : ambition du scoring analyse comparative des pratiques de crédit scoring » ENCG-Settat, Université Hassan Premier, MAROC
- [37] M. FANIT Hichem : « prévision de la défaillance des entreprises par la méthode des scores » mémoire de fin d'études, diplôme supérieur des bancaire, octobre 8^{eme} promotion.
- [38] Asma REMACHE : « conception et proposition de modèle de risque de crédit », 2018,2019.
- [39] MENDAI SAMIR & BOURDACHE MOUSSA : « gestion du risque de crédit par la méthode crédit Scoring : cas de la DRE-BNA de Bejaia », promotion juin 2013.

[40] KARECHE OUERDIA & SMAIL MOUHSMAIL : « appréciation et gestion des risques du crédit immobilier : approche du crédit scoring. Cas au niveau de BNA de Tizi-Ouzou » promotion 2018.

[41] Asma GUIZANI, : « traitement des dossiers refusés le processus d’octroi de crédit aux particuliers » ,19 Mars 2014.

[42] Asma REMACHE : « conception et proposition de modèle de risque de crédit » 2018,2019.

[43] KARECHE OUERDIA, SMAIL MOUHSMAIL : « Appréciation et gestion des risques du crédit immobilier : Approche du Crédit scoring. Cas au niveau de la BNA de Tizi-Ouzou » promotion 2018.

[44] M. FANIT Hichem : « prévision de la défaillance des entreprises par la méthode des scores », mémoire de fin d’études, diplôme supérieur des bancaire, octobre 8^{eme} promotion.

[45] Asma REMACHE : « conception et proposition de modèle de risque de crédit », 2018,2019.

[47] WISSIM.DIMASSI : « analyse des dossiers de crédits et conception d’un modèle de crédit scoring pour les TRE »,2013-2014.

Sites internet :

- [1] <https://www.capitaine-banque.com/actuelite-banque/>.
- [2] www.observatoire-metiers-banque.fr
- [3] www.memoireonline.com/07/09/2424/m
- [4] <https://reassurez-moi.fr>
- [5] www.banque.ooreka.fr
- [6] www.wikimemoire.net/définition-Risque-Bancaire /2011/05
- [8] https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Gestion_des_risques
- [9] <http://dx.doi.org/10.3917/rpve.473.0079>
- [10] https://www.memoireonline.com/09/7447/m_La-gestion-des-risques-bancaires5.html
- [11] https://www.challenges.fr/tag_lexique-economique/ratio-cooke_30115/amp/
- [13] <http://baronpatrimoine.com/2014/09/12/les-accords-de-bale-ii-et-le-ratio-mcdonough/>
- [14] <https://www.alexia.fr/fiche/6102/garanties.htm>
- [19] <https://www.journaldunet.fr/business/dictionnaire-economique-et-financier/1198801-ratio-definition/>
- [20] <http://blog.tributile.fr/comment-mesurer-la-solvabilite-dune-entreprise/>
- [21] <https://www.leblogdudirigeant.com/comment-utiliser-les-ratios-pour-gerer-son-entreprise/>
- [22] <https://www.l-expert-comptable.com/a/532438-definition-de-la-capacite-d-autofinancement-caf.html>
- [23] <https://www.lecoindesentrepreneurs.fr/la-capacite-dautofinancement/>
- [24] <http://leguidedurentier.free.fr/documents/risquescredit.pdf>
- [25] <https://epargne.ooreka.fr/dossier/752285/investir-en-bourse>
- [26] <https://epargne.ooreka.fr/astuce/voir/496549/crédit-rating>
- [27] https://www.abcbourse.com/apprendre/19_value_at_risk.html

[28] <https://mail-attachment.googleusercontent.com>

[29] <http://leguidedurentier.free.fr/>

documents/risques_credit.pdf Gestion des risques et risque de crédit Vivien BRUNEL

[30] http://www.abcbourse.com/apprendre/19_value_at_risk2.html

[31] <https://www.univboumerdes.dz/journ%C3%A9e%20d%E2%80%99%C3%A9tudes%20-%20scoring/>

[32] https://www.memoireonline.com/08/11/4751/m_Scoring-credit-une-application-comparative-de-la-regression-logistique-et-des-reseaux-de-neurone4.html

[33] <https://ekonomia.fr/investir/avis-credit/credit-scoring-comment-les-banques-donnent-un-accord-de-credit/>

[46] https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Banque_de_l%27agriculture_et_du_d%C3%A9veloppement_rural



ANNEXE

Annexe 1 : logiciel SPSS ^[47]

Que peut-on faire avec SPSS ?

SPSS est un logiciel d'analyse et de traitement de données. Ses fonctions diversifiées permettent de développer plusieurs types d'analyses :

- L'analyse « basique » (Fréquences, Moyennes, Tableaux croisés...)
- L'analyse économétrique (Régressions linéaires, multiples...)
- L'analyse de données (Analyse factorielle, ...)
- Et bien d'autres encore...

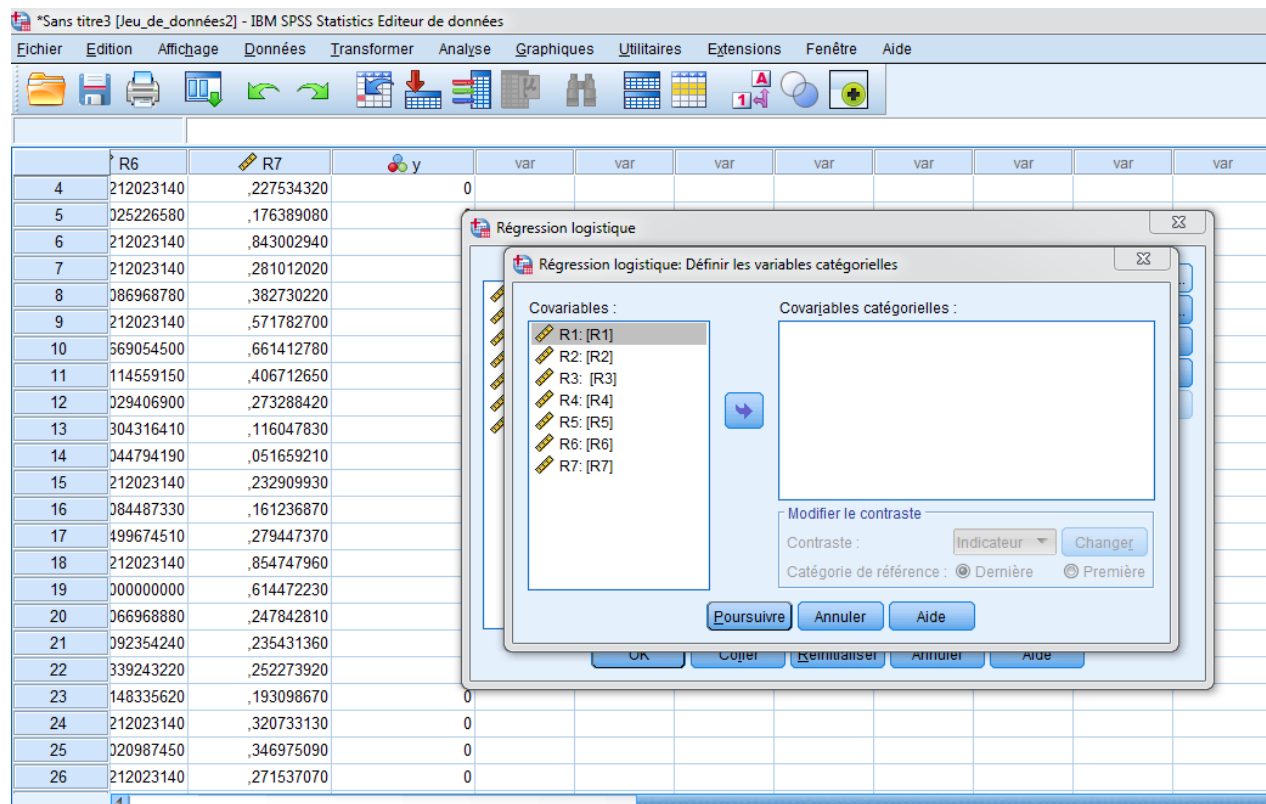
Il permet également de travailler directement sur des variables. Ex : recoder automatiquement une variable chaîne en numérique, calculer une variable qui est la somme des valeurs d'autres variables...

Quelques options relatives à des mises en forme de tableaux ou de graphiques peuvent également permettre à l'utilisateur d'imprimer directement des résultats lisibles et propres.

L'utilisation de SPSS est très variée selon les secteurs d'activité. En Banque, on l'utilise pour du scoring, de la segmentation de clientèle..., en cabinet d'études, on l'utilise plutôt pour des analyses basiques et des modélisations...

SPSS peut également être un support efficace de base de données

Régression logistique :



*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

R6 R7 y var var var var var var var

4	212023140	,227534320	0									
5	025226580	,176389080										
6	212023140	,843002940										
7	212023140	,281012020										
8	086968780	,382730220										
9	212023140	,571782700										
10	569054500	,661412780										
11	114559150	,406712650										
12	029406900	,273288420										
13	304316410	,116047830										
14	044794190	,051659210										
15	212023140	,232909930										
16	084487330	,161236870										
17	499674510	,279447370										
18	212023140	,854747960										
19	000000000	,614472230										
20	066968880	,247842810										
21	092354240	,235431360										
22	339243220	,252273920										
23	148335620	,193098670	0									
24	212023140	,320733130	0									
25	020987450	,346975090	0									
26	212023140	,271537070	0									

Régression logistique

Régression logistique: Enregistrer

R1: [R1]
R2: [R2]
R3: [R3]
R4: [R4]
R5: [R5]
R6: [R6]
R7: [R7]

Prévisions
☒ Probabilités
☒ Groupe d'affectation

Influence
☐ Cook
☐ Valeurs influentes
☐ DfBéta(s)

Résiduels
☐ Non standardisés
☐ Logit
☐ De Student
☐ Standardisés
☐ Déviance

Exporter les informations du modèle dans un fichier XML
☒ Inclure la matrice de covariance

Nominales...
Enregistrer...
Options
Style...
Bootstrap...

Poursuivre Annuler Aide

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

R6 R7 y var var var var var var var

4	212023140	,227534320	0									
5	025226580	,176389080										
6	212023140	,843002940										
7	212023140	,281012020										
8	086968780	,382730220										
9	212023140	,571782700										
10	569054500	,661412780										
11	114559150	,406712650										
12	029406900	,273288420										
13	304316410	,116047830										
14	044794190	,051659210										
15	212023140	,232909930										
16	084487330	,161236870										
17	499674510	,279447370										
18	212023140	,854747960										
19	000000000	,614472230										
20	066968880	,247842810										
21	092354240	,235431360										
22	339243220	,252273920										
23	148335620	,193098670	0									
24	212023140	,320733130	0									
25	020987450	,346975090	0									
26	212023140	,271537070	0									

Régression logistique: Options

Tracés et statistiques
☐ Tracés de classement
☒ Qualité d'ajustement d'Hosmer-Lemeshow
☐ Liste des résidus par observation
☒ Points atypiques 2 écart-type
☐ Toutes les observations

Affichage
☒ A chaque étape ☐ A la dernière étape

Corrélations des estimations
☒ Historique des itérations
☒ CI pour exp(B) : 95 %

Probabilité pour la méthode détaillée étape par étape
Entrée : 0,05 Suppression : 0,10

Limite du classement : 0,5
Maximum des itérations : 20

☐ Conserver de la mémoire pour les analyses complexes et les jeux de données importants
☒ Inclure terme constant dans le modèle

Poursuivre Annuler Aide

Récapitulatif de traitement des observations			
Observations non pondérées ^a		N	Pourcentage
Observations sélectionnées	Incluses dans l'analyse	108	100,0
	Observations manquantes	0	,0
	Total	108	100,0
Observations non sélectionnées		0	,0
Total		108	100,0
a. Si la pondération est active, consultez la table de classification pour connaître le nombre total d'observations.			

Codage de variable dépendante	
Valeur d'origine	Valeur interne
saine	0
défaillante	1

- Bloc 0 : bloc de début

Historique des itérations ^{a,b,c}			
		Log de vraisemblance -	Coefficients
Itération		2	Constante
Pas 0	1	149,572	,074
	2	149,572	,074
a. La constante est incluse dans le modèle. b. Log de vraisemblance -2 initial : 149,572 c. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 2, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			

Table de classification ^{a,b}					
			Prévisions		Pourcentage correct
	Observé		y		
		saine	défaillante		
Pas 0	y	saine	0	52	,0
		défaillante	0	56	100,0
	Pourcentage global				51,9

a. La constante est incluse dans le modèle.

b. La valeur de coupe est ,500

Variables de l'équation							
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 0	Constante	,074	,193	,148	1	,700	1,077

Variables absentes de l'équation					
			Score	ddl	Sig.
Pas 0	Variables	R1:	6,142	1	,013
		R2:	1,455	1	,228
		R3:	1,259	1	,262
		R4:	1,372	1	,242
		R5:	2,188	1	,139
		R6:	4,548	1	,033
		R7:	3,706	1	,054
		Statistiques générales	16,144	7	,024

- **Bloc 1 : méthode : pas à pas ascendante (rapport de vraisemblance)**

Historique des itérations ^{a,b,c,d,e}					
		Log de vraisemblance -	Coefficients		
Itération		2	Constante	R1:	R6:
Pas 1	1	143,304	,961	-1,810	
	2	143,291	1,008	-1,896	
	3	143,291	1,008	-1,896	
Pas 2	1	138,146	1,265	-1,787	-1,624
	2	137,520	1,515	-2,037	-2,374
	3	137,504	1,551	-2,063	-2,528
	4	137,504	1,552	-2,064	-2,532
	5	137,504	1,552	-2,064	-2,532
a. Méthode : Pas à pas ascendante (Rapport de vraisemblance) b. La constante est incluse dans le modèle. c. Log de vraisemblance -2 initial : 149,572 d. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 3, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001. e. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 5, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.					

Tests composites des coefficients du modèle				
		Khi-carré	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	6,281	1	,012
	Bloc	6,281	1	,012
	Modèle	6,281	1	,012
Pas 2	Pas	5,787	1	,016
	Bloc	12,068	2	,002
	Modèle	12,068	2	,002

Récapitulatif des modèles			
Log de vraisemblance -		R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
Pas	2		
1	143,291 ^a	,056	,075
2	137,504 ^b	,106	,141
a. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 3, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001. b. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 5, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			

Test de Hosmer et Lemeshow			
Pas	Khi-carré	ddl	Sig.
1	6,355	8	,608
2	1,102	8	,998

Tableau de contingence pour le test de Hosmer et Lemeshow						
		y = saine		y = défaillante		Total
		Observé	Attendu	Observé	Attendu	
Pas 1	1	7	7,464	4	3,536	11
	2	7	6,783	4	4,217	11
	3	7	6,306	4	4,694	11
	4	8	5,725	3	5,275	11
	5	5	5,433	6	5,567	11
	6	4	5,671	8	6,329	12
	7	3	4,716	8	6,284	11
	8	5	4,199	6	6,801	11
	9	5	3,504	6	7,496	11
	10	1	2,200	7	5,800	8

Modèle si un terme a été supprimé					
Variable		Log de vraisemblance du modèle	Modification dans le log de vraisemblance - 2	ddl	Sig. de la modification
Pas 1	R1:	-74,786	6,281	1	,012
Pas 2	R1:	-72,191	6,879	1	,009
	R6:	-71,645	5,787	1	,016

Variables absentes de l'équation					
			Score	ddl	Sig.
Pas 1	Variables	R2:	,522	1	,470
		R3:	1,227	1	,268
		R4:	,174	1	,677
		R5:	1,455	1	,228
		R6:	4,757	1	,029
		R7:	4,337	1	,037
		Statistiques générales	10,692	6	,098
Pas 2	Variables	R2:	,138	1	,710
		R3:	,957	1	,328
		R4:	,205	1	,651
		R5:	1,915	1	,166
		R7:	3,493	1	,062
		Statistiques générales	6,130	5	,294

Annexe 3 : échantillon de construction

Analyse discriminante

Discriminant :

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

	R6	R7	y	PRE_1	PGR_1	var	var	var	var	var	var
4	212023140	,227534320	0	,46751	0						
5	025226580	,176389080	0	,47530	0						
6	212023140	,843002940	0	,60096	1						
7	212023140	,281012020	0								
8	086968780	,382730220	0								
9	212023140	,571782700	0								
10	569054500	,661412780	0								
11	114559150	,406712650	0								
12	029406900	,273288420	0								
13	304316410	,116047830	0								
14	044794190	,051659210	0								
15	212023140	,232909930	0								
16	084487330	,161236870	0								
17	499674510	,279447370	0								
18	212023140	,854747960	0								
19	000000000	,614472230	0								
20	066968880	,247842810	0								
21	092354240	,235431360	0								
22	339243220	,252273920	0	,22347	0						
23	148335620	,193098670	0	,52297	1						
24	212023140	,320733130	0	,36483	0						
25	020987450	,346975090	0	,70452	1						
26	212023140	,271537070	0	,32443	0						

Analyse discriminante

Probabilité prédite [...] Groupe prévu [PGR...]

Variable de regroupement : y(0 1)

Définir plage...

Variables indépendantes : R5: [R5] R6: [R6] R7: [R7]

☐ Entrer les variables simultanément

☒ Utiliser la méthode détaillée étape par étape

Variable de filtrage :

OK Copier Réinitialiser Annuler Aide

Statistiques... Méthode... Classifier... Enregistrer... Bootstrap...

Valgus...

Vue de données Vue des variables

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

R6 R7 y PRE_1 PGR_1 var var var var var

4	212023140	,227534320	0	,46751	0					
5	025226580	,176389080	0	,47530	0					
6	212023140	,843002940	0	,60096	1					
7	212023140	,281012020	0							
8	086968780	,382730220	0							
9	212023140	,571782700	0							
10	569054500	,661412780	0							
11	114559150	,406712650	0							
12	029406900	,273288420	0							
13	304316410	,116047830	0							
14	044794190	,051659210	0							
15	212023140	,232909930	0							
16	084487330	,161236870	0							
17	499674510	,279447370	0							
18	212023140	,854747960	0							
19	000000000	,614472230	0							
20	066968880	,247842810	0							
21	092354240	,235431360	0							
22	339243220	,252273920	0	,22347	0					
23	148335620	,193098670	0	,52297	1					
24	212023140	,320733130	0	,36483	0					
25	020987450	,346975090	0	,70452	1					
26	212023140	,271537070	0	,32443	0					

Analyse discriminante

Probabilité p

Groupe pré

Analyse discriminante : Statistiques

Descriptives

- ☒ Moyennes
- ☐ ANOVA à 1 facteur
- ☐ Test de Box

Coefficients de la f...

- ☒ Fisher
- ☒ Non standardisés

Matrices

- ☐ Corrélations intra-groupe
- ☐ Covariance intra-groupe
- ☐ Covariance de chaque groupe
- ☐ Covariance totale

Statistiques...

Méthode...

Classifier...

Enregistrer...

Bootstrap...

Poursuivre Annuler Aide

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

R6 R7 y PRE_1 PGR_1 var var var var var

4	212023140	,227534320	0	,46751	0					
5	025226580	,176389080	0	,47530	0					
6	212023140	,843002940	0	,60096	1					
7	212023140	,281012020	0							
8	086968780	,382730220	0							
9	212023140	,571782700	0							
10	569054500	,661412780	0							
11	114559150	,406712650	0							
12	029406900	,273288420	0							
13	304316410	,116047830	0							
14	044794190	,051659210	0							
15	212023140	,232909930	0							
16	084487330	,161236870	0							
17	499674510	,279447370	0							
18	212023140	,854747960	0							
19	000000000	,614472230	0							
20	066968880	,247842810	0							
21	092354240	,235431360	0							
22	339243220	,252273920	0	,22347	0					
23	148335620	,193098670	0	,52297	1					
24	212023140	,320733130	0	,36483	0					
25	020987450	,346975090	0	,70452	1					
26	212023140	,271537070	0	,32443	0					

Analyse discriminante : Méthode détaillée étape par étape

Méthode

- ☒ Lambda de Wilks
- ☐ Variance résiduelle
- ☐ Distance de Mahalanobis
- ☐ Plus petit rapport F
- ☐ V de Rao

V pour introduire : 0

Critères

- ☐ Choisir la valeur de F
- Entrée : 3,84 Suppression : 2,71
- ☒ Choisir la probabilité de F
- Entrée : ,05 Suppression : ,10

Affichage

- ☒ Récapitulation des étapes
- ☒ Test F des distances entre couples

Poursuivre Annuler Aide

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

	R6	R7	y	PRE_1	PGR_1	var	var	var	var	var	var
4	212023140	,227534320	0	,46751	0						
5	025226580	,176389080	0	,47530	0						
6	212023140	,843002940	0	,60096	1						
7	212023140	,281012020	0								
8	086968780	,382730220	0								
9	212023140	,571782700	0								
10	669054500	,661412780	0								
11	114559150	,406712650	0								
12	029406900	,273288420	0								
13	304316410	,116047830	0								
14	044794190	,051659210	0								
15	212023140	,232909930	0								
16	084487330	,161236870	0								
17	499674510	,279447370	0								
18	212023140	,854747960	0								
19	000000000	,614472230	0								
20	066968880	,247842810	0								
21	092354240	,235431360	0								
22	339243220	,252273920	0	,22347	0						
23	148335620	,193098670	0	,52297	1						
24	212023140	,320733130	0	,36483	0						
25	020987450	,346975090	0	,70452	1						
26	212023140	,271537070	0	,32443	0						

Analyse discriminante : Classification

Probabilités a priori

- ☒ Égales pour tous les groupes
- ☐ A calculer selon les effectifs

Utiliser la matrice de covariance

- ☒ Intra-groupe
- ☐ Groupe par groupe

Affichage

- ☐ Résultats par observation
- ☐ Limiter les observations aux premières :
- ☒ Récapitulatif
- ☐ Classification par élimination
- ☐ Remplacer les valeurs manquantes par la moyenne

Tracés

- ☐ Tous groupes combinés
- ☐ Groupe par groupe
- ☐ Carte territoriale

Poursuivre Annuler Aide

*Sans titre3 [Jeu_de_données2] - IBM SPSS Statistics Editeur de données

Fichier Edition Affichage Données Transformer Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

	R6	R7	y	PRE_1	PGR_1	var	var	var	var	var	va
4	212023140	,227534320	0	,46751	0						
5	025226580	,176389080	0	,47530	0						
6	212023140	,843002940	0	,60096	1						
7	212023140	,281012020	0								
8	086968780	,382730220	0								
9	212023140	,571782700	0								
10	669054500	,661412780	0								
11	114559150	,406712650	0								
12	029406900	,273288420	0								
13	304316410	,116047830	0								
14	044794190	,051659210	0								
15	212023140	,232909930	0								
16	084487330	,161236870	0								
17	499674510	,279447370	0								
18	212023140	,854747960	0								
19	000000000	,614472230	0								
20	066968880	,247842810	0								
21	092354240	,235431360	0								
22	339243220	,252273920	0	,22347	0						
23	148335620	,193098670	0	,52297	1						
24	212023140	,320733130	0	,36483	0						
25	020987450	,346975090	0	,70452	1						
26	212023140	,271537070	0	,32443	0						

Analyse discriminante

Analyse discriminante : Enregistrer

- ☒ Groupes d'affectation prévus
- ☒ Scores discriminants
- ☒ Probabilités d'affectation

Exporter les informations du modèle dans un fichier XML

Parcourir...

Poursuivre Annuler Aide

OK Coller Réinitialiser Annuler Aide

Statistiques...
Méthode...
Classifier...
Enregistrer...
Bootstrap...

Vue de données Vue des variables

Récapitulatif de traitement des observations d'analyse			
Observations non pondérées		N	Pourcentage
Valides		108	100,0
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0	,0
	Au moins une variable discriminante manquante	0	,0
	Codes de groupes hors plage ou manquants et au moins une variable discriminante manquante	0	,0
	Total	0	,0
Total		108	100,0

Statistiques de groupe					
y		Moyenne	Ecart type	N valide (liste)	
				Non pondérées	Pondérées
saine	R1:	,55498686308	,247538580105	52	52,000
	R2:	,21667202192	,248814913882	52	52,000
	R3:	,50548799538	,981834174028	52	52,000
	R4:	,14402845038	,150585252137	52	52,000
	R5:	,06689464308	,061276656155	52	52,000
	R6:	,24745956615	,331111000060	52	52,000
	R7:	,40517911269	,261501954972	52	52,000
défaillante	R1:	,42932659089	,267512037233	56	56,000
	R2:	,42694808279	1,23677446891 9	56	56,000
	R3:	3,80931345791	21,2751963548 18	56	56,000
	R4:	,09318984843	,278317298306	56	56,000
	R5:	,27311076391	1,00237686277 8	56	56,000
	R6:	,14555546670	,118864148349	56	56,000
	R7:	,30611660137	,268282478370	56	56,000
Total	R1:	,48982968491	,264517715056	108	108,000
	R2:	,32570405348	,909339683767	108	108,000
	R3:	2,21858267966	15,3581360323 85	108	108,000
	R4:	,11766769381	,226441134152	108	108,000
	R5:	,17382152055	,727303715184	108	108,000

R6:	,19462040347	,249268693904	108	108,000
R7:	,35381336608	,268446492669	108	108,000

Analyse 1 :

Statistique pas à pas

Variables introduites/éliminées ^{a,b,c,d}									
Pas	Introduite s	Statistique s	Lambda de Wilks			Statistique s	F exact		Sig.
			ddl1	ddl2	ddl3		ddl1	ddl2	
1	R1:	,943	1	1	106,000	6,392	1	106,000	,013
2	R6:	,903	2	1	106,000	5,671	2	105,000	,005
A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite. a. Le nombre maximum de pas est 14. b. La signification maximum du F pour introduire est .05. c. La signification minimum du F pour éliminer est .10. d. Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.									

Variables de l'analyse				
Pas		Tolérance	Signification du F pour éliminer	Lambda de Wilks
1	R1:	1,000	,013	
2	R1:	,999	,013	,958
	R6:	,999	,032	,943

Variables absentes de l'analyse					
Pas		Tolérance	D-deux Tolérance	Signification du F pour introduire	Lambda de Wilks
0	R1:	1,000	1,000	,013	,943
	R2:	1,000	1,000	,232	,987
	R3:	1,000	1,000	,266	,988
	R4:	1,000	1,000	,246	,987
	R5:	1,000	1,000	,142	,980
	R6:	1,000	1,000	,033	,958
	R7:	1,000	1,000	,055	,966
1	R2:	,953	,953	,518	,939
	R3:	1,000	1,000	,260	,932

	R4:	,903	,903	,700	,942
	R5:	,990	,990	,237	,931
	R6:	,999	,999	,032	,903
	R7:	,994	,994	,040	,906
2	R2:	,943	,943	,679	,901
	R3:	,999	,998	,299	,893
	R4:	,903	,902	,702	,901
	R5:	,984	,984	,189	,888
	R7:	,989	,989	,064	,873

Lambda de Wilks									
Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	Statistiques	F exact		Sig.
1	1	,943	1	1	106	6,392	1	106,000	,013
2	2	,903	2	1	106	5,671	2	105,000	,005

Comparaisons appariées de groupes ^{a,b}				
Pas	y		saine	défaillant e
1	saine	F		6,392
		Sig.		,013
	défaillant e	F	6,392	
		Sig.	,013	
2	saine	F		5,671
		Sig.		,005
	défaillant e	F	5,671	
		Sig.	,005	
a. 1, 106 degrés de liberté pour le pas 1.				
b. 2, 105 degrés de liberté pour le pas 2.				

Récapitulatif des fonction discriminantes canoniques :

Valeurs propres				
Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,108 ^a	100,0	100,0	,312
a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.				

Lambda de Wilks				
Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	,903	10,771	2	,005

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées	
	Fonction 1
R1:	,771
R6:	,665

Matrice de structure	
	Fonction 1
R1:	,747
R6:	,638
R4: ^a	,231
R2: ^a	-,229
R5: ^a	-,025
R7: ^a	-,012
R3: ^a	-,003
Les corrélations intragroupes combinés entre les variables discriminantes et les variables des fonctions canoniques standardisées sont ordonnées par la taille absolue des corrélations à l'intérieur de la fonction. a. Cette variable n'est pas utilisée dans l'analyse.	

Coefficients de la fonction discriminante canonique	
	Fonction 1
R1:	2,985
R6:	2,713
(Constante)	-1,990
Coefficients non standardisés	

Fonctions aux centroïdes des groupes	
y	Fonction 1
saine	,338
défaillante	-,314
Fonctions discriminantes canoniques non standardisées évaluées aux moyennes des groupes	

Statistiques de classement :

Récapitulatif de la procédure de classement		
Traitées		108
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0
	Au moins une variable discriminante manquante	0
Utilisées dans la sortie		108

Probabilités à priori pour les groupes			
y	Probabilités à priori	Observations utilisées dans l'analyse	
		Non pondérées	Pondérées
saine	,500	52	52,000
défaillante	,500	56	56,000
Total	1,000	108	108,000

Coefficients de la fonction de classement		
	y	
	saine	défaillante
R1:	8,480	6,534
R6:	4,433	2,665
(Constante)	-3,595	-2,290
Fonctions discriminantes linéaires de Fisher		

Résultats du classement ^a					
		Appartenance au groupe prévu			
		y	saine	défaillante	Total
Original	Effectif	saine	32	20	52
		défaillante	19	37	56
	%	saine	61,5	38,5	100,0
		défaillante	33,9	66,1	100,0
a. 63,9% des observations originales sont classées correctement.					

Annexe 4 : Courbe ROC

*Sortie1 [Document1] - IBM SPSS Statistics Viewer

Fichier Edition Affichage Données Transformer Insérer Format Analyse Graphiques Utilitaires Extensions Fenêtre Aide

Observations utilisées dans l'analyse

y	Probabilités à priori	Non pondérées	Pondérées
saine	,500		
défaillante	,500		
Total	1,000		

Coefficients de la fonction de classement

	y	saine	défaillante
R1:		8,480	
R6:		4,433	
(Constante)		-3,595	

Fonctions discriminantes linéaires
Fisher

Résumé

Original	Effectif	y	saine	défaillante	
		saine	32	20	52
		défaillante	19	37	56
%		saine	61,5	38,5	100,0
		défaillante	33,9	66,1	100,0

a. 63,9% des observations originales sont classées correctement.

Courbe ROC

Variable de test :
Probabilité prédite [PRE_1]
Probabilités d'appartenance au ...

Variable d'état :
y

Valeur de la variable d'état : 1

Affichage
☒ Courbe ROC
☒ Avec diagonale de référence
☒ Erreur standard et intervalle de confiance
☒ Coordonnées de la courbe ROC

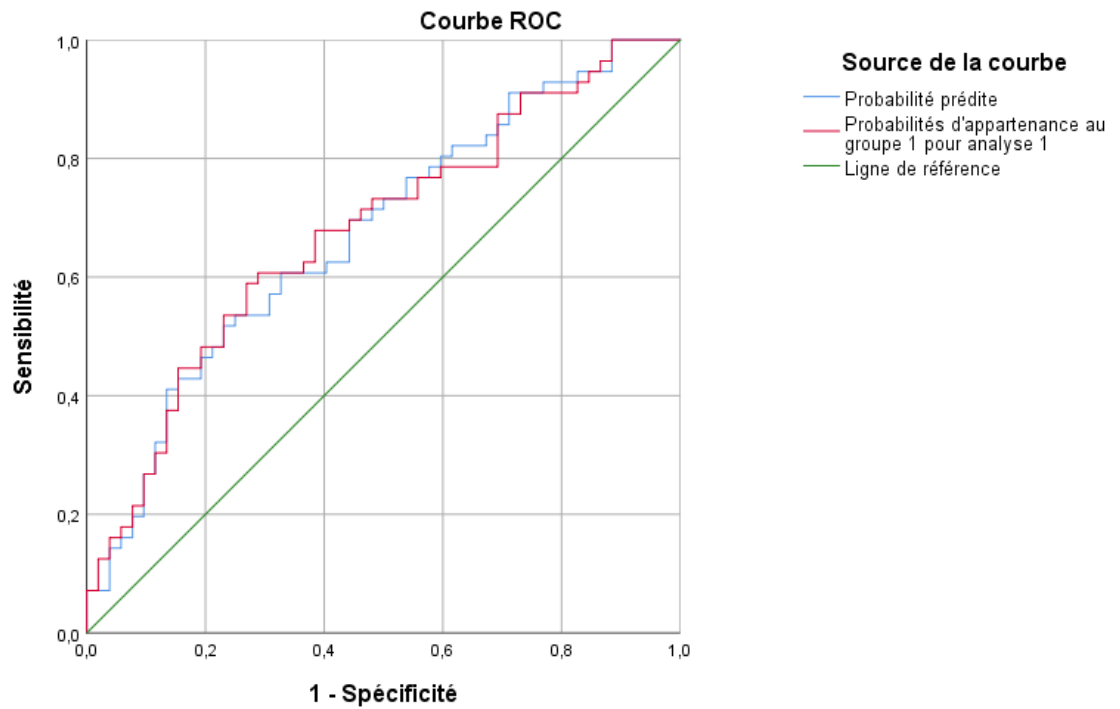
OK Cojler Réinitialiser Annuler Aide

Récapitulatif de traitement des observations

y	N valide (liste)
Positif ^a	56
Négatif	52

Les valeurs les plus grandes de la ou des variables de résultats tests indiquent une probabilité plus élevée pour un état réel positif.

a. L'état réel positif est défaillante.



Zone sous la courbe					
Variable(s) de résultats tests	Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
				Borne inférieure	Borne supérieure
Probabilité prédite	,674	,052	,002	,573	,775
Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1	,678	,051	,001	,577	,779
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique					
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5					

Annexe 5 : Échantillon validation :

Régression logistique :

Récapitulatif de traitement des observations			
Observations non pondérées ^a		N	Pourcentage
Observations sélectionnées	Incluses dans l'analyse	47	100,0
	Observations manquantes	0	,0
	Total	47	100,0
Observations non sélectionnées		0	,0
Total		47	100,0
a. Si la pondération est active, consultez la table de classification pour connaître le nombre total d'observations.			

Bloc 0 : bloc de début

Codage de variable dépendante	
Valeur d'origine	Valeur interne
saine	0
défaillante	1

Historique des itérations ^{a,b,c}			
		Log de vraisemblance -	Coefficients
Itération		2	Constante
Pas 0	1	62,558	,468
	2	62,557	,477
	3	62,557	,477
a. La constante est incluse dans le modèle. b. Log de vraisemblance -2 initial : 62,557 c. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 3, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			

Table de classification ^{a,b}					
Observé			Prévisions		
			Y		Pourcentage
			saine	défaillante	correct
Pas 0	Y	saine	0	18	,0
		défaillante	0	29	100,0
	Pourcentage global				61,7

a. La constante est incluse dans le modèle.

b. La valeur de coupe est ,500

Variables de l'équation							
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 0	Constante	,477	,300	2,526	1	,112	1,611

Variables absentes de l'équation					
			Score	ddl	Sig.
Pas 0	Variables	R1	,223	1	,637
		R2	,597	1	,440
		R3	,027	1	,870
		R4	,001	1	,970
		R5	,022	1	,882
		R6	15,688	1	,000
		R7	3,000	1	,083
	Statistiques générales		16,256	7	,023

Bloc 1 : méthode : pas à pas ascendante (rapport de vraisemblance)

Historique des itérations ^{a,b,c,d}				
Itération		Log de vraisemblance -	Coefficients	
		2	Constante	R6
Pas 1	1	46,402	1,596	-,359
	2	45,750	1,940	-,450
	3	45,741	1,981	-,463
	4	45,741	1,982	-,463
a. Méthode : Pas à pas ascendante (Rapport de vraisemblance)				
b. La constante est incluse dans le modèle.				
c. Log de vraisemblance -2 initial : 62,557				
d. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 4, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.				

Tests composites des coefficients du modèle				
		Khi-carré	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	16,817	1	,000
	Bloc	16,817	1	,000
	Modèle	16,817	1	,000

Récapitulatif des modèles			
Log de vraisemblance -		R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
Pas	2		
1	45,741 ^a	,301	,409
a. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 4, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			

Test de Hosmer et Lemeshow			
Pas	Khi-carré	ddl	Sig.
1	6,218	7	,514

Tableau de contingence pour le test de Hosmer et Lemeshow						
		Y = saine		Y = défaillante		Total
		Observé	Attendu	Observé	Attendu	
Pas 1	1	4	4,524	1	,476	5
	2	4	4,125	1	,875	5
	3	3	2,708	2	2,292	5
	4	3	1,712	2	3,288	5
	5	1	1,456	4	3,544	5
	6	2	1,057	3	3,943	5
	7	0	,471	3	2,529	3
	8	0	1,430	10	8,570	10
	9	1	,516	3	3,484	4

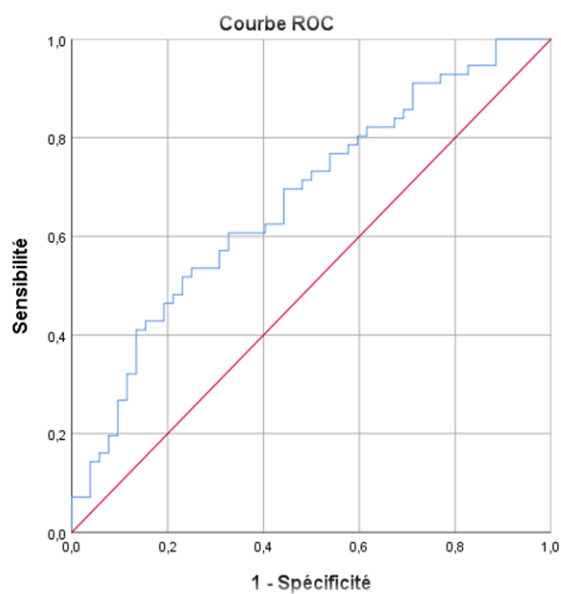
Table de classification ^a				
		Prévisions		Pourcentage correct
		Y saine	Y défaillante	
Pas 1	Y saine	10	8	55,6
	Y défaillante	2	27	93,1
	Pourcentage global			78,7
a. La valeur de coupe est ,500				

Variables de l'équation									
								Intervalle de confiance 95% pour EXP(B)	
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)	Inférieur	Supérieur
Pas 1 ^a	R6	-,463	,139	11,128	1	,001	,629	,479	,826
	Constante	1,982	,560	12,531	1	,000	7,254		
a. Introduction des variables au pas 1 : R6.									

Modèle si un terme a été supprimé				
Variable		Log de vraisemblance du modèle	Modification dans le log de vraisemblance - 2	Sig. de la modification
Pas 1	R6	-31,279	16,817	,000

Variables absentes de l'équation					
			Score	ddl	Sig.
Pas 1	Variables	R1	,027	1	,870
		R2	,008	1	,929
		R3	,162	1	,687
		R4	,458	1	,499
		R5	,324	1	,569
		R7	,001	1	,974
	Statistiques générales		1,072	6	,983

Courbe ROC :



Zone sous la courbe

Variable(s) de résultats tests: probabilité prédite

Intervalle de confiance asymptotique à 95 %				
Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Borne inférieure	Borne supérieure
,674	,052	,002	,573	,775

a. Dans l'hypothèse non-paramétrique

b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5

Annexe 6 : échantillon validation

Analyse discriminante

Discriminant :

Récapitulatif de traitement des observations d'analyse		
Observations non pondérées		N
		Pourcentage
Valides		47
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0
	Au moins une variable discriminante manquante	0
	Codes de groupes hors plage ou manquants et au moins une variable discriminante manquante	0
	Total	0
Total		47

Statistiques de groupe					
				N valide (liste)	
Y		Moyenne	Ecart type	Non pondérées	Pondérées
saine	R1	,5956478328	,23399999256	18	18,000
	R2	5,2665829194	8,22731716647	18	18,000
	R3	,1005948550	,17095743195	18	18,000
	R4	,1466778528	,22086981793	18	18,000
	R5	,0591550000	,12115136076	18	18,000
	R6	5,4441511111	3,24707635594	18	18,000
	R7	,3542061111	,51882298754	18	18,000
défaillante	R1	,5651185486	,21023769219	29	29,000
	R2	3,5832663052	6,80203632945	29	29,000
	R3	,0938270221	,11859549991	29	29,000
	R4	,1449117776	,11308476611	29	29,000
	R5	,0642220690	,11394919135	29	29,000
	R6	1,7200000000	2,13972915509	29	29,000
	R7	,1702593103	,18278936504	29	29,000
Total	R1	,5768106149	,21763553223	47	47,000
	R2	4,2279407532	7,33910728979	47	47,000
	R3	,0964189581	,13918827137	47	47,000
	R4	,1455881468	,16066589302	47	47,000

R5	,0622814894	,11547340706	47	47,000
R6	3,1462706383	3,1673390969	47	47,000
R7	,2407070213	,35775109535	47	47,000

Analyse 1 :

Statistique pas à pas :

Variables introduites/éliminées ^{a,b,c,d}									
Lambda de Wilks									
Pas	Introduites	Statistiques	ddl1	ddl2	ddl3	Statistiques	F exact		Sig.
1	R6	,666	1	1	45,000	22,547	1	45,000	,000
A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite. a. Le nombre maximum de pas est 14. b. La signification maximum du F pour introduire est .05. c. La signification minimum du F pour éliminer est .10. d. Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.									

Variables de l'analyse		
Pas	Tolérance	Signification du F pour éliminer
1	R6	1,000

Variables absentes de l'analyse					
Pas		Tolérance	D-deux Tolérance	Signification du F pour introduire	Lambda de Wilks
0	R1	1,000	1,000	,645	,995
	R2	1,000	1,000	,451	,987
	R3	1,000	1,000	,873	,999
	R4	1,000	1,000	,971	1,000
	R5	1,000	1,000	,886	1,000
	R6	1,000	1,000	,000	,666
	R7	1,000	1,000	,087	,936
1	R1	,984	,984	,908	,666
	R2	,984	,984	,899	,666
	R3	,988	,988	,774	,665
	R4	,974	,974	,558	,661
	R5	,975	,975	,626	,663
	R7	,853	,853	,950	,666

Lambda de Wilks									
Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	Statistiques	F exact		
1	1	,666	1	1	45	22,547	1	45,000	,000

Comparaisons appariées de groupes ^a				
Pas	Y		saine	défaillante
1	saine	F		22,547
		Sig.		,000
	défaillante	F	22,547	
		Sig.	,000	
a. 1. 45 degrés de liberté pour le pas 1.				

Récapitulatif des fonctions discriminantes canonique :

Valeurs propres				
Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,501 ^a	100,0	100,0	,578
a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.				

Lambda de Wilks				
Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	,666	18,074	1	,000

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées	
	Fonction 1
R6	1,000

Matrice de structure	
	Fonction 1
R6	1,000
R7 ^a	,384
R4 ^a	,160

R5 ^a	-,157
R1 ^a	,128
R2 ^a	,127
R3 ^a	,109
Les corrélations intragroupes combinés entre les variables discriminantes et les variables des fonctions canoniques standardisées sont ordonnées par la taille absolue des corrélations à l'intérieur de la fonction. a. Cette variable n'est pas utilisée dans l'analyse.	

Coefficients de la fonction discriminante canonique	
	Fonction 1
R6	,383
(Constante)	-1,204
Coefficients non standardisés	

Fonctions aux centroïdes des groupes	
	Fonction 1
Y	
saine	,879
défaillante	-,546
Fonctions discriminantes canoniques non standardisées évaluées aux moyennes des groupes	

Statistiques de classements :

Récapitulatif de la procédure de classement		
Traitées		47
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0
	Au moins une variable discriminante manquante	0
Utilisées dans la sortie		47

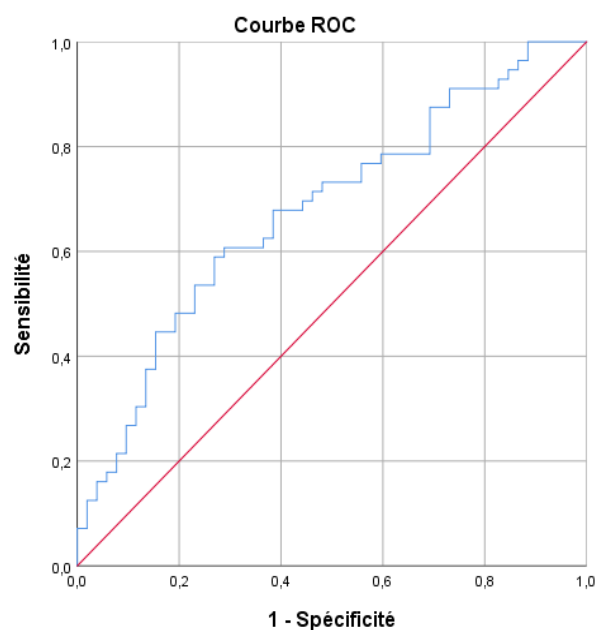
Probabilités à priori pour les groupes			
Y	Probabilités à priori	Observations utilisées dans l'analyse	
		Non pondérées	Pondérées
saine	,500	18	18,000
défaillante	,500	29	29,000
Total	1,000	47	47,000

Coefficients de la fonction de classement		
	Y	
	saine	défaillante
R6	,797	,252
(Constante)	-2,862	-,910
Fonctions discriminantes linéaires de Fisher		

Résultats du classement ^a					
		Appartenance au groupe prévu			
		Y	saine	défaillante	Total
Original	Effectif	saine	11	7	18
		défaillante	3	26	29
	%	saine	61,1	38,9	100,0
		défaillante	10,3	89,7	100,0

a. 78,7% des observations originales sont classées correctement.

Courbe ROC :



Zone sous la courbe				
Variable(s) de résultats tests: Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1				
			Intervalle de confiance asymptotique à 95	
			%	
Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Borne inférieure	Borne supérieure
,678	,051	,001	,577	,779
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

Annexe 07 : échantillon

R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	Y
0,65922208	0,74039935	3,20283146	0,45950639	0,14882566	0,06250457	0,23035028	0
0,4943101	0,55519576	1,30578278	0,02801939	0,11178607	0,02890552	0,10212035	0
0,94029727	0,19571015	0,24999632	0,48295006	0,04445494	0,07340393	0,32408247	0
0,55507242	0	0	0,50830195	0,00095718	0,21202314	0,22753432	0
0,76914433	0,26153164	0,35768651	0,23699986	0,0276497	0,02522658	0,17638908	0
0,29362504	0	0	0,0945739	0,00030018	0,21202314	0,84300294	0
0,96235732	0	0	0,03816255	0,08007681	0,21202314	0,28101202	0
0,30012107	0,38888351	0,64161398	0,17939569	0,07576773	0,08696878	0,38273022	0
0,57173658	0	0	-0,49824631	-0,0039194	0,21202314	0,5717827	0
0,14603557	0,15886442	0,19439451	0,15258371	0,1280325	0,6690545	0,66141278	0
0,85827565	0,14743739	0,17583632	0,26643244	0,06354754	0,11455915	0,40671265	0
0,54944047	0,81906781	-0,8519641	0,09365011	0,1241651	0,0294069	0,27328842	0
0,52933829	0,23063395	0,31629682	0,10248399	0,23589674	0,30431641	0,11604783	0
0,16787819	0,29612706	0,49103583	0,1489464	0,06660666	0,04479419	0,05165921	0
0,61606628	0,02960982	0,03249646	0,08103308	0,05539276	0,21202314	0,23290993	0
0,57454885	0,10159698	0,11514977	0,07952226	0,02979008	0,08448733	0,16123687	0
0,4937866	0,09957771	0,12008256	0,10131799	0,09991893	1,49967451	0,27944737	0
0,7322788	0	0	0,08456789	0,07104065	0,21202314	0,85474796	0
0,16807841	0,84947651	4,1531974	0,07981857	0	0	0,61447223	0
0,57565384	0,29141179	0,43109331	0,23903894	0,05718792	0,06696888	0,24784281	0
0,72496261	0,18276014	0,24514601	0,32989688	0,02167598	0,09235424	0,23543136	0
0,93942753	0,04604002	0,04954994	0,14508237	0,0723534	0,33924322	0,25227392	0
0,52561303	0,13736564	0,16026208	0,15363044	0,03585308	0,14833562	0,19309867	0
0,76067651	0,13740243	0,17307538	0,26335844	0,01292562	0,21202314	0,32073313	0
0,30541353	0,67302306	2,08933364	0,07071481	0,02814276	0,02098745	0,34697509	0
0,84741359	0	0	0,10078965	0,06178207	0,21202314	0,27153707	0
0,94899311	0,05193638	0,17079865	0,31716098	0,03881179	1,59505537	0,55128769	0
0,63756194	0,42080684	0,78180464	0,17618386	0,18466885	0,15783042	0,34313793	0
0,8166642	0,12705202	0,15697614	0,09745283	0,05760863	0,21202314	0,02582271	0
0,60362594	0,06482924	0,07182641	0,062413	0,1692552	0,21202314	0,09472349	0

0,50904488	0,08473287	0,11361317	0,06856098	0,13871042	0,21202314	0,54076428	0
0,94524571	0,34332659	0,57830955	0,1704677	0,16710793	0,03139929	0,45912662	0
0,73137269	0,77572602	3,45883197	0,14115623	0,11616834	0,00727152	0,05505337	0
0,63494338	0,39852125	0,69825988	0,28193924	0,07776931	0,08007687	0,1239582	0
0,19555487	0,33655922	0,59383253	0,09803603	0,2675281	1,03102089	0,58271501	0
0,72469019	0,4492221	0,82725155	0,21657676	0,05810561	0,03895116	0,37198485	0
0,33453	0	0	0,06575471	0,02634328	0,21202314	0,52132319	0
0,63906985	0,77160142	3,39261333	0,15145238	0,05276037	0,00991972	0,25914064	0
0,73158766	0,05673315	0,06207	0,08925944	0	0,21202314	0,9234449	0
0,11235522	0,21902105	0,29032988	0,04918504	0,04161448	0,13721718	0,66355223	0
0,37533861	0	0	0,29714767	0,04968931	0,21202314	0,43671102	0
0,08532945	0,30954799	0,67168897	0,06661812	0,0660957	0,66007806	0,10344528	0
0,50937636	0,00286656	0,00289142	0,08526536	0,00621242	0,21202314	0,76920816	0
0,4094161	0	0	0,09748307	0,03715257	0,21202314	0,82251589	0
0,21244845	0	0	0,01009841	0,12645238	0,21202314	0,90449071	0
0,57992606	0,29285298	0,41584202	0,0722293	0,03039782	0,0240826	0,71411353	0
0,44716362	0	0	0,080382	0	0,21202314	0,82635324	0
0,44716362	0	0	0,080382	0	0,21202314	0,82635324	0
0,05232613	0,20607569	0,2603365	0,06721657	0,01556188	0,08736481	0,33753658	0
0,52836962	0,01341863	0	0,11072432	0,00860908	0,86395183	0,45444242	0
0,78995266	0	0	0,07224701	0,02926543	0,21202314	0,69876097	0
0,7964926	0	0,08520217	0,44155496	0,06242188	0,21202314	0,00051603	0
0,69643463	0,07665993	0,35529864	0,07982548	0,04700434	0,22990473	0,08805049	1
0,54504377	0,26174899	0,01791744	0,15784283	0,02768079	0,03834554	0,06927354	1
0,94720073	0,01754292	0,04856988	0,21460824	0,00533599	0,08412783	0,47270969	1
0,90480269	0,04324239	0,41321211	0,04153925	0,00038283	0,21202314	0,33634762	1
0,94611746	0,29002945	0,12364261	0,48207748	0,04957808	0,05330595	0,29291862	1
0,47407794	0,090189	0,80347418	0,12391236	0,04196161	0,21202314	0,08237322	1
0,53763522	0,33624438	0	0,07880563	0,06865451	0,27236367	0,53831962	1
0,48320894	0,14349431	0,71860096	0,18214078	0,05798442	0,21202314	0,16186357	1
0,72861978	0	0,02156358	0,15895575	0,01977639	0,21202314	0,134781	1
0,32721928	0,37698376	1,46382957	0,08842159	0,11102216	0,36069948	0,55102866	1
0,186501	0,02025338	0	0,07725565	0,39224485	0,21202314	0,00213045	1

0,33510444	0,87797212	0,17922613	0,35018039	0,15462617	0,16206785	0,29109183	1
0,08974803	0	0	0,05040535	0,56251697	0,21202314	0,2324749	1
0,51187138	0,15052582	0,0011406	0,1133082	0,02072948	0,08370292	0,63714376	1
0,04436263	0	0	0,1567802	0,12512599	0,21202314	0,01612132	1
0,56859776	0,00113671	0	-0,0005345	0,01993865	0,21202314	0,63641235	1
0,36785796	0	0,15086803	0,0801464	0,00286103	0,21202314	0,80499896	1
0,33578135	0	12,6371133	0,04721232	0,01403209	0,21202314	0,84038462	1
0,48226303	0,1294164	0,81733255	0,19888548	0,09001579	0,30892095	0,38689919	1
0,48592904	1,92440653	-1,15676123	0,09112629	0,11297368	0,00932287	0,11976513	1
0,39355554	0,2494471	0,44166796	-0,16185838	4,52305367	0,30177546	0,05319516	1
0,01085491	9,14234079	1,26152646	-1,44547561	4,03378404	0,13421649	0,10087031	1
0,21817274	0,1899644	0,74800927	0,1095512	0,17821945	0,30177546	0,31984494	1
0,12403454	0,55782078	1,16072788	0,09195613	-1,22256834	0,09219407	0,0155193	1
0,30406929	0,42792065	0,54352047	0,09819009	0,02238145	0,02899876	0,0665189	1
0,05994167	0,53719299	0,32416673	0,07912507	0,12756486	0,31773907	0,30113369	1
0,46096152	0,35213039	0,07291667	0,27179795	0,0504001	0,02673376	0,30871958	1
0,38386553	0,24480809	0,09426257	0,07396876	0	0	0,40423444	1
0,32235081	0,06796117	3,31382245	0,24587788	0,01226994	0,05142857	0,98841699	1
0,44620317	0,08505219	0,81733255	0,067252	0,063649	0,61713999	0,1402372	1
0,79195283	0,74225292	0,31617885	0,53125282	0,0850034	0,03291897	0,08673144	1
0,39355554	0,2494471	1,111501	-0,16185838	4,52305367	0,24114463	0,05319516	1
0,40654666	0,18610731	0,23158386	0,24078415	0,11596379	0,24114463	0,21608627	1
0,54515541	0,52364541	159,324155	0,16772775	0,17531978	0,10355014	0,50083474	1
0,51389529	0,18207562	0	0,06303007	0,23822059	0,21096941	0,66980922	1
0,00290104	0,99376264	0	-0,50187447	0	0	0,03217851	1
-0,06447794	0	0,251478746	0,02187428	0	0,15665217	0,08234811	1
0,263288768	0	1,753631061	0,153424561	0,035198871	0,15665217	0,724816424	1
0,50141024	0,199315793	0	0,181640253	0,001534454	0,005967926	0,277109155	1
0,305497462	0,619691105	0,030503733	0,170156184	0,002464659	0,000927058	0,063156086	1
0,482962669	0	0	0,158151051	0	0,15665217	0,899382656	1
0,667100055	0,027946331	2,962190507	0,077710321	0,015148701	0,066166759	0,679891323	1
0,796849528	0	0,073849871	0,694428235	0,024345055	0,15665217	0	1
0,042754965	0,299617567	0,915252923	0,146853571	0	0	0,144332162	1

0,583951728	0,065427627	0	0,148371744	0,023957011	0,14105326	0,621751094	1
0,495953381	0,377897351	0,915252923	- 0,492432707	0,000795888	0,00118075	0,486619858	1
0,454975252	0	0	0,128691574	0,09409658	0,15665217	0,465823731	1
0,823443731	0,06094854	0,069409335	0,01409037	0	0	0,099061169	1
0,131314099	0,704706976	6,181396031	0,220549416	0,073317833	0,045375347	0,643672144	1
0,106502255	0,882303242	7,646364701	0,327477213	0,057164549	0,010911984	0,295143438	1
0,011096154	0	0	0,086985619	0	0,15665217	0	1
0,11533746	0,840965038	5,478951431	0,194421835	0,115417958	0,044930921	0,295038962	1
0,948325452	0	0	0,113009301	0	0,15665217	0	1
0,799094672	0	0	0,204702488	0	0,15665217	0	1
0,479731844	0,358497426	0,686872311	0,132600898	0	0	0,263140298	1
0,720783765	0	0	- 0,006416895	0	0,15665217	0,148628677	1