



Mémoire de fin de cycle

En vue de l'obtention du Diplôme de Master en Sciences Financières
et Comptabilités

Option : Finance et banques

Thème

L'évaluation du risque de crédit par la méthode de scoring

**Cas : La banque du Crédit Populaire d'Algérie CPA
Direction régionale T-O**

Réalisé par :

CHAOU Yacine

AMITOUCHE Abdenour

Encadré par :

M^{me} BELKHAMSSA Ouerdia

Devant le jury composé de :

Président : HABBAS Boubekur

Rapporteur : BELKHAMSSA Ouerdia

Examinatrice : BOULIFA Yamina

Maitre Assistant A UMMTO

Maitre Conférence B UMMTO

Maitre Assistant B UMMTO



Remerciement

Au bon Dieu, seul créateur, le tout puissant le tout clément nous nous prosternons le Remercions infiniment de nous avoir beaucoup aidés dans notre cursus scolaire d'une part et l'élaboration de notre présent et modeste mémoire d'autre part.

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui on voudra témoigner toute nos reconnaissances.

Nos remerciements sont adressés tout particulièrement à notre encadreur Mme BELKHAMSSA Ouerdia pour sa disponibilité et ses valeureux conseils, orientations et recommandations dont nous avons tiré profit tout au long des étapes de préparation du présent mémoire.

Nous tiendrons à remercier spécialement Mr DELLAL Khaled, notre encadreur au sein de la Banque crédit populaire d'Algérie pour son soutien, sa patience et ses judicieux conseils qui nous ont considérablement aidés dans l'élaboration de ce mémoire.

Enfin nous allouons nos vifs remerciements pour tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la conception de ce travail.

DÉDICACE

Je dédie ce modeste travail

Aux deux personnes qui m'ont soutenu tout au long de ma vie et de mes études, à mes très chers et précieux parents, ma mère, mon père.

Aujourd'hui je suis très fier de pouvoir enfin vous offrir le fruit de plusieurs années de travail. J'ai la jouissance de vous dédier ce travail, veuillez y trouvez le témoignage de mon grand amour et de ma profonde reconnaissance. Je vous souhaite la bonne santé, la joie de vivre et que Dieu vous garde.

A

Mon cher frère Ahmed et sa femme Wissam ;

Mes sœurs : Kahina, Dihia ;

Les petits anges : Anaïs et Elyas ;

Moumouh, Hachimi et toute ma famille ;

Mes amies : « Lamia », Samira, Farida, Sabrina, Sandra, Djahida, Nina ...

Le groupe de choc : Arezki, Rabah, Khaled (le médecin), Belaïd, Idir, Ghiles, Samir, Lyes, Ouali, Belaïd, Sedik, Abdeslam...

Mon groupe de musique « Groupe Imddukal » Mourad, Abdou, Hakim, Younes, Hamza...

Mes camarades de classe ;

Mon binôme Abdenour et sa famille.

Yacine

Je dédie ce modeste travail

A ma mère, à mon père, qui ont œuvré et contribué à ce que j'emprunte la voie des études et du savoir, pour tout leur soutien moral et leur amour et affection. Je vous souhaite la bonne santé, la joie de vivre et que Dieu vous garde.

A mes chers frères et sœurs ;

A mes chers neveux ;

A toute ma famille ;

Mes amies : tounsia, Samira, Sabrina, Sandra, Djahida, farida ...

Le groupe de choc : Arezki, Rabah, Khaled, Belaid, Idir, Sedik, Abdeslam, Ghiles, Samir, Abdelkrim, farid.

A mon binôme Yacine et sa famille.

Abdenour

Liste des abréviations

LISTE DES ABREVIATIONS

Liste des abréviations

Abréviation	Sens
CPA	Crédit Populaire d'Algérie
BFR	Besoin en Fonds de Roulement
CAF	Capacité d'Autofinancement
EBE	Excédent Brut d'Exploitation
CART	Classification And Regression Trees
OR	Odds Ratio
BTP	Bâtiment et Travaux Publics
PME	Petites et Moyennes Entreprises
PMI	Petites et Moyennes Industries
R	Ratio
E	Entreprise
SARL	Société A Responsabilité Limitée
SPA	Société Par Actions
SNC	Société en Nom Collectif
EURL	Entreprise Unipersonnelle à Responsabilité limitée
CT	Court Terme
CA	Chiffre d'Affaire
VA	Valeur Ajoutée
RN	Résultat Net
FR	Fonds de Roulement
Q	Quartile

LISTE DES ABREVIATIONS

IQ	Intervalle interquartile
FB	Frontière Basse
FH	Frontière Haute
VAR	Variance
M	Moyenne
VAR Inter	Variance Interclasse
VAR Intra	Variance Intraclasse
RC	Rapport de Corrélation
F	Statistique de Fisher
STD Error	Standard Error
LR	Likelihood Ratio
AIC	Akaike Info Criterion

Sommaire

SOMMAIRE

Sommaire

Introduction générale	11
Chapitre I : Approches et modèles du crédit scoring.....	18
Introduction	18
1. Le cadre théorique	18
2. Historique du crédit scoring	22
3. Les variables de base	32
4. Les différents modèles de scoring	33
5. Conditions d'une utilisation efficace d'un modèle de scoring.....	39
6. Avantages et inconvénients du crédit scoring.....	40
Conclusion	44
Chapitre II : Contexte et méthodologie de recherche	46
1. Le contexte.....	46
2. Méthodologie de la recherche	49
Chapitre III : Construction et validation du modèle	62
Introduction	62
1. La construction du modèle	62
2. La validation du modèle	79
Conclusion	91
Conclusion générale	93
Bibliographie	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Table des matières	
Annexes	

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

Le secteur bancaire est un secteur économique pas comme les autres, il se distingue par son activité de création monétaire, par le crédit, il assure la fonction essentielle de financement de l'ensemble des activités économiques (publiques et privées).

En économie, le crédit est défini comme « un acte à titre onéreux par lequel une personne met ou promet de mettre des fonds à la disposition d'une autre personne »¹, avec une rémunération de service rendu et les risques en courus. C'est un terme désignant des transactions en nature ou en espèces effectuées en contrepartie d'une promesse de remboursement dans un délai généralement convenu par avance.

Généralement, le crédit résulte de la combinaison de deux caractéristiques : Le temps ou le délai pendant lequel le bénéficiaire dispose des fonds prêtés, c'est-à-dire l'incertitude. Ainsi, il est possible qu'une société ne présente aucun risque de défaillance au moment de l'octroi d'un crédit moyen ou long terme, mais ce dernier peut se révéler dans l'avenir.

La deuxième est la promesse de restitution des fonds prêtés, si, une évolution défavorable se produit dans le temps ou que le débiteur ne respecte pas la confiance du créancier, le risque de non remboursement peut se réaliser.

Dans le domaine de crédit, les institutions financières jouent un rôle particulier même si des crédits peuvent être accordés par d'autres agents économiques. Comme c'est le cas par exemple des fournisseurs lorsqu'ils consentent de délais de paiement à leurs clients.

Les banques ont un rôle spécifique dans le cycle économique, Elles exercent un certain nombre de fonctions qui ont évolué au cours des âges et qui se caractérisent à l'époque contemporaine par une volonté générale de procéder à leur régulation.

Depuis que la banque moderne a commencé à évoluer, la plupart des défaillances bancaires trouvent leur origine dans l'incapacité de faire face aux différents risques qu'elles encourent.

Plusieurs types de risques peuvent affecter la survie d'une banque, parmi ces risques, le risque de crédit appelé également risque de contrepartie est le risque le plus répandu. S'il existe plusieurs types de risque de crédit, celui de non remboursement est un risque majeur. Le risque de crédit est le risque (vu comme une probabilité) que l'emprunteur ne rembourse pas sa dette en partie ou en totalité, à l'échéance fixée. De nos jours, sa maîtrise est l'une des

¹ L'article 68 de l'ordonnance n° 03-11 du 26/08/2003 relative à la monnaie et au crédit.

INTRODUCTION GENERALE

principales préoccupations pour la plupart des organismes bancaires, notamment via les créances qu'elles accordent à leurs clients, qui sont pour la plupart des formes de prêt à court terme. Pour cette raison, de nombreuses banques sont aujourd'hui amenées à l'intégrer dans leur gestion afin de le minimiser. Ce risque est en effet lourd de conséquences pour la banque, car toute dette non remboursée est économiquement une perte sèche que supporte le créancier. Comptablement parlant, les créances et les emprunts accordés à des tiers constituent ainsi un poste spécifique dans le bilan de l'entreprise et toute évolution négative obère d'autant la survie de l'entreprise à moyen ou long terme.

Les établissements bancaires ont donc cherché à s'immuniser contre ce risque de crédit. En amont, ce risque peut faire l'objet d'une évaluation grâce à différents critères et des techniques mêlant calcul et intuition. Suite à cette évaluation, les banques disposent de différents moyens de protection pour minimiser, voire annuler ce risque économique.

Parmi ces moyens de protection on trouve les règles prudentielles fondées par le comité de Bâle après la crise financière de 1987 mit en avant les risques auxquels pouvaient être confrontées les banques. Cette crise eut pour effet que « le Comité de Bâle »² publia un projet de ratio de solvabilité qu'il adopta en 1988, cet accord appelé Bâle I ou également « ratio Cook »³ basé sur une méthodologie simple. Il eut pour objectif de s'assurer de la relation entre les fonds propres d'un établissement et son chiffre d'affaires. Des dysfonctionnements sont apparus au sein des banques qui prenaient les risques sous-estimés par le ratio, tandis que les marchés financiers se concentraient sur d'autres risques, plus importants.

En vue de combler ces lacunes, le comité a proposé en 2004, des mesures correctives qui ont abouti aux accords de Bâle II, ce dernier a contraint les établissements bancaires à mettre en place une nouvelle organisation, de nouvelles procédures d'évaluation et de suivi des risques de crédit, qui se concrétise par un nouveau ratio « Mac Donough »⁴ qui deviendra

² Le comité de Bâle est un organisme de réflexion et de proposition sur la supervision bancaire créé en 1974. Il est situé à la Banque des Règlements Internationaux (BRI) à Bâle en Suisse d'où son nom « comité de Bâle ».

³ C'est un ratio de solvabilité bancaire qui est recommandé par le Comité de Bâle dans le cadre de ses premières recommandations. Il fixe la limite de l'encours pondéré des prêts accordés par un établissement financier en fonction des capitaux propres de la banque.

⁴ Willin J. Mc Donough est l'ancien président de la réserve fédérale de New York entre 1993 et 2003. On lui doit le sauvetage du fonds LTCM en 1998. Il est un des pères du ratio McDonough qui définit les ratios de solvabilités des banques selon le règlement Bâle II.

INTRODUCTION GENERALE

Le successeur officiel du ratio Cook. Ainsi les banques sont amenées à se doter de systèmes internes performants de notation de tous leurs clients.

Au-delà des modèles de notation mis en place pour respecter la réglementation Bâle II, et malgré les efforts consentis par les établissements financiers, pour se mettre en conformité avec la réforme Bâle II, on enregistre des lacunes dans les dispositifs de gestion du risque de crédit.

En été 2007, une crise financière s'est propagée en quelques mois, bien au-delà de sa sphère propre, pour revêtir un caractère systémique et atteindre l'économie réelle dans la plupart des pays. Cette dernière est liée à la crise des marchés immobiliers américains et plus précisément à la subprime.

Pour faire face à cette crise le comité de Bâle en 2010 a contribué à la mise au point de nouvelles mesures de stabilité pour le système bancaire mondial qui a donné naissance à les accords de Bâle III, sont des suggestions de nouvelles réglementations destinées au secteur bancaire. Il a été observé que les banques avaient un niveau de fonds propres trop bas durant la crise de 2007. Aussi Bâle III propose d'augmenter le niveau des fonds propres, en plus de leurs qualités en introduisant le ratio de l'effet de levier⁵.

1. L'objet de la recherche

Au regard des conséquences du risque de crédit, les établissements bancaires considèrent la minimisation de ce risque comme l'une de leurs principales préoccupation. Dès lors, l'étape d'évaluation de ce risque s'avère cruciale. Aussi, toutes les banques se dotent d'un mécanisme d'évaluation du risque de crédit afin de le minimiser.

Cependant, l'évaluation de ce risque ne se limite pas uniquement aux pays développés. Le système bancaire algérien utilise des méthodes classiques pour faire face aux risques crédit. Parmi ces méthodes, l'analyse financière qui reste le moyen privilégié d'évaluation du risque de crédit. Développée à partir de 1929, il s'agit d'évaluer la santé financière de l'entreprise et cela en collectant les informations commerciales, financières et comptables. En revanche, le particulier ne dispose pas d'états comptables, des informations chiffrées sont mises à la disposition de l'analyste : bulletins de salaires, état estimatif du patrimoine

⁵ Est un multiplicateur des taux de rentabilité et de niveau de risque. C'est une information majeure à prendre en compte lorsqu'on utilise des produits dérivés tels que, les options, les warrants etc.

INTRODUCTION GENERALE

immobilier ou financier, chiffre d'affaire en compte, emprunts en cours, prélèvements extérieurs...etc.

L'objectif de l'analyse financière est d'établir un diagnostic financier de l'entreprise, de prendre des décisions et d'en suivre l'application. Il reste à savoir si cette analyse est suffisante pour quantifier la rémunération du risque de crédit lors d'une demande de prêt de l'entreprise.

Ainsi cette recherche, a pour objet l'étude de l'évaluation du risque crédit par la méthode du scoring. Cette méthode tente de synthétiser un ensemble de ratios pour parvenir à un indicateur unique permettant de distinguer d'avance les entreprises saines des entreprises défaillantes. Cet objet impliquait de choisir un objet d'étude précis. Ce choix est porté sur le Crédit Populaire Algérien (CPA) qui a mis en pratique cette méthode.

2. Problématique et objectif de la recherche

L'utilisation de scoring offre aux banques la possibilité de gérer leur risque de façon optimale et les aider à développer un système de pilotage des risques performant par le calcul du score de chaque dossier demandeur de crédit qui aboutira à la décision d'octroi ou non du crédit par la banque

Aussi, cette recherche soulève clairement une question principale : « **Le modèle scoring a-t-il véritablement un pouvoir de prédiction de la probabilité de défaut de remboursement dans le cas du CPA ?** ».

De cette problématique principale découle deux questions qui orienteront la démarche suivie.

Question 1. Quels sont les facteurs qui influencent sur le défaut de paiement des entreprises ?

Question 2. Comment le modèle est-il construit et validé ?

Cette recherche vise une triple contribution. En premier, analyser les déterminants de défaut de remboursement. En second, comment sélectionner les ratios les plus significatifs et enfin, déterminer une fonction score qui effectue une meilleure combinaison des ratios retenus.

INTRODUCTION GENERALE

3. Méthodologie

Notre recherche est centrée sur la méthode scoring et son pouvoir prédictif. A cet effet, nous avons axé notre recherche bibliographique sur les définitions de la méthode scoring, ses modèles et les travaux auxquels ce sujet a donné lieu.

Nous avons utilisé la régression logistique ou modèle LOGIT une technique statistique dont l'objet est, à partir d'un fichier d'observations produire un modèle permettant de prédire les valeurs prises par une variable catégorielle, le plus souvent binaire, en se basant sur une série de variables explicatives continues et/ou binaires.

Pour réaliser notre recherche, nous avons construit un échantillon d'entreprises. La base des données obtenue auprès du crédit populaire d'Algérie (CPA), est constituée de 307 entreprises (PME) clientes. On a choisi de ne pas dévoiler les noms de ces entreprises en raison de la confidentialité des données. Ces entreprises sont différentes en matière de la forme juridique, d'appartenance à un groupe et le défaut de paiement, ainsi que, 82 ratios calculés pour chaque entreprise.

Nous avons eu recours à des logiciels d'analyse et de traitements de données. En premier, Excel 2013 pour effectuer les opérations telles que, le triage des entreprises, le calcul de la moyenne, somme..., et l'insertion, des algorithmes, des tableaux et la présentation des graphes. Le second est le logiciel Eviews8, qui est un logiciel d'économétrie. Il offre un vaste éventail de fonctionnalités pour la manipulation de données, de statistiques et d'analyses économétriques, ainsi que pour la réalisation de prévisions, de simulations et de présentations analytiques de données.

4. Plan de travail

Afin d'atteindre cet objectif, nous avons structuré notre travail en trois chapitres. Le premier traite des différentes notions théoriques, à savoir les définitions et historique du crédit scoring, ses différents modèles et enfin, les avantages et limites de cette méthode.

Le second chapitre présente le contexte de l'étude dans un premier lieu, et la méthodologie de la recherche adoptée dans un deuxième lieu.

Enfin, le troisième chapitre, qui résume notre étude de cas où nous allons voir les étapes à suivre pour construire le modèle de la régression logistique ainsi que, sa validation en

INTRODUCTION GENERALE

calculant le score et la probabilité de défaut pour chaque entreprise, ensuite, la classer dans un intervalle de risque qui lui convient.

Chapitre I

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Introduction

Les recherches axées sur le développement d'outils de prédiction, de mesure et d'évaluation du risque de crédit, ont été amorcées depuis des dizaines d'années, partout dans le monde, par de nombreux banquiers, financiers et statisticiens.

Concernant le phénomène de défaillance, complexe de par la diversité de ses causes et de la multiplicité de ses indicateurs, les réflexions ont abouties à la mise au point d'un outil très novateur, qui est le Crédit Scoring.

Le crédit scoring, correspond à une méthode d'analyse financière qui tente à synthétiser un certain nombre de ratios sous forme d'un seul indicateur susceptible de distinguer les entreprises saines des entreprises défaillantes. Cette méthode vient pour combler les lacunes en matière de prévision des défaillances d'entreprises, et elle repose sur plusieurs et différents modèles d'évaluation du risque de crédit.

Et parmi les modèles utilisés en statistique et recherche opérationnelle, le crédit scoring a eu un grand succès dans le monde de la finance et banques.

Ce premier chapitre, portera essentiellement sur une présentation de crédit scoring, avec un aperçu sur les travaux auxquels il a donné lieu, ses différents modèles, ainsi qu'une détermination des avantages et inconvénients de cette méthode.

1. Le cadre théorique

1.1. Définitions du crédit scoring

« Le crédit scoring est un terme anglo saxon générique pour définir l'action d'évaluer le risque de défaillance crédit via un score statistique »⁶.

Le crédit scoring peut être défini comme « une méthode statistique d'évaluation du risque de crédit des demandeurs de prêt. En utilisant des données sur le passé des emprunteurs et des techniques statistiques, cette méthode produit un « score » que la banque utilise pour classer en termes de risque ses emprunteurs ou les demandes de prêt qui lui sont adressées »⁷.

⁶ <http://www.experian.fr/ressources/glossaire/credit-scoring.html>. Consulté le 15/10/2018.

⁷ EBER Nicolas. « Sélection de clientèle et exclusion bancaire ». In: Revue d'économie financière, n°58, 2000. L'exclusion bancaire. Pp. 79-96. page 88.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Il est défini ainsi comme étant « une méthode permettant de déterminer les risques de défaillance affectant les entreprises. Cette méthode utilise l'analyse quantitative »⁸.

De manière élargie, nous pouvons définir le crédit scoring comme étant un processus d'évaluation du risque de crédit, en faisant recours aux modèles statistiques en vue de transformer des données (quantitatives, qualitatives) en indicateurs numériques mesurables à des fins d'aide à la décision d'octroi ou de rejet de crédit.

Le crédit scoring est donc un concept d'évaluation des performances des entreprises à partir d'un modèle fondé sur des outils d'analyse statistique de grandeurs comptables et de ratios financiers.

Un ratio financier, est le rapport entre deux grandeurs du bilan ou des comptes de résultats. Il nous renseigne, par référence à des ratios types, sur les performances, le financement, la solvabilité, la liquidité et la rentabilité d'une entreprise.

Le risque de crédit aussi appelé le risque de contrepartie peut être défini comme le risque de perte liée à l'évolution de la qualité de la signature de l'émetteur.

Donc, c'est le risque de pertes consécutives au risque de défaut d'un emprunteur sur un engagement de remboursement de dettes contractées auprès d'un établissement bancaire.

Ceci correspond éventuellement à une perte totale ou partielle des montants engagés par la banque et aussi une perte en revenu représentée par les intérêts non perçus.

1.2. La typologie des risques de crédit

Le risque de crédit peut se présenter selon trois types à savoir :

1.2.1. Le risque défaut de clients

Il correspond à l'incapacité ou au refus du débiteur à honorer ses engagements envers ses créanciers à échéance.

Cette forme de risque est associée à l'occurrence d'un défaut, caractérisée par l'incapacité de la contrepartie à assurer le paiement de ses échéances.

⁸ RADACAL, Francois, « introduction à l'analyse financière », France, 2009, édition ELLIPSES.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Un défaut de la part d'un débiteur intervient lorsque l'un des événements ci-dessous se produit :

- La banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité son crédit au groupe bancaire sans qu'elle ait besoin de prendre des mesures appropriées telles que la réalisation d'une garantie (si elle existe) ;
- L'arriéré du débiteur sur un crédit important dû au groupe bancaire dépasse quatre-vingt-dix(90)⁹ jours. Les découverts sont considérés comme des créances échus dès que le client a dépassé une limite autorisée ou qu'il a été averti qu'il disposait d'une limite inférieure à l'encours actuel » ;
- L'emprunteur est en faillite juridique.

1.2.2. Le risque de dégradation du Spread ou dégradation du crédit

Le spread¹⁰ de crédit est défini comme l'écart entre le remboursement de titres obligataires émis par un emprunteur public (supposé sans risque) et ceux par un emprunteur privé (de quelque qualité qu'il soit). C'est donc une prime de risque qui lui est associée, plus le risque est élevé, plus le spread est élevé.

Il se traduit par la dégradation de la situation financière d'un emprunteur, ce qui accroît la probabilité de défaut. Même si le défaut proprement dit ne survient pas nécessairement.

« Il est en effet d'usage de décomposer le taux d'intérêt retenu pour le financement d'une contrepartie entre taux sans risque et une prime de risque appelée spread. Ce spread incorpore plusieurs informations sur la qualité de l'emprunteur, la liquidité de la transaction sous-jacente ou plus globalement du marché... »¹¹.

Ce risque peut être mesuré d'une façon séparée pour chaque contrepartie ou sur tout le portefeuille de crédit.

⁹ Selon le comité de Bâle.

¹⁰ Spread = taux de rémunération exigé du débiteur - taux sans risque.

¹¹ SERVINGY Arnaud, et ZELENKO Ivan, « le risque de crédit face à la crise », 4^e éd, France, Paris 2010, édition DUNOD. page 80.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

1.2.3. Le risque de recouvrement

« Le risque de recouvrement de prêt est l'incertitude de la récupération des fonds prêtés par une banque à un emprunteur »¹².

Le taux de recouvrement permet de déterminer le pourcentage de la créance qui sera récupérée en entreprenant des procédures judiciaires. Suite à la faillite de la contrepartie. Le recouvrement portera sur le principal et les intérêts après déduction du montant des garanties préalablement recueillies.

L'idée directrice du crédit scoring est de calculer un score pour chaque entreprise ou agent sollicitant un crédit. Le score est calculé à partir de critères qu'il faudra pondérer, ces critères sont généralement constitués de ratios financiers, ou d'autres informations extracomptables, qui sont pondérés en vue de calculer le score qui sera comparé à une norme pour décider de l'état de santé de l'entreprise en question.

Pour simplifier leurs procédures, les établissements prêteurs établissent des évaluations statistiques sur le profil des emprunteurs. Pour un particulier, il s'agit de son âge, sa profession, sa stabilité financière et personnelle, et ses emprunts déjà en cours... Pour une entreprise, son ancienneté, son chiffre d'affaires, sa marge bénéficiaire et son secteur d'activités (informations comptables et extracomptables). Chaque élément est noté, pour faire ressortir une note globale. Le scoring est donc une mesure du risque associé au crédit, qui permet également de repérer en amont les risques de défaillance.

Les informations de l'emprunteur constituent une base pour connaître ses caractéristiques et prévoir si celui-ci aura une solvabilité future. Les établissements de crédit peuvent ainsi classer les débiteurs en fonction de la proportion du risque.

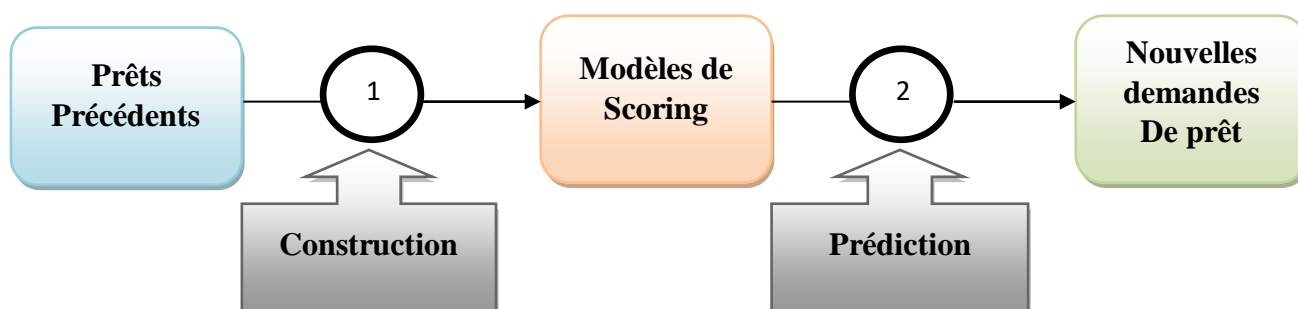
Le crédit scoring est un outil de gestion qui vise à prédire la probabilité de défaut d'un nouveau prêt en utilisant les prêts précédents. Ainsi, l'objet du crédit scoring est de prédire le risque et non de l'expliquer.

¹² <https://www.rachatducredit.com/risque-de-recouvrement-de-creances.html>. Consulté le 17/10/2018.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Le schéma ci-dessous présente le processus du crédit scoring :

Schéma n° 01 : Processus du Crédit Scoring¹³



Un bon modèle de score affecte des scores élevés aux débiteurs dont les prêts se comportent bien et donc une probabilité de défaut faible et des scores faibles à ceux dont les prêts se comportent mal. Mais cela ne peut se réaliser que si le modèle comporte les facteurs de risque les plus importants.

2. Historique du crédit scoring¹⁴

2.1. L'analyse financière

Les premières recherches concernant le crédit scoring étant basées sur l'analyse des ratios financiers qui sont un ensemble de méthodes, de démarches et d'outils qui permet d'étudier et de juger la situation et les résultats financiers d'une entreprise ou d'un ensemble d'entreprises. « Elle débouche sur l'établissement d'un véritable diagnostic financier en ce sens que ses investigations et ses conclusions permettent d'apprécier la santé d'une entreprise, de détecter d'éventuelles pathologies et de formuler des recommandations en vue d'un traitement assurant sa viabilité et son redressement »¹⁵.

« C'est une démarche qui s'appuie sur l'examen critique de l'information comptable et financière fournie par une entreprise à destination des tiers, ayant pour but d'apprécier le plus

¹³DAHMANI Mohamed, octobre 2007, prévision de la défaillance des entreprises par la méthode des scores, école supérieure des banques, page 22.

¹⁴KHIMA Farah Yamanda, le crédit scoring de l'immobilier, école supérieure de banque, Septembre 2007, page 17.

¹⁵<https://www.universalis.fr/encyclopedie/comptabilite-analyse-financiere/1-objet-et-demarches-de-l-analyse-financiere/>. Consulté le 15/10/2018.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

objectivement possible sa performance financière et économique (rentabilité, pertinence des choix de gestion,...), sa solvabilité (risque potentiel qu'elle présente pour les tiers et capacité à faire face à ses engagements) et en fin son patrimoine »¹⁶.

Le ratio n'a pas de signification que dans la mesure où les deux grandeurs mises en rapport sont cohérentes, mesurées dans une unité identique, et s'il est étudié dans le temps, car ce n'est pas sa valeur absolue qui importe mais bien son évolution. Pour la prise d'une décision d'octroi de crédit, le banquier ne calcule pas tous les ratios mais ceux qu'il juge comme étant le bon indicateur de la santé financière, et parmi les ratios les plus utilisés par les banques nous pouvons distinguer :

2.1.1. Les ratios de la structure financière

Les ratios de la structure financière sont « un ensemble de ratios permettant d'apprécier l'équilibre financier de l'entreprise ainsi que sa capacité à respecter ses engagements. Ces ratios permettent d'évaluer les modes de financement utilisés par l'entreprise ainsi que les charges financières qui influencent sur sa solvabilité à long terme »¹⁷.

Ils sont composés de :

- **Les ratios de financement**

Ces ratios caractérisent l'équilibre financier global de l'entreprise :

- **Ratio d'autonomie financière**

Le ratio d'autonomie financière mesure le niveau de dépendance d'une entreprise vis-à-vis des financements extérieurs, plus précisément les dettes à long terme, c'est-à-dire les emprunts bancaires. Il se calcule comme suit :

$$\text{Ratio d'autonomie financière} = \text{capitaux propres} / \text{total dettes}$$

Le ratio d'autonomie financière d'une entreprise calculé à partir des dettes, doit être supérieur à 1, c'est-à-dire supérieur à 100%. Plus le ratio est supérieur à 1, plus on dira que l'entreprise dispose d'une forte autonomie financière, et cela signifie que les capitaux propres

¹⁶ PIERRE Jean, « Analyse financière », Paris, 2001, édition DALLOZ, page 01.

¹⁷ VILLENEUVE. J, « Analyse d'états financiers par ratios pour le P.-D.G de PME, Développement économique, Innovation et Exportation ». Québec, Septembre 2003. Page 31.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

de la société sont plus importants que ses dettes financières. Elle peut donc couvrir ses emprunts bancaires avec ses capitaux propres.

Et plus ce ratio est inférieur à 1, plus on dira que l'entreprise fait appel à des sources de financement étrangères, les capitaux propres ne couvrent pas l'ensemble des dettes contractées auprès des établissements bancaires. La santé financière de l'entreprise est alors en danger, l'entreprise est trop endettée, car ses emprunts bancaires sont plus importants que ses capitaux propres.

Plus l'indépendance financière est forte, plus l'entreprise est saine. Dans ce cas le recours aux emprunts s'effectue plus aisément et dans de bonnes conditions.

- Ratio de l'équilibre financier

Il permet d'apprécier l'équilibre financier de l'entreprise. Cette dernière est financièrement équilibrée lorsque ce ratio est supérieur ou égal à 1. Le ratio de l'équilibre financier se calcule de la manière suivante :

$$\text{Ratio de l'équilibre financier} = \text{Ressources Stables} / (\text{Actif Immobilisé} + \text{BFR})$$

Le besoin en fonds de roulement (BFR) représente le montant qu'une entreprise doit financer afin couvrir le besoin résultant des décalages des flux de trésorerie correspondant aux décaissements (dépenses) et aux encaissements (recettes) liés à son activité.

- Ratio de financement des emplois stables

Il mesure la couverture des emplois stables (les immobilisations) par les ressources stables (les capitaux propres). Le ratio de couverture des emplois stables doit être au moins égal à 1 (100%). Il est même préférable qu'il soit supérieur à ce montant car cela signifie que les ressources stables de l'entreprise lui permettent de dégager un excédent de liquidité qui pourra servir à financer le besoin en fonds de roulement. Il est calculé de la manière suivante :

$$\text{Ratio de couverture des emplois stables} = \text{Ressources stables} / \text{Emplois stables}$$

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- **Les ratios de liquidité**

Ils mesurent la capacité de l'entreprise à couvrir ses échéances immédiates par la mise en œuvre du fonds de roulement et/ou la liquidation des éléments de l'actif circulant. Ils permettent d'apprécier la liquidité de l'entreprise. On distingue trois ratios de liquidité à savoir :

- **Ratio de liquidité générale**

Est une comparaison des actifs à court terme d'une entreprise ou d'un particulier à ses passifs à court terme.

$$\text{Liquidité générale} = \text{actif circulant} / \text{dette à court terme}$$

Il mesure la capacité de l'entreprise à respecter ses obligations financières à court terme et à suivre à des conditions économiques défavorables.

Si ses dettes à court terme dépassent les actifs à court terme (c'est-à-dire si le ratio est inférieur à 1), l'entreprise peut ne pas être en mesure de tenir ses engagements, tandis que si le ratio est trop élevé, il est possible que l'entreprise n'utilise pas efficacement ses actifs.

Avoir un ratio de liquidité générale supérieur à 1 équivaut à avoir un fonds de roulement positif.

« Le fonds de roulement est une variable essentielle mettant en évidence la politique de financement d'une entreprise. Il permet de vérifier l'équilibre de sa structure financière. Son excédent va financer une partie du besoin en fonds de roulement et le reliquat sera attribué à la trésorerie »¹⁸.

Le besoin de fonds de roulement « représente la partie de l'actif circulant (hors disponibilité) qui n'est pas financée par le passif circulant (hors avances bancaires) »¹⁹.

- **Ratio de liquidité réduite (restreinte)**

$$\text{Ratio de liquidité restreinte} = (\text{valeur réalisable} + \text{valeur disponible à court terme}) / \text{dette à court terme}$$

¹⁸ <https://www.compta-facile.com/fonds-de-roulement-fr-definition-calcul-interet/>. Consulté le 06/10/2018.

¹⁹ HONORE Lionel, « Gestion financière », 2001, édition NATHAN, page 188.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Ce ratio illustre le degré de couverture des dettes à court terme par les valeurs réalisables et disponibles. En général il est inférieur à l'unité, il doit être égal à une valeur entre 0,3 et 0,5. Son niveau est évidemment différent suivant la nature d'activité de l'entreprise.

- Liquidité immédiate ou ratio de trésorerie

Ratio de trésorerie = disponibilités/dettes à court terme

Il mesure la capacité de l'entreprise à payer ses dettes à court terme en utilisant les disponibilités.

Si le ratio est supérieur à 1 l'entreprise est capable de rembourser, dans l'immédiat, la totalité de ses dettes à court terme.

S'il est inférieur à 1 l'entreprise est dans l'incapacité de rembourser, dans l'immédiat, la totalité de ses dettes à court terme.

• Les ratios de solvabilité

Les ratios de solvabilité permettent d'établir une estimation de la capacité à long terme d'une entreprise à rembourser ses dettes, on distingue :

- Ratio de capacité de remboursement à long et moyen terme

Il se calcule :

Ratio de capacité de remboursement à long et moyen terme = dettes à long terme / CAF

Un multiple égal à 3 ou 4 signifie que 3 ou 4 années de résultat de l'entreprise (CAF) seront nécessaires pour rembourser les dettes à long terme. Un tel niveau est jugé correct par les financiers.

La capacité d'autofinancement CAF, est l'aptitude d'une entreprise à dégager des liquidités provenant de ses ressources internes en vue de financer ses besoins d'exploitation et de développement. La capacité d'autofinancement (CAF) correspond à la différence entre les produits encaissables et les charges décaissables.

- Ratio de capacité de remboursement immédiate

Ratio de capacité de remboursement immédiate = CAF / annuités déremboursement de l'exercice

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Il doit être supérieur à 2 pour que l'entreprise soit en mesure de rembourser ses dettes à terme, de payer des dividendes et de s'autofinancer.

- Ratio d'endettement

Il mesure le niveau d'endettement d'une société par rapport à ses capitaux propres, il se calcule comme suit :

$$\text{Dettes à moyen et à long terme} / \text{Capitaux propres}$$

Plus le ratio est élevé, plus l'entreprise est endettée. Il est préférable que le ratio d'endettement soit inférieur à 100% (ou 1). Un ratio trop élevé traduira un endettement excessif, avec les conséquences négatives qui peuvent en découler sur la solvabilité de l'entreprise, ses résultats, sur des taux d'intérêts plus élevés à payer sur les marchés financiers, etc.

2.1.2. Les ratios de rentabilité

Les ratios de rentabilité sont « un ensemble de ratios mesurant l'efficacité générale de la gestion dont témoignent les revenus provenant des ventes et des investissements. Ces ratios évaluent le rendement des capitaux investis et l'aptitude de l'entreprise à dégager des bénéfices »²⁰.

- Ratio de rentabilité financière

Le ratio de rentabilité financière mesure la richesse créée par l'entreprise du fait de ses ressources internes (on parle de rentabilité des capitaux apportés), il se calcule comme suit :

$$\text{Rentabilité financière} = \text{bénéfice net} / \text{capitaux propres}$$

Il mesure la rentabilité financière nette annuelle des capitaux propres.

- Ratio de rentabilité économique

Il mesure la capacité de l'entreprise à rentabiliser les fonds apportés par les associés ou les prêteurs. Il s'obtient de la manière suivante :

$$\text{EBE} / \text{Capitaux propres}$$

L'excédent brut d'exploitation (EBE) est un indicateur financier fondamental permettant de déterminer la ressource qu'une entreprise tire régulièrement de son cycle d'exploitation.

²⁰ VILLENEUVE. J, « Analyse d'états financiers par ratios pour le P.-D.G de PME, Développement économique, Innovation et Exportation ». Québec, Septembre 2003. p.32.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Les ratios financiers permettent de procéder à l'analyse financière d'une entreprise mais ils ne doivent pas être les seuls indicateurs à prendre en compte. D'ailleurs, il convient de s'assurer qu'ils soient en adéquation parfaite avec le type d'activité exercée ou avec les particularités que peut présenter une entreprise. Enfin, les résultats donnés doivent être comparés dans le temps (évolution au sein de l'entreprise) et dans l'espace (observation des ratios des concurrents de l'entreprise).

L'analyse financière présente plusieurs limites pour une banque. Ces limites sont liées essentiellement à la construction du bilan financier et à la non maîtrise des postes à risque.

Pour construire un bilan financier, les banques ne tiennent pas en compte que quelques retraitements économiques. Parmi eux, nous citons les provisions pour risque et charges, les provisions réglementées, les subventions d'investissements, les comptes courants d'associés, les écarts de conversion actif, les plus ou moins-values sur actifs,...etc.

Le diagnostic financier qui ne prend pas en considération ces retraitements ne permet pas d'affiner davantage la gestion du risque crédit. Toutefois, la prise en compte de ces retraitements engendre des coûts importants supplémentaires que les banques doivent supporter.

Egalement, les comptes de l'entreprise sont souvent aménagés pour donner une image plus flatteuse que la réalité. Les postes que la banque doit maîtriser sont essentiellement : les frais de recherche et développement, la production immobilisée, les stocks, les plus-values exceptionnelles, les dettes sur comptes courants des actionnaires,...etc.

En plus de ces deux grandes catégories de limites techniques, le diagnostic financier nécessite pour une banque beaucoup de temps et un personnel qualifié, ce qui entraîne une augmentation des coûts.

Ces limites conduisent généralement à des conséquences néfastes. Malheureusement, l'inexistence de publications spécifiques aux indicateurs de risque crédit propres aux entreprises nous a poussé à faire appel aux conséquences globales de la gestion classique du risque crédit.

Les études et recherches initiales du scoring, ont débuté durant les années trente, après cela, beaucoup de travaux sont venus alimenter la littérature du crédit scoring, et qui peuvent être résumés comme suit :

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Tout d'abord les analystes comparaient les ratios des entreprises saines à ceux des entreprises défaillantes pour avoir une idée des performances financières de ces dernières. Mais ce genre de méthode n'a aucun pouvoir prédictif et n'est donc, pas vraiment performant. Les premiers travaux sont ceux de RAMSER et FOSTER (1931), suivis de ceux de FITZPATRICK (1932) qui a étudié 19 paires d'entreprises saines défaillantes, puis a réussi à démontrer une différence significative dans leurs ratios au moins trois ans avant l'apparition de la défaillance. En 1936, le célèbre article de FISHER²¹ apparut, portant sur la classification des plantes. Où il a utilisé un ensemble de données comprenant un échantillon de 50 de chacune de trois espèces d'iris (iris setosa, iris virginica et iris versicolor). Quatre caractéristiques ont été mesurées à partir de chaque échantillon. La longueur et la largeur des sépales et des pétales, en centimètres. Sur la base de la combinaison de ces quatre caractéristiques, Fisher a développé un modèle discriminant linéaire pour distinguer les espèces les unes des autres.

2.2. L'analyse discriminante uni-variée et multi-variée

Ensuite, en 1966, et grâce à l'apparition de l'analyse discriminante qui est une technique statistique qui vise à décrire, expliquer et prédire l'appartenance à des groupes prédéfinis (classes, modalités de la variable à prédire...) d'un ensemble d'observations (individus, exemples...) à partir d'une série de variables, et qui consiste à trouver une moyenne pondérée de plusieurs ratios (fonction discriminante), calculée pour chaque entreprise, et qui assure le mieux la distinction entre les entreprises en détresse financière et les entreprises performantes. La recherche gagnait en pouvoir prédictif, cependant, il restait relativement faible, du fait des conditions de distribution de probabilités des variables explicatives. Aussi, cette méthode ne donnait pas non plus d'idée sur les performances relatives des variables discriminantes. Toutefois, cette phase marqua un premier tournant pour le Crédit Scoring, car elle permit à l'outil informatique d'entrer en action afin de permettre les différents calculs.

Les statisticiens ayant débuté leurs recherches sur l'analyse discriminantes furent BEAVER (1966), qui a appliqué une analyse discriminante uni-variée. Elle est dite uni-variée car elle se base sur une seule variable explicative, appelée aussi unidimensionnelle. Cette technique consiste à déterminer pour chaque élément d'un ensemble de variables (ratios) une

²¹ Ronald Aylmer Fisher né le 17 février 1890, était un statisticien et un généticien britannique, un génie qui, presque à lui seul, a jeté les bases de la statistique moderne.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

valeur critique qui permet la meilleure discrimination entre entreprises saines et entreprises défaillantes. L'objectif est de classer les entreprises parmi l'un des deux groupes : défaillantes ou non défaillantes sur la base du ratio le plus discriminant. « Beaver a choisi un échantillon de 79 entreprises ayant fait faillite entre 1954 et 1964. Chaque entreprise a été couplée avec une entreprise saine appartenant au même secteur d'activité et de même taille. Pour l'ensemble des entreprises, l'auteur a calculé 30 ratios financiers choisis selon leur importance dans des études antérieures. Après un traitement statistique, Beaver n'a gardé que 6 ratios qui sont : (Cash-flow/Total dette) ; (Résultat net/Total actif) ; (Total dette/Total actif) ; (Fonds de roulement/Total actif) ; (Dettes à court terme/Total dettes), (encaisse + compte client – passif à court terme / dépenses opérationnelles). Ces ratios ont donné les plus bas taux d'erreur de classement des entreprises dans leur groupe d'appartenance. A partir du ratio unique qu'est Cash-flow/Total dette, l'auteur a obtenu un taux global d'entreprises bien classées égal à 77% »²².

Pour ALTMAN²³, en 1968 qui s'est attaqué à l'analyse discriminante multi variée appeler aussi multidimensionnelle qui était contrairement à l'analyse uni variée qui utilise un seul ratio. L'analyse multi variée, est une méthode qui permet d'apprécier et d'une façon globale la situation financière de l'entreprise décrite à travers une batterie de ratios. En effet, Altman (1968) était le premier à utiliser plus qu'un ratio pour prévoir la défaillance. Son étude a porté sur un échantillon de 33 entreprises tombées en faillite sur la période de 1946-1965 auxquelles ont été associées 33 entreprises saines de même taille et de même secteur.

A partir d'une batterie de 22 ratios extraits des états financiers (bilans et comptes de résultat), Altman a construit la fonction Z-Scoring composée de 05 variables explicatives. Il a obtenu, grâce à cela, des taux de bon classement des entreprises saines et défaillantes s'élevant respectivement à 97% et 94%, et un taux global de bon classement de l'ordre de 95%. Les applications de l'analyse discriminantes continuèrent avec DEAKINS en 1972, qui utilisa une fonction avec 14 variables explicatives...

²²MATOUSSI Hamadi, et MOUELHI Rim, la prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique, 20ème congrès de l'AFC, France, 1999, page 5,6.

²³ Edward .I. ALTMAN né en 1941, professeur de finance à New York University, il est connu pour le développement de la « Z-Score » pour la faillite dont il a publié en 1968.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Après les années 70, les méthodes de classification changèrent, et laissèrent, petit à petit, place aux régressions.

2.3. La régression

La régression linéaire fut la première à apparaître, elle est considérée comme une modélisation linéaire qui permet d'établir des estimations dans le futur à partir d'informations provenant du passé. Mais sans, pour autant, donner de bons résultats. (Cela du fait que les probabilités de défaut prennent leur valeur dans l'intervalle $[0, 1]$, tandis que la régression linéaire prend les siennes dans \mathbb{R}). C'est pour cela qu'est apparue la régression Probit, mais ses limites se sont fait sentir rapidement du fait des conditions de normalité exigées pour les variables explicatives.

Durant les années quatre vingt, les études autour de la régression logistique ont évolué, du fait de l'absence de conditions de normalité. La régression logistique est l'un des modèles d'analyse multi-variée, Elle permet de mesurer l'association entre la survenue d'un événement (variable expliquée qualitative) et les facteurs susceptibles de l'influencer (variables explicatives). Permet d'analyser une variable dépendante quantitative qui prend des valeurs numériques et qui admet une échelle de mesure en fonction d'une ou plusieurs variables explicatives. Ce type de méthode apporte, en plus d'une interprétation des coefficients, des probabilités de défaut comprises dans l'intervalle $[0 ; 1]$ et la possibilité de prévision. D'autres méthodes sont apparues après cette décennie, telles que Les arbres de classification CART (Classification And Regression Trees)...

2.4. Les réseaux de neurones

L'année 1990 marqua un autre tournant dans les recherches dédiées aux modèles de Crédit Scoring. Durant cette année, les méthodes statistiques laissèrent leur place aux machines d'apprentissage, grâce à l'apparition des Réseaux de neurones. « Les réseaux de neurones sont des techniques extrêmement sophistiquées de modélisation et de prévision, en mesure de modéliser des relations entre des données ou des fonctions particulièrement complexes »²⁴.

ODOM et SHARDA (1990) furent les premiers à opérer une comparaison entre l'analyse discriminante et les réseaux de neurones. Ils se servirent des variables explicatives

²⁴ <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#.W8T35Nczbcs>. Consulté le 15/10/2018.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

d'ALTMAN (1968), pour y arriver. Deux années plus tard, KIANG (1992) fit une comparaison entre l'analyse discriminante, la régression Logistique ainsi que les réseaux de neurones.

3. Les variables de base

Se sont des informations collectées auprès des clients demandeurs de crédit, elles sont considérées comme étant des facteurs ou variables (variables explicatives) qui peuvent expliquer le phénomène de défaillance d'un emprunteur, à savoir les particuliers et les professionnels.

Pour les particuliers, certaines variables sont prises en considération. Parmi elles, nous pouvons citer :

- L'âge ;
- nationalité ;
- situation familiale, régime matrimonial ;
- département de résidence ;
- type d'habitat ;
- situation de logement (locataire, propriétaire, hébergé) ;
- ancienneté dans le logement ;
- catégorie socioprofessionnelle ;
- situation professionnelle ;
- ancienneté professionnelle ;
- type de téléphones utilisés ;
- utilisation de l'email ;
- relations entre les Co-emprunteurs (vie de couple, amis, famille, collègues...)...

D'autres variables sont définies pour les professionnels :

- Le secteur d'activité ;
- la qualité du climat social ;
- la compétence des décideurs ;
- la pluralité des décideurs ;
- l'âge du débiteur ;

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- la forme juridique du débiteur ;
- l'existence d'un service de contrôle de gestion.
- la situation financière de l'entreprise (informations comptables)...

4. Différents modèles de scoring

En économétrie, un modèle consiste en une présentation formalisée d'un phénomène sous forme d'équations dont les variables sont des grandeurs économiques.

« Les modèles de score sont des outils de mesure du risque qui utilisent des données historiques et des techniques statistiques. Leur objet est de déterminer les effets de diverses caractéristiques des emprunteurs sur leur chance de faire défaut »²⁵.

Il existe plusieurs modèles :

4.1. Les modèles fondés sur les méthodes paramétriques de classification

Les méthodes paramétriques de classification statistique établissent une relation fonctionnelle entre les variables explicatives dont la loi de distribution est supposée connue et la variable expliquée, relation dont la forme est donnée a priori.

Trois grandes familles de méthodes existent : la méthodologie unidimensionnelle fondatrice de Beaver (1966), l'analyse discriminante et les régressions sur variables qualitatives.

4.1.1. La méthodologie unidimensionnelle de (Beaver 1966)

« La mise en œuvre d'une approche unidimensionnelle illustrée par W.BEAVER en 1966, est considérée comme un premier effort sur l'application de méthode statistique »²⁶.

Ce modèle est fondé sur un ratio unique, l'objectif est de classer les entreprises défaillantes et saines sur la base du ratio le plus discriminant.

« Le modèle de Beaver se base sur la classification des entreprises en fonction des valeurs prises par chaque ratio. Ensuite, le choix d'un seuil critique de telle sorte que toute

²⁵ DIETSCH. M., et PETEY. J, « Mesure et gestion du risque de crédit », Paris 2003, édition REVUE BANQUE. Page 47.

²⁶ COHEN, E, « Analyse financière », paris 1990, édition ECONOMICO, p502.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

entreprise présentant un ratio inférieur à ce seuil est considérée comme défaillante et toute celle ayant un ratio supérieur est considérée comme saine »²⁷.

Le seuil critique est déterminé de manière à maximiser le taux de bon classement. C'est ce taux qui va déterminer le ratio le plus discriminant.

La méthode unidimensionnelle n'est plus appliquée actuellement par les banques.

4.1.2. L'analyse discriminante de (Altman 1968)

L'analyse discriminante est une technique qui permet de définir à partir d'un ensemble d'entreprises réparties en deux groupes (les saines et les défaillantes) et caractérisées par un nombre d'indicateurs financiers, une combinaison qui sépare au mieux les deux types d'entreprises et qui s'écrit :

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

Avec :

Z : score de l'entreprise ;

R_i : le ratio retenu dans la fonction score ; (i = 1, ..., n) ;

α_i : Coefficient du ratio R_i, (i = 1, ..., n) ;

β : Constante de la fonction.

Le but de l'analyse discriminante est de définir une méthode qui synthétise l'information sur laquelle seront fondées les décisions.

L'objet de l'analyse discriminante donc, est de partager une population hétérogène en deux sous populations homogènes par la définition d'une règle de décision. La définition de cette règle passe par une fonction appelée « fonction des scores » qui génère, bien entendu, des scores qui seront le moyen de différenciation entre les entreprises saines et celles défaillantes. « L'analyse d'Altman (1968) se révèle plus efficace que celle menée par Beaver (1966) un an avant la défaillance puisqu'elle aboutit à un taux de bons classements global de 95% sur l'échantillon initial »²⁸.

²⁷ REFAIT Catherine. La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. In: Économie & prévision, n°162, 2004-1. Pp. 129-147, page 134.

²⁸ REFAIT Catherine. La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. In: Économie & prévision, n°162, 2004-1. Pp. 129-147, page 135.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

La limite majeure que rencontre cette méthode est incontestablement la condition de normalité des distributions de probabilité des variables, ainsi que l'indépendance entre les variables explicatives n'est pas forcément vraie, ce qui pose problème lors de la phase de sélection de celles-ci.

4.1.3. Les modèles de régression

Les modèles de régression sont utilisés lorsque la variable à expliquer est une variable qualitative, qui prend la valeur zéro ou un, selon que l'entreprise est défaillante ou non. D'ailleurs sont les plus utilisés dans la construction des fonctions de score.

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.

4.1.3.1. Le modèle logit (la régression logistique)

La régression logistique se définit comme « une technique permettant d'ajuster une surface de régression à des données lorsque la variable dépendante est dichotomique (binaire). Cette technique est utilisée pour des études ayant pour but de vérifier si des variables indépendantes peuvent prédire une variable dépendante dichotomique »²⁹.

Contrairement à la l'analyse discriminante, la régression logistique n'exige pas une distribution normale des prédicateurs ni l'homogénéité des variances. Par ses nombreuses qualités donc, cette technique est de plus en plus préférée à l'analyse discriminante par les statisticiens et les spécialistes du scoring.

La régression logistique est enfin largement répandue dans des domaines nombreux et divers. D'abord utilisée dans la médecine (caractérisation des sujets malades par rapport aux sujets sains par exemple), cette technique de classement et de prédiction s'est rependue dans la banque assurance (détection des groupes à risque), la science politique (explication des intentions de vote), le marketing (fidélisation des clients).

²⁹ J. Desjardins, « Tutorial in Quantitative Methods for Psychology », Université de Montréal, 2005, Vol. 1(1), p. 35,41.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

a) Principes et propriété mathématique de la régression logistique

Le modèle de la régression logistique fait partie d'une famille de modèles appelés modèles linéaires généralisés. Dans un modèle linéaire généralisé, la relation entre la variable à prédire Y et les variables prédictrices $X_1, X_2 \dots X_p$ (matrice X de p variable), est modélisée par :

$$g[E(Y)] = X\beta$$

Où $E(Y)$ est l'espérance mathématique de la variable Y .

$X\beta = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p$, avec $\beta_0 \dots \beta_p$ sont des coefficients, et g est une fonction appelée fonction de lien. La fonction g adaptée lorsque Y est une variable binaire ($Y = \{0,1\}$).

On définit, par un individu i , la probabilité π_i (on parle aussi de la probabilité de l'événement) d'être dans le groupe des individus codés.

$$\pi = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_i)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_i)'}}$$

Où β_0 et β_1 sont les coefficients du modèle et x_i la $i^{\text{ème}}$ valeur de la variable explicative X . La transformation de π_i utilisée s'appelle la transformation logit. Lorsque p variables sont disponibles elle est donnée par la relation suivante :

$$\text{Ln} \left[\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right] = g = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}$$

La quantité $\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$ exprime un odds ratio (OR) c'est à dire un rapport de chances. Par exemple, si un individu présente un odds de 2, cela veut dire qu'il a 2 fois plus de chances d'être 1 que d'être 0.

Le fonctionnement consiste à calculer des coefficients de régression de façon itérative. En d'autres termes le programme informatique, à partir de certaines valeurs de départ pour Y_0 et Y_1 , vérifiera si les logs chances (odds ratios) estimés sont bien ajustés aux données,

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

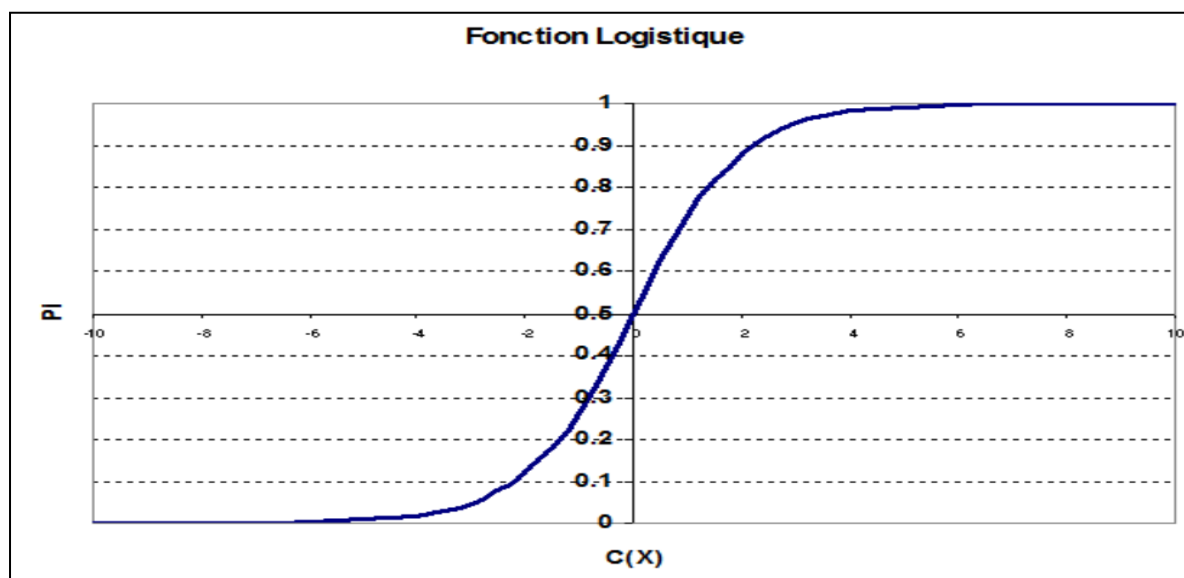
corrige les coefficients, réexaminera le bon ajustement des valeurs estimées, jusqu'à ce qu'aucune correction ne puisse atteindre un meilleur résultat.

Sous ce rapport, le modèle logistique défini précédemment peut être utilisé pour :

- décrire la nature de la relation entre la probabilité espérée d'un succès pour la variable réponse (ex: probabilité d'acheter, probabilité de s'abonner) et une variable explicative X;
- prédire la probabilité espérée d'un succès étant donné la valeur de la variable X (ex: probabilité de rembourser un crédit étant donné les caractéristiques sociales, géomarketing, de l'emprunteur).

La fonction de la régression logistique est définie sur $]-\infty, +\infty[$ et elle se présente comme suit :

Figure n°01 : fonction logistique³⁰



b) Limites du modèle logit

- La taille importante de l'échantillon ; une taille réduite peut fausser l'estimation des paramètres.

³⁰ RAKOTOMALALA Ricco, Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique Binaire et Polytomique, Version 2.0, université Lumière Lyon 2, page 13.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- La sensibilité à la multi colinéarité des variables : pour cela, il y a lieu de filtrer certaines présentant une forte corrélation, pour éviter le phénomène de redondance.

4.1.3.2. Le modèle probabiliste (probit)

Le modèle probit est un modèle de régression binomiale, Il permet une discrimination sur variables qualitatives. Le modèle a pour objet d'estimer la probabilité qu'une observation présentant des caractéristiques particulières tombe dans une catégorie spécifique; de plus, la classification des observations en fonction de leurs probabilités prédites est un type de modèle de classification binaire.

Il correspond au cas où la fonction de répartition F est celle de la loi normale $N(0,1)$. Le modèle Probit est donc celui pour lequel F est la fonction de répartition de la loi normale centrée et réduite.

La loi normale, est une loi de probabilité, c'est-à-dire une mesure N de masse totale unitaire, unidimensionnelle, c'est-à-dire à support réel R .

En statistique, la loi normale est l'une des lois de probabilité les plus adaptées pour modéliser des phénomènes naturels issus de plusieurs événements aléatoires. Il existe une densité de probabilité, souvent noté f pour la loi normale centrée réduite, tel que :

$$N(dx) = f(x) dx$$

La fonction de répartition F s'écrit :

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

Il n'y a pratiquement pas de différence entre ces deux lois, l'introduction de la loi logistique étant simplement motivée par sa simplicité dans ce cadre.

4.2. Les modèles d'intelligence artificielle

« Face aux nombreuses contraintes liées aux méthodes statistiques traditionnelles, des méthodologies relevant d'une logique différente ont été utilisées : les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques. Elles relèvent de l'intelligence artificielle, plus précisément de la branche relative à l'apprentissage automatique »³¹.

³¹ REFAIT Catherine. La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. In: Économie & prévision, n°162, 2004-1. pp. 129-147, page 139.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

Le principe des réseaux de neurones consiste en l'élaboration d'un algorithme dit d'apprentissage qui imite le traitement de l'information par le système neurologique humain.

« Un neurone mathématique est un graphe généralisé dans lequel les sommets sont des noyaux et les liens des dendrites (liens synaptiques), les sommets portent des fonctions de transfert »³².

Chaque neurone réside en une fonction, dite fonction de transfert, qui traite un ensemble d'informations (les inputs) afin d'obtenir un résultat (l'output).

La fonction de transfert, choisie par l'utilisateur, consiste en un traitement mathématique, généralement non-linéaire, de l'input.

Trois sortes de neurones existent : les neurones d'entrée, ont pour input les K ratios comptables présélectionnés, les neurones de sortie, ont pour output la variable dichotomique défaillante / non défaillante, et les neurones cachés, sont des neurones qui traitent l'information entre les neurones d'entrée et de sortie.

Cette méthode est une sorte de boîte noire, qui ne permet pas d'expliquer la manière dont on arrive au résultat. Dans le cas des réseaux de neurones, il y a un risque énorme de sur-apprentissage si le nombre d'observations est faible. Cette procédure n'assure toujours pas une convergence vers la solution cherchée et ne permet pas de traiter les problèmes avec un nombre important de variables explicatives.

5. Conditions d'une utilisation efficace d'un modèle de scoring³³

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.

³² MAZARI. S, Une approche neuronale à la classification des entreprises, IFID, Tunis 2004, P4 IN TOUZET 1990.

³³ DAHMANI Mohamed, Octobre 2007, prévision de la défaillance des entreprises par la méthode des scores, école supérieur de banque, page 29.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- 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 discriminante... 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.

6. Avantages et inconvénients du crédit scoring

Les techniques statistiques de scoring présentent un certain nombre d'avantages et limites.

6.1. Les avantages

La méthode du scoring présente plusieurs atouts pour le secteur bancaire, pour l'établissement qui l'utilise et qui sont essentiellement³⁴ :

- ❖ **La rapidité** : il permet un traitement de masse de populations nombreuses d'emprunteurs et cela en un temps réduit. La durée de traitement des dossiers est passée de 15 jours à quelques heures pour les crédits standards, favorisant ainsi une économie de coût.

³⁴ CHIBEL Zineb, BAMOUSSE Zineb, ELKABBOURI Mounime, prévision du risque de crédit : ambition du scoring analyse comparative des pratiques de crédit scoring, Université Hassan Premier, MAROC, page 5,6.

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- ❖ **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
- ❖ **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 quelle 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.

Parmi ses avantages on distingue aussi :

- L'évaluation statistique quantifie le risque comme probabilité³ : à travers une bonne mesure du risque ; en effet, estimer le risque qu'une entreprise X soit défaillante à $\alpha\%$ est plus intéressant que de situer – par exemple – le prêt sous le niveau de risque moyen ;
- Les outils de scoring fournissent des mesures objectives du risque. Ainsi, les chargés de clientèle traitent tous les emprunteurs de la même façon, ce qui fait du scoring une évaluation statistique cohérente ;
- Le procédé exact de l'évaluation statistique « crédit scoring » est connu et peut être communiqué contrairement à l'évaluation subjective ;
- Le crédit scoring prend en compte un nombre important de facteurs de risque ;
- Les modèles de crédit scoring peuvent être mis à l'épreuve avant l'utilisation, en s'assurant de la puissance prédictive à travers la validation du modèle ;
- L'évaluation statistique révèle les liens qui existent entre le risque et les caractéristiques de l'emprunteur, et améliore la gestion du risque ;

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- Les modèles de scoring permettent un traitement de masse de populations nombreuses d'emprunteurs et leur usage permet de réduire la durée de traitement des dossiers de crédit (de quelques jours à quelques heures pour des crédits normaux). Ce gain de temps représente un facteur important de l'économie ;
- Les outils du scoring sont peu coûteux en matière de fonds ;
- L'adoption des systèmes de scoring permet aux analystes de s'intéresser à d'autres aspects : relation banque – clientèle, d'approfondir l'étude de certains dossiers, de se pencher sur des questions d'ordre qualitatif telles que : la qualité du produit, l'état du marché, la concurrence ... tout cela constitue un autre volet de l'entreprise ;
- Le crédit scoring permet à la banque de déterminer sa stratégie selon son aversion au risque car le risque est estimé.

6.2. Les inconvénients

Les limites d'une démarche de scoring sont nombreuses :

❖ Au niveau de l'échantillonnage

Le biais de la sélection : une décision valable doit être basée sur un échantillon représentatif, il faut donc prendre en compte tous les dossiers (acceptés et rejetés).

La disponibilité de l'information : d'une part, pour élaborer une évaluation statistique, une base de données présentant un nombre suffisamment grand de prêts est nécessaire.

D'autre part, cette base de données n'est pas toujours sous une forme électronique, du moins pour certaines banques en voie de développement, ce qui est coûteux en matière de temps pour l'élaborateur du modèle.

❖ Changement du comportement

Les problèmes de score ne peuvent détecter les changements relatifs au comportement des emprunteurs vis-à-vis du défaut.

❖ Utilisation du modèle

Les modèles de crédit scoring comportent deux types d'erreur : erreur de type I qui consiste à classer 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 modèles de score sont des outils d'aide à la décision qui permettent de traiter les demandes de crédit plus rapidement. Toutefois, ils présentent quelques limites dont : Les

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

modèles de crédit Scoring nécessitent un grand historique de prêt. Ils interprètent mal certains éléments qualitatifs tels que la qualité du management ou la volatilité du secteur d'activité.

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.

Sa mise en place est souvent complexe d'un point de vue technique, de ce fait, les systèmes de scoring ne peuvent pas être mis en œuvre par toutes les institutions financières qui le souhaitent, surtout de micro finance. Ils sont plus accessibles pour les institutions de micro finance dont les procédures d'octroi sont assez formalisées et qui ont aussi possibilité de reconstituer des bases de données riches d'un important historique de prêts individuels.

Le principe est par ailleurs beaucoup plus adapté aux prédictions portant sur les prêts individuels, les prédictions sont beaucoup moins fiables et faciles sur les prêts octroyés à des groupes solidaires. La détermination et l'usage d'une classification qui établit des profils types de groupes est effectivement aussi délicate qu'incertaine.

Le futur n'est pas forcément déductible du passé, ce qui reste pourtant l'un des postulats de la démarche. Les tendances s'infléchissent parfois et un environnement changeant ne répond plus aux mêmes déterminismes. Le fait que toutes les caractéristiques de la candidature du prêt et du risque ne soient qualifiables constitue par ailleurs une autre limite de principe.

On distingue aussi :

- 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 ;

CHAPITRE I : APPROCHES THEORIQUES ET MODELES DU SCORING

- 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.

Conclusion

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, ainsi que son évolution à travers le temps, allant de l'analyse uni variée, à l'analyse multi variée qui se base sur plusieurs ratios financiers pour apprécier et prédire le phénomène de défaillance des entreprises.

Nous avons vu ensuite, que les différents modèles du crédit scoring, sont basés sur des fondements statistiques, et qu'ils permettent à la banque de prévoir si son client sera capable d'honorer ses engagements financiers.

Enfin, nous avons montré que la méthode de scoring présente de nombreux avantages, mais aussi elle se caractérise par plusieurs limites et inconvénients.

Chapitre II

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

1. Le contexte

1.1. Eléments généraux de l'organisme d'accueil³⁵

La structure d'accueil de note stage est le Crédit Populaire d'Algérie (CPA), qui est une grande banque publique et la première en Algérie qui était créé en 1966. Cette banque dispose de 600 employés pour rendre service à plus de 90000 clients. Elle opère dans plusieurs secteurs, comme le BTP, la santé et l'artisanat.

Le CPA est une banque publique algérienne qui possède une grande importance dans l'économie avec une part de marché de près de 13 % et un capital social de 48 000 000 000.00 DA.

Le capital social de la banque initialement fixé à 15 millions DA a évolué comme suit:

- 1966: 15 millions DA.
- 1983: 200 millions DA.
- 1992: 5,6 milliards DA.
- 1994: 9,31 milliards DA.
- 1996: 13,6 milliards DA.
- 2000: 21,6 milliards DA.

Défini par ses statuts comme la banque universelle de l'Algérie. Elle a pour mission la promotion du développement du secteur du bâtiment et des travaux publics. Cette banque intervient aussi dans le domaine de la santé et du commerce des médicaments, accorde des crédits, en Algérie, aux projets de l'hôtellerie et des médias; il ne faut pas oublier son apport dans l'industrie artisanale, est habilitée à traiter toutes les opérations de crédit. Elle reçoit les dépôts, et procure tous les types de prêt, en plus, le CPA dispose de plusieurs participations dans les grandes entreprises et banques en Algérie, et aussi est une institution de l'Etat algérien, qui se dote d'une autonomie absolue.

Le Crédit Populaire d'Algérie, en tant que banque commerciale, intervient sur le marché de l'intermédiation bancaire et financière. A ce titre, il traite toutes les opérations bancaires et financières notamment la réception de dépôts du public, l'octroi du crédit sous toutes ses formes, la mobilisation de crédits extérieurs et souscrit à des prises de participation dans les filiales et sociétés.

³⁵ Source : la banque de Crédit Populaire d'Algérie CPA.

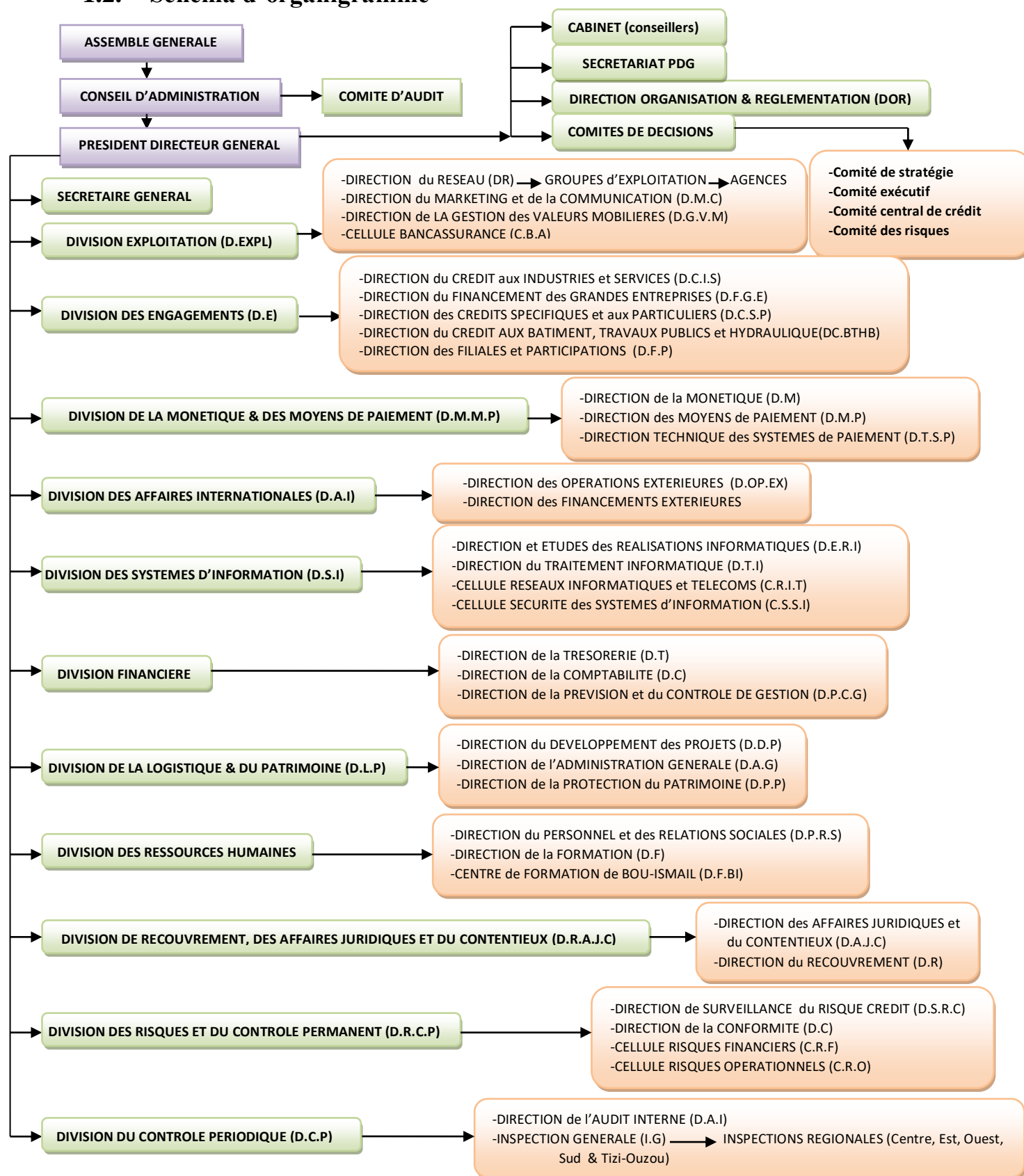
CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

La gamme de produits et services bancaires offerts par le Crédit Populaire d'Algérie a connu un développement ces dernières années à travers le renforcement de l'activité monétique, introduite depuis 1990, et le lancement de nouveaux produits tels que le financement des PME/PMI et des micro-entreprises, les crédits immobiliers et les crédits destinés à la clientèle des particuliers.

Pour l'évaluation de risque de crédit la banque CPA a mis en place deux méthodes. La méthode classique, c'est l'analyse financière qu'elle a adopté dès leur création en 1966. Dans le cadre de la mise à œuvre de son programme d'adaptation au nouveau contexte économique dans lequel évolue le secteur financier et bancaire, le Crédit Populaire d'Algérie a placé l'année 2008 un nouveau logiciel plus sophistiqué pour l'évaluation de risque de crédit immobilier c'est le scoring immobilier, et en 2013 toujours dans le cadre de leur évolution le CPA a implanté un autre logiciel de scoring qui se spécialise dans l'évaluation de risque de crédit accordé aux particuliers.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

1.2. Schéma d'organigramme³⁶



³⁶ Source : la banque de Crédit Populaire d'Algérie CPA, juin 2017.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

2. Méthodologie

Pour répondre à nos questions de recherche, nous avons adopté la méthodologie suivante :

2.1. Méthode d'analyse

Nous avons suivi une étude économétrique, permettant d'élaborer un modèle de scoring. Il s'agit de la régression logistique.

La régression logistique ou modèle LOGIT comme nous l'avons défini précédemment peut correspondre à une technique statistique dont l'objet est, à partir d'un fichier d'observations produire un modèle permettant de prédire les valeurs prises par une variable catégorielle, le plus souvent binaire, en se basant sur une série de variables explicatives continues et/ou binaires.

Elle permet de mesurer l'association entre la survenue d'un événement (variable expliquée qualitative) et les facteurs susceptibles de l'influencer (variables explicatives).

Il s'agit donc d'un modèle permettant de relier la variable dépendante ou à expliquer (Y) à des variables explicatives ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$). Il s'écrit sous forme de la fonction (fonction de score) suivante :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \times X_1 + \beta_2 \times X_2 + \dots + \beta_n \times X_n$$

Avec :

- Y : C'est la variable à expliquer.
- β_0 : C'est une constante.
- ($\beta_1, \beta_2, \beta_n$) : Sont des coefficients associés aux variables.
- (X_1, X_2, X_3) : Sont des variables explicatives.

Pour réaliser de notre étude nous avons eu recours à des logiciels d'analyse et de traitements de données.

Excel 2013 : qui nous a permis d'effectuer plusieurs opérations telles que, le triage des entreprises, le calcul de la moyenne, somme..., et l'insertion, des algorithmes, des tableaux et la présentation des graphes.

Eviews8 : C'est un logiciel d'économétrie, offre aux entreprises, chercheurs et aux organisations gouvernementales l'accès à un puissant outil statistique de modélisation et de

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

prévision, expert en séries temporelles. Il offre aussi un vaste éventail de fonctionnalités pour la manipulation de données, de statistiques et d'analyses économétriques, ainsi que pour la réalisation de prévisions, de simulations et de présentations analytiques de données.

2.2. Définition des concepts de défaillance

2.2.1. La notion de la défaillance³⁷

La notion de défaillance est assez vague et son domaine mérite d'être circonscrit. A notre sens, la notion de défaillance recouvre au moins quatre dimensions : économique, financière, organisationnelle et juridique.

D'un point de vue économique, l'entreprise devient défaillante lorsqu'elle n'arrive plus à écouler (ou à assurer) normalement ses produits (services), ce qui se manifeste par des pertes structurelles ou chroniques. En effet, une telle entreprise supporte plus de charges qu'elle ne génère de produits accumulant ainsi les déficits. Devenant non rentable, celle-ci ne contribue plus positivement à l'économie.

D'un point de vue financier, l'entreprise est considérée comme défaillante lorsqu'elle ne peut plus honorer ses engagements et rencontre de sérieux problèmes de trésorerie. Cette situation est souvent consécutive à une situation de déséquilibre financier structurel mettant en cause sa solvabilité.

Dans l'optique organisationnelle, la défaillance est la dégradation des structures et l'inadaptation aux contingences de l'environnement. C'est le résultat d'une perturbation de la structure organisationnelle de l'entreprise ou d'un dysfonctionnement au sommet ou à d'autres niveaux de la hiérarchie. Une telle perturbation ou dysfonctionnement peut se répercuter sur la motivation et le rendement des employés.

Enfin et d'un point de vue juridique, une entreprise est défaillante lorsqu'elle se trouve en situation de règlement judiciaire.

Alors, la défaillance est une notion assez large et qu'il est difficile de lui donner une définition précise, dans notre cas d'étude nous considérons une entreprise défaillante comme étant des clients qui n'ont pas été en mesure de rembourser leur crédit à la date prévue, donc

³⁷ MATOUSSI hamadi, MOUELHI Rim, SAYAH Salah, la prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique, 20ème congrès de l'AFC, Mai 1999, France, page 3,4.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

ils n'ont pas pu atteindre un certain niveau de rentabilité pour faire face à leurs engagements (impayé dépassant 90 jours).

Tout comme, nous considérons comme entreprise saine, les clients dont la situation financière a été jugée satisfaisante par le banquier et dont le passé jusqu'à ce jour ne relève aucun incident de paiement ni de reports d'échéances.

2.3. Source de données

La base des données obtenue auprès du crédit populaire d'Algérie (CPA), est constituée de 307 entreprises (PME) clientes. On a choisi de ne pas dévoiler les noms de ces entreprises en raison de la confidentialité des données.

Ces entreprises sont différentes en matière de la forme juridique, l'appartenance à un groupe et le défaut de paiement. Par ailleurs, 82 ratios calculés pour chaque entreprise.

Ces entreprises sont différentes en matière de crédit demandé, de secteur d'activité et de la forme juridique. Elles sont choisies selon la technique du tirage aléatoire³⁸.

Aussi, notre base des données est composée de :

- 102 entreprises ont le défaut de paiement (elles ont le problème de non remboursement), et jugées comme défaillantes.
- 205 entreprises saines, n'ont pas le défaut de paiement (elles n'ont pas de problème de non remboursement).

Nous avons traité la base des données en classant les entreprises selon leur défaut de paiement, et en corrigeant les valeurs manquantes.

2.3.1. La classification des entreprises

Cette opération sert à classer les entreprises en deux (02) populations d'emprunteurs. La première regroupe les entreprises qui ont fait défaut et la seconde les entreprises qui n'ont pas fait défaut. Donc il s'agit de triage.

- Les entreprises qui n'ont pas fait défaut (saines), sont codifiées par (0).
- Les entreprises qui ont fait défaut (défaillantes), sont codifiées par (1).

³⁸ C'est-à-dire, la sélection ou le choix au hasard.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

Nous pouvons expliquer, ce triage par l'exemple suivant :

Tableau n° 01 : classification des entreprises

Entreprises	Défaut	
Entreprise 01	0	Entreprises qui n'ont pas fait défaut
Entreprise 02	0	
Entreprise 03	0	
Entreprise 04	1	Entreprises qui ont fait défaut
Entreprise 05	1	
Entreprise 06	1	

Source : base des données.

2.3.2. La correction des valeurs manquantes

Il existe dans la base des données, des valeurs des ratios qui sont indiquées « #DIV/0 ! », c'est-à-dire y'a pas de valeur ou bien valeur indisponible. Le manque des valeurs est provoqué par l'indisponibilité des informations collectées auprès des entreprises, et parfois à cause des ambiguïtés et problèmes de calculs.

À titre d'exemple, le ratio de liquidité immédiate qui est le rapport entre les disponibilités et les dettes à court terme ($\text{Liquidité immédiate} = \text{disponibilités} / \text{dettes à court terme}$), dans le cas où les disponibilités sont égales à zéro, alors le rapport va nous donner une valeur indéfinie.

Pour la corriger il suffit de calculer la moyenne du même ratio de toutes les entreprise, puis remplacer le « #DIV/0 ! » par la valeur de la moyenne calculée.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

Figure n° 02 : Correction des valeurs manquantes

Ratio	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7
Entreprise							
Entreprise 1	0,161767	0,1793	0,366706	17,28449	4,426003	-0,20278	-0,18536
Entreprise 2	0,062129	0,288923	0,462451	27,19717	6,582282	-0,19416	-0,10615
Entreprise 3	1	#DIV/0!	#DIV/0!	-6,1121	-11,9141	-0,86498	-5,33564
Entreprise 4	1	-1567,98	-2,09566	-4,02259	-4,02259	-0,38207	-0,42571
Entreprise 5	0,019439	0,103227	0,284969	0,771555	0,71313	#DIV/0!	0,233255
Entreprise 6	-0,05541	-0,13348	-0,09068	0	0	6,631985	-0,24949
Entreprise 7	-0,5	-0,5	-0,5	6,861944	6,861944	0,477539	-1,32385
Entreprise 8	0,251708	0,233276	0,364455	0,550505	#DIV/0!	0,075629	-0,09249
Entreprise 9	27,36229	5,654165	-1,97326	1,54753	1,348611	1,284613	0,559412
Entreprise 10	0,059336	0,158092	-0,04544	2,035151	1,701397	0,291881	0,237572
Entreprise 11	0	-0,82818	-0,52038	2,862966	2,862966	0,338158	0,31432
Entreprise 12	0,550854	0,164821	0,062665	-6,34764	7,203593	-0,97643	-1,28677
Entreprise 13	0,016447	0,155402	0,188969	35,81767	12,04574	0,640886	0,635183
Entreprise 14	-0,04649	0,196887	0,357594	39,23745	5,579344	0,01845	0,123011
Entreprise 15	0	0	0	#DIV/0!	0,440512	0,48917	-0,29906
Entreprise 16	0,049735	0,217329	0,297615	2,572579	1,880232	0,38078	0,287957
Entreprise 17	-0,07876	-0,07434	-0,57503	-2,75685	-2,75685	0,423856	0,42714
Entreprise 18	-0,19423	-0,20839	-0,28705	79,47576	20,97224	-0,68609	-0,65939
Entreprise 19	0,08854	0,067445	0,072563	16,63757	2,835073	-0,32537	#DIV/0!
Entreprise 20	0,019997	0,009662	0,001647	0,712831	0,702046	0,154981	0,034898
Entreprise 21	0,177246	0,030823	-0,11214	8,814762	2,432745	-0,04925	0,116044
La moyenne	1,425933	-78,1134	-0,187	11,15704	2,994714	0,376339	-0,34976

Source : Excel, base des données.

2.4. Echantillonnage

Après le traitement de la base des données, nous l'avons découpé en deux (02) échantillons, un échantillon de construction, et un échantillon de validation.

2.4.1. Echantillon de construction

L'échantillon de construction est l'échantillon avec lequel nous allons établir le modèle. Il est constitué de 207 entreprises choisies aléatoirement, dont 145 saines (n'ont pas le défaut de paiement), et 62 défaillantes (elles ont le défaut de paiement).

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

2.4.2. Échantillon de validation

L'échantillon de validation, est l'échantillon sur lequel nous allons tester et valider le modèle. Il comprend 100 entreprises choisies aléatoirement, dont 60 saines et 40 défaillantes.

2.4.3. Caractéristiques des échantillons

Les deux échantillons peuvent être caractérisés comme suit :

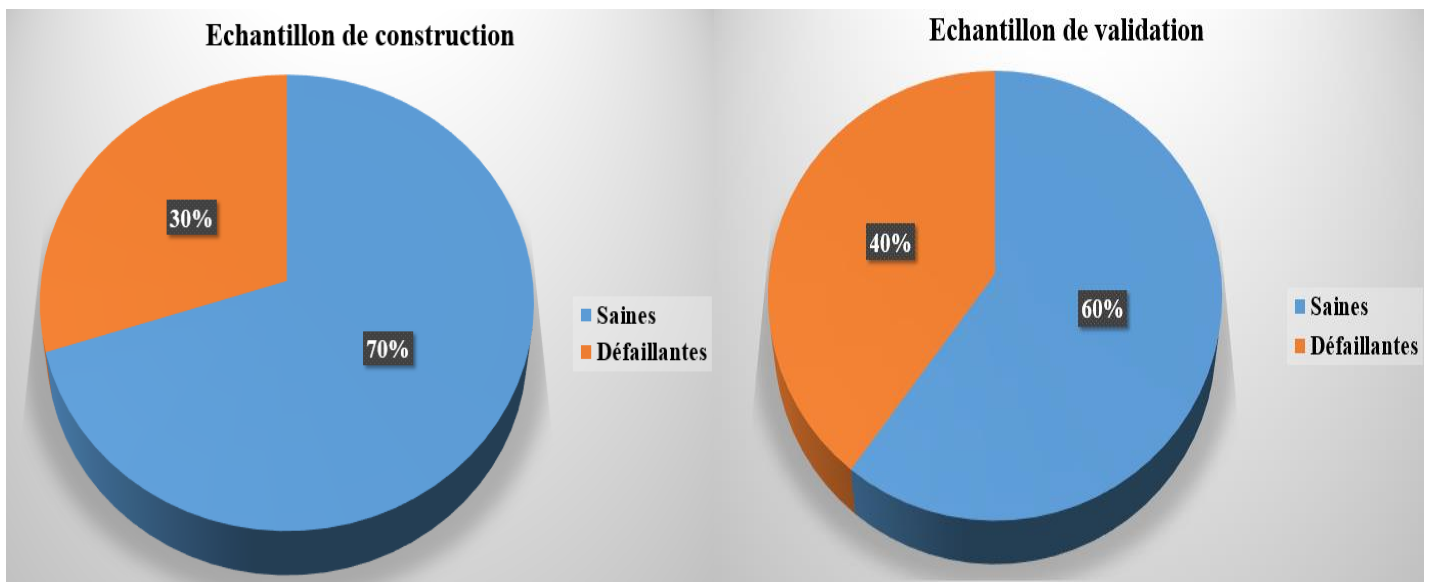
2.4.3.1. Selon le défaut

Tableau n° 02 : classement des entreprises selon la nature (défaut).

Entreprises Echantillon	Saines	Défaillantes	TOTAL
Construction	145	62	207
Validation	60	40	100

Source : La base des données.

Figure n° 03 : la répartition des entreprises selon la nature (défaut)



Source : Excel, travail personnel.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

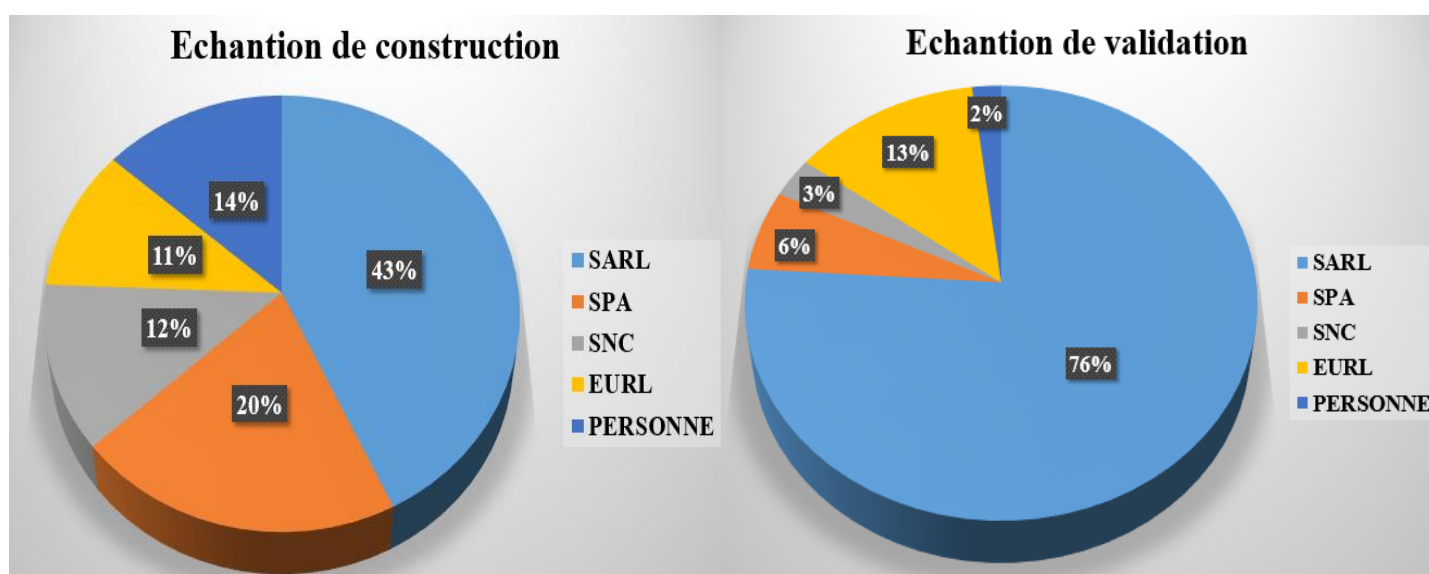
2.4.3.2. Selon la forme juridique

Tableau n° 03 : classement des entreprises selon la forme juridique.

Forme juridique échantillon	SARL	SPA	SNC	EURL	PERSONNE (individuelle)	TOTAL
Construction	90	42	25	22	28	207
Validation	76	06	03	13	02	100

Source : La base des données.

Figure n° 04 : La répartition des entreprises selon la forme juridique



Source : La base des données.

Nous constatons d'après le tableau et le schéma ci-dessus que les SARL ont bénéficié de la grande part des crédits octroyés, avec un pourcentage de 43%, suivies des SPA avec un pourcentage de 20%, puis les PERSONNE avec un taux de 14%, après les SNC avec 12% et enfin les EURL avec un pourcentage de 11%.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

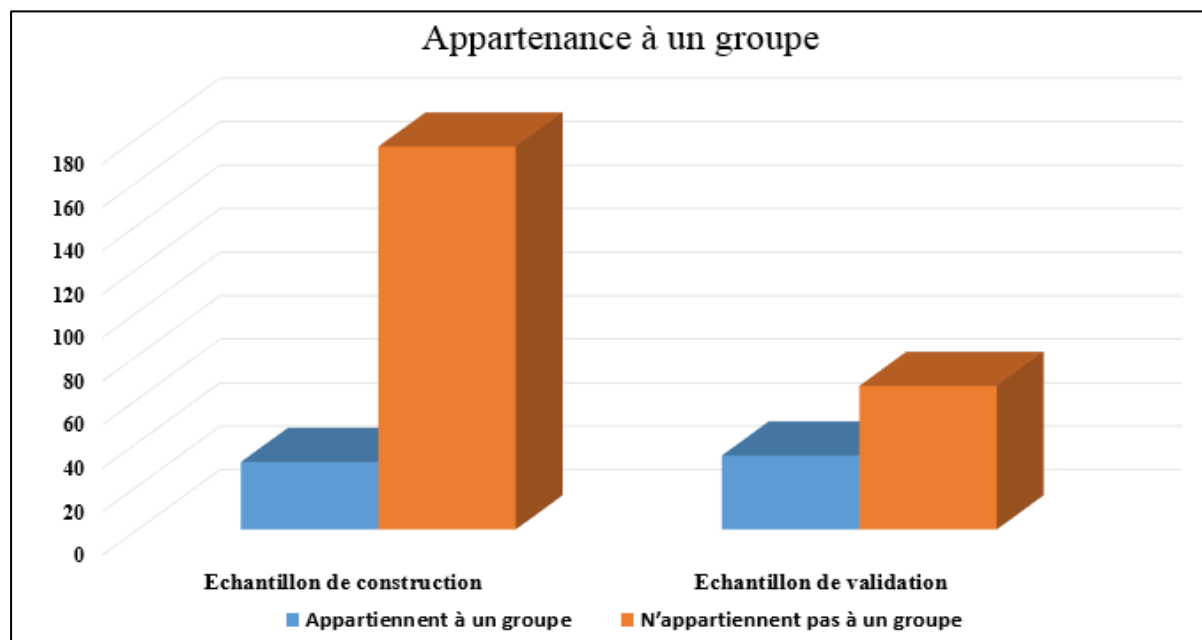
2.4.3.3. Selon l'appartenance à un groupe

Tableau n° 04 : classement des entreprises selon l'appartenance à un groupe.

Entreprises Echantillon	Appartiennent à un groupe	N'appartiennent pas à un groupe	TOTAL
Construction	31	176	207
Validation	34	66	100

Source : La base des données.

Figure n° 05 : la répartition des entreprises selon l'appartenance à un groupe.



Source : La base des données.

2.5. La Sélection des variables

Notre échantillon est divisé en deux grandes familles de variables, les variables qualitatives sont traduites par des modalités qui peuvent ou non, être rangées par ordre croissant ou décroissant. Lorsque la donnée qualitative est mesurée au travers de deux

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

modalités (oui/non), elle est alors qualifiée de donnée qualitative binaire ou encore dichotomique ³⁹.

Une variable est dite quantitative lorsque ses valeurs sont des nombres qui peuvent être ordonnés et additionnés (c'est-à-dire qui ont un sens en tant que nombre).

2.5.1. Les variables qualitatives

Les variables qualitatives sont des variables extra comptables qui sont cités comme suit :

- **Défaut de paiement** (variable dépendante): cette variable indique si l'entreprise est saine c'est-à-dire n'a aucun problème de remboursement, ou elle a un problème de remboursement et jugée comme défaillante.
Notre objectif de cette étude, est d'évaluer le risque de crédit d'une entreprise, donc on intéresse uniquement au défaut de paiement comme une variable dépendante (la variable à expliquer).
- **La forme juridique** : Cette variable reflète le statut juridique dans lequel l'entreprise exerce son activité. Elle peut prendre l'une des modalités suivantes : SARL, SPA, SNC, EURL, PERSONNE.
- **L'appartenance à un groupe** : Cette variable a été sélectionnée pour savoir si l'entreprise appartient à un groupe, c'est-à-dire si elle est filiale de ce groupe.

2.5.2. Les variables quantitatives

A côté des variables qualitatives, et à partir des documents fiscaux et juridiques, un dossier de crédit doit contenir deux à trois derniers bilans de chaque entreprise, Ces bilans sont riches en agrégats qui nous permettrons de calculer des ratios significatifs comme : le ratio de rentabilité, de disponibilité...

³⁹ Pour que les variables binaires soient prises en compte sans recodage des modalités, il est important d'attribuer la valeur 0 à la modalité « non » et la valeur 1 à la modalité « oui » ; en effet, tous les logiciels de traitement de données ne sont pas à même d'effectuer automatiquement cette conversion si cela est nécessaire.

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

Tableau n° 05 : Les variables quantitatives.

Ratios	Types
R1 = Stock et encours/Dette à CT R2 = Clients/Dette à CT R3 = Autres débiteurs/Dette à CT R4 = Impôts et assimilés/Dette à CT R5 = Disponibilité/Dette à CT R6 = Total Actif Courant/Dette à CT R7 = Capitaux permanents/Actif immobilisé R8 = Dettes à long et moyen terme/Capitaux permanents R9 = Dettes à long et moyen terme/Capitaux Propres R10 = Endettement bancaire/Capitaux permanents R11 = Dette à CT/CAF R12 = Capitaux propres/total dettes R13 = Capitaux propres/Dette à CT R14 = Capitaux propres/Total Passif R23 = Dotations aux amortissements/Immobilisations Brutes R38 = Charges financières/Résultat opérationnel R39 = Charges financières/Dette à Long et Moyen terme R49 = Immobilisations Corporelles/Actif total R50 = Immobilisations financières/Actif total R51 = Actif Non Courant/Actif total R52 = Stock et encours/Actif courant R53 = Clients/Actif courant R54 = Autres débiteurs/Actif Courant R56 = Actif Courant/Total Actif R57 = Dette à Long et moyen terme/Total Passif R58 = Dette à CT/Total Passif	Ratio de structure

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

R59 = Fournisseurs/Total Passif Courant R60 = Total Passif Courant/Total Passif R64 = Consommation de l'exercice/Stock et encours R65 = Dette financière/Capitaux propres R68 = Dette à CT/Total Dettes R73 = Immobilisations incorporelles/Actif Non Courant R74 = Immobilisations Corporelles/Actif Non Courant R75 = Immobilisations en cours/Actif Non Courant R76 = Immobilisations financières/Actif Non Courant R77 = Clients/Total créances et emplois assimilés R78 = Autres débiteurs/Total créances et emplois assimilés R79 = Trésorerie passive/Passif courant R80 = Achats consommés/Consommations de l'exercice R81 = Services extérieur et autres conso/Consommations de l'exercice	
R15 = Chiffre d'affaires/Actif Courant R16 = Chiffre d'affaires/Actif Non Courant R17 = Chiffre d'affaires/Total Actif R18 = Chiffre d'affaires/Immobilisations corporelles R19 = Stock et encours/Chiffre d'affaires R20 = Clients/Chiffre d'affaires R21 = Autres débiteurs/Chiffre d'affaires R22 = Clients et autres débiteurs/Chiffre d'affaires R24 = Production/Chiffre d'affaire R25 = Valeur ajoutée/Production R26 = Valeur ajoutée/Chiffre d'affaires R27 = Valeur ajoutée/Immobilisations R28 = Charges de personnel/Valeur ajoutée R29 = Excédent Brut d'Exploitation/Chiffre d'affaire R30 = Excédent Brut d'Exploitation/Valeur ajoutée	ratio d' activité

CHAPITRE II : CONTEXTE ET METHODOLOGIE DE RECHERCHE

R36 = Charges financières/Valeur Ajoutée R37 = Charges financières/Excédent Brut d'Exploitation R61 = $[CA(n)-CA(n-1)]/CA(n-1)$ R62 = $[VA(n)-VA (n-1)]/VA (n-1)$ R66 = Dette financière/Résultat net R69 = FR/CA R70 = BFR/CA R71 = $(FR-BFR)/CA$ R82 = Impôts, taxes et versements assimilés/Valeur ajoutée	
R31 = Excédent Brut d'Exploitation/Actif Non Courant R32 = Excédent Brut d'Exploitation/Stock et encours R33 = Excédent Brut d'Exploitation/Total Actif R34 = Autres charges opérationnelles/Excédent Brut d'Exploitation R35 = Dotations aux amortissements/Excédent Brut d'Exploitation R40 = Charges extraordinaires/Résultat financier R41 = Résultat net/Chiffre d'affaires R42 = Résultat net/Charges de personnel R43 = $(Résultat\ Net+Charges\ financières)/Capitaux\ permanents$ R44 = Résultat net/Capitaux propres R45 = Cash-flows/Charges financières R46 = Cash-flows/Dette à Long et Moyen Terme R47 = Cash-flows/Dette à CT R48 = Cash-flows/Dette Totale R63 = $[EBE(n)-EBE(n-1)]/EBE(n-1)$ R72 = RN/Capitaux permanents	ratio de rentabilité
R55= Disponibilités et assimilés/Actif Courant	Ratio de disponibilité

Source : La base des données.

Chapitre III

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Introduction

Précédemment, nous avons construit et présenté l'échantillon avec lequel nous allons établir le modèle du scoring. Nous avons ainsi, cité les variables explicatives (qualitatives et quantitatives) qui peuvent participer à l'explication de la variable dépendante qu'est le défaut de paiement des entreprises.

Dans ce dernier chapitre, nous allons tout d'abord aborder la méthodologie d'élaboration de modèle de la régression logistique, et montrer quelles sont les variables qui expliquent réellement le défaut. Nous allons ensuite, valider le modèle en précisant comment calculer la probabilité de défaut du client demandeur de crédit.

Enfin, nous allons construire une échelle qui nous permettra de classer chaque entreprise dans un intervalle selon son degré de risque de non remboursement.

1. La construction du modèle

Nous allons construire le modèle de la régression logistique en suivant certaines étapes :

1^{ère} étape : Elimination des entreprises

Il s'agit d'éliminer les entreprises de l'échantillon qui ont des valeurs (valeur de ratio), extrêmes ou aberrantes.

En statistique, les données aberrantes (extrêmes), sont des valeurs qui sont « distantes » des autres valeurs effectuées sur le même phénomène, c'est-à-dire qu'elles sont largement différentes des autres valeurs « normalement » mesurées, Ceci est dû à une erreur dans la transmission des données, erreur humaine... Elles apparaissent assez facilement dans les tableaux ou sur les courbes.

Ces valeurs, peuvent être fortement supérieures ou inférieures à celles normalement mesurées. Elles sont souvent exclues de la série de données, car elles peuvent fausser le résultat. Pour ce faire nous avons calculé les éléments suivants :

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Le quartile 1 (Q1) : Appelé le quartile inférieur. C'est la valeur en dessous de laquelle on a 25% des valeurs (et 75% en dessus). Autrement dit, c'est la médiane de la première moitié de la distribution⁴⁰.

La médiane d'un ensemble de valeurs (échantillon, population, distribution de probabilités) est une valeur x qui permet de couper l'ensemble des valeurs en deux parties égales : mettant d'un côté une moitié des valeurs, qui sont toutes inférieures ou égales à x et de l'autre côté, l'autre moitié des valeurs, qui sont toutes supérieures ou égales à x .

Donc le quartile inférieur est le nombre moyen entre le plus petit nombre et la médiane de l'ensemble de données.

Dans notre cas nous l'avons calculé sur Excel, en insérant la fonction suivante :

$$Q1 = [\text{quartile} (B1 : Bn ; 1)]$$

- B1 : la valeur de ratio de l'entreprise 1.
- Bn : la valeur de ratio de l'entreprise n.

Le quartile 3 (Q3) : Appelé le quartile supérieur. C'est la valeur en dessous de laquelle on a 75% des valeurs (et 25% en dessus). Pour calculer Q3, on s'y prend exactement de la même façon que pour Q1, sauf qu'on utilise la seconde moitié (au-dessus de Q1) de la distribution.

Donc le quartile supérieur est la valeur de la série telle qu'il y ait les trois quarts des observations qui lui soient inférieures et un quart qui lui soit supérieur⁴¹, nous l'avons calculé en insérant cette formule :

$$Q3 = [\text{quartile} (B1 : Bn ; 3)]$$

L'intervalle interquartile (IQ) : C'est la différence entre les plus grandes et les plus petites valeurs d'un ensemble de données. C'est-à-dire la différence entre le quartile supérieur et le quartile inférieur.

$$IQ = Q3 - Q1$$

⁴⁰ <https://fr.wikihow.com/calculer-des-donn%C3%A9es-aberrantes>, le 05/09/2018.

⁴¹ <https://www.cabannes.org/ch3.pdf>, le 05/09/2018.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

La frontière basse (FB) : C'est la valeur qui sépare la zone des valeurs normalement mesurées et celles extrêmes.

Donc toutes les valeurs qui sont inférieures à la frontière basse sont considérées comme étant des valeurs aberrantes.

La frontière basse est calculée comme suit :

$$FB = Q1 - 3 IQ$$

La frontière haute (FH) : C'est la valeur qui sépare la zone des valeurs normalement mesurées et celles extrêmes, et toutes les valeurs qui sont supérieures à la frontière hautes, sont considérées comme étant des valeurs extrêmes.

$$FH = Q3 + 3IQ$$

Figure n° 06 : Elimination des entreprises.

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10
E056	0,3677	0,0427	0	0,1155	0	0,526	0,8583	3,2381	-1,4468	3,2381
E087	0,1334	0	0,1325	4E-05	0,0368	0,3027	0,3638	1,7207	-2,3785	1,7207
E220	0	513,26	2,1805	0,0291	0,0368	515,51	0,0737	0	0	0
E269	0,3835	0,478	0,0034	0,0927	0,0506	0,0002	140,66	0,3134	5,2349	0,3134
E285	0	0	0,0401	0,0489	0,0054	3,5262	0,4853	0,9163	85,853	0,9163
E288	0	0	36,379	0	9,1394	0,9552	47,606	0	0	0
E293	9,0017	10,383	0,2031	0,3311	2,1839	2,2272	16,652	0,1441	0,1752	0,1441
E102	0,7494	0,157	0,0862	0,2277	0,4731	0,2894	3,4566	0,5552	1,3058	0,5552
E103	0,9036	0,029	0,0757	0,0621	1,8027	14,899	1,1131	0,1957	0,25	0,1957
E105	0,0463	0,6763	0,0206	0,0131	0,0488	1,6816	0,8194	0	0	0
E106	0,7617	0,1662	0,0184	0,0261	0,0778	3,2918	1,0188	0,2615	0,3577	0,2615
E108	0,0044	0,7292	0,0948	0,0026	0,2691	0,3159	1,9612	0	0	0
E110	9,5823	5,5757	0,0591	3,3929	7,6448	1,9189	15,173	0	0	0

Q1	0,00445	0,02895	0,02063	0,01309	0,03685	0,3159	0,81938	0	0	0
Q3	0,76171	0,72922	0,13249	0,11555	1,80268	3,29177	15,173	0,5552	0,35769	0,5552
IQ	0,75727	0,70027	0,11186	0,10246	1,76583	2,97587	14,3536	0,5552	0,35769	0,5552
FB	-2,2673	-2,0719	-0,3149	-0,2943	-5,2607	-8,6117	-42,242	-1,6656	-1,0731	-1,6656
FH	3,03351	2,83004	0,46806	0,42291	7,10018	12,2194	58,234	2,22078	1,43075	2,22078

Source : base des données CPA.

Après avoir calculé tout ces éléments, l'algorithme suivant permet d'indiquer toutes les valeurs extrêmes de l'échantillon :

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

$$\text{SI}(\text{OU} (\text{B1} < \text{FB}; \text{B1} > \text{FH}); 1; 0)$$

Selon l'exemple on peut lire cet algorithme comme suit :

Si/ ou **B1** (la valeur de ratio de l'entreprise **E056**) inférieur à la frontière basse, ou supérieur à la frontière haute il va nous donner 1 sinon 0.

C'est-à-dire, si le ratio est inférieur à la frontière basse, ou il est supérieur à la frontière haute, il est considéré comme une valeur extrême.

- Les valeurs extrêmes sont exprimées par (1).
- Les valeurs normales sont exprimées par (0).

Après l'application de cet algorithme, nous avons calculé la somme des valeurs obtenues pour chaque entreprise, pour savoir quelles sont les entreprises les plus exagérées en matière de valeurs extrêmes.

Figure n° 07 : Exclusion.

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	Somme
E056	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3
E087	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E220	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	6
E269	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E285	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	8
E288	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	4
E293	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E102	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E103	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E105	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	7
E106	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
E108	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	7
E110	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	7

Source : Excel, travail personnel.

D'après les résultats de la figure de cet exemple, nous allons éliminer 06 entreprises.

Concernant notre échantillon de construction, nous avons éliminé sept 07 entreprises dont cinq 05 n'ont pas fait défaut, qui sont (E056, E087, E220, E269, E293), et deux 02 ont fait défaut (E285, E288). Choies avec précision et à la présence de toutes les entreprises et les ratios de l'échantillon.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

2^{ème} étape : La sélection des variables les plus prédictives

Après l'élimination des entreprises, une analyse de corrélation entre la variable dépendante et les variables indépendantes (explicatives) est obligatoire pour le choix des variables les plus prédictives dans la construction du modèle de score par la suite.

« Lorsque deux phénomènes ont une évolution commune, nous disons qu'ils sont corrélés. La corrélation simple mesure le degré de liaison existant entre ces deux phénomènes représentés par des variables. Si nous cherchons une relation entre trois variables ou plus (notre cas), nous ferons appel alors à la notion de corrélation multiple »⁴².

Deux variables peuvent être :

- En corrélation positive : On constate alors une augmentation (ou diminution, ou constance) simultanée des valeurs des deux variables ;
- En corrélation négative : Lorsque les valeurs de l'une augmentent, les valeurs de l'autre diminuent ;
- Non corrélées : Il n'y a aucune relation entre les variations des valeurs de l'une des variables et les valeurs de l'autre.

Dans cette étape nous tâcherons à tester le degré corrélation entre les ratios des entreprises saines (n'ont pas fait défaut) et les ratios des entreprises défaillantes, pour savoir si ces derniers sont corrélés ou pas, afin de choisir ceux qui sont fortement corrélés.

(Une forte corrélation, signifie une forte participation de la variable indépendante à l'explication de la variable dépendante).

Pour cela nous avons supposé que :

$$\begin{cases} RC_{Ri/Defaut} = 0 & H_0 \\ RC_{Ri/Defaut} \neq 0 & H_1 \end{cases}$$

$RC_{Ri/Defaut}$: C'est le rapport de corrélation entre le Ratio Ri et la variable Défaut, que nous allons calculer par la suite.

(H_0 : il n'y a pas de corrélation, H_1 : il existe une forte corrélation).

⁴² BOURBONNAIS Régis, « Econométrie », 9^e éd, 75005 Paris, 2015, édition DUNOD, page 06.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Pour rejeter une hypothèse et accepter une autre nous utilisons une statistique de test, appelée la statistique de Fisher ou la statistique F, qu'on doit calculer et comparer sa valeur à une valeur qui existe dans la table de Fisher. Et Comme nous ne disposons pas de la table de Fisher nous préférons utiliser directement la P. Value.

Nous avons calculé alors la P.value, « dite La valeur de p, qui est la probabilité pour un modèle statistique donné sous l'hypothèse d'obtenir la même valeur ou une valeur encore plus extrême que celle observée (elle est souvent utilisée dans les tests d'hypothèses) », pour sélectionner les ratios qui sont significativement corrélés au seuil de 10%.

La signification statistique d'un résultat est une mesure estimée du degré auquel il est "vrai" (dans le sens du "représentant de la population"). Techniquement, la valeur du niveau de p représente un index décroissant de la fiabilité d'un résultat. Le haut niveau de p, ne montre pas, que la relation observée entre les variables dans l'échantillon est un indicateur fiable de la relation entre les variables respectives dans la population.

Spécifiquement, le niveau de p représente la probabilité de l'erreur qui est impliquée en acceptant notre résultat observé comme valide, c'est-à-dire, en tant que "représentant de la population."

Il existe trois 03 seuils de signification, 01%, 05% et 10%, à chaque fois le seuil augmente, la quantité de variables à sélectionner s'accroît.

Nous avons opté pour un seuil de signification de 10%, pour élargir le nombre de variables à choisir, et avant tout cela, nous avons effectué les calculs suivant :

La variance (VAR) : En statistique et en théorie des probabilités, la variance est une mesure servant à caractériser la dispersion d'un échantillon ou d'une distribution.

Du moment que notre échantillon est constitué de deux 02 groupes d'entreprises, un groupe de celles qui n'ont pas fait défaut ou saines (G0), et un groupe des entreprises qui ont fait défaut ou défaillantes (G1), donc nous avons calculé la variance pour les deux groupes :

- $\text{VAR (G0)} = n0 (m0-M)^2$

- $\text{VAR (G1)} = n1 (m1-M)^2$

Avec :

- n0 : le nombre des entreprises saines.
- n1 : le nombre des entreprises défaillantes.
- m0 : la moyenne des entreprises saines.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

- m1 : la moyenne des entreprises défaillantes.
- M : la moyenne générale.

La variance interclasse (VAR inter): C'est la somme de la variance de groupe 0 et la variance de groupe 1 sur le nombre totale des entreprises de l'échantillon.

$$\text{VAR inter} = [\text{VAR (G0)} + \text{VAR (G1)}] / N$$

Avec :

- N : le nombre total des entreprises.

La variance intraclasse (VAR intra) : calcule la variance d'une population entière ou d'un échantillon.

$$\text{VAR intra} = [\text{VAR.P (B1:Bn)}]$$

Avec :

- VAR.P : C'est la fonction insérée sur Excel, et qui est la variance d'un ensemble de valeurs donné.
- B1 : C'est la valeur de ratio de l'entreprise 1.
- Bn : C'est la valeur de ratio de l'entreprise n.

Le rapport de corrélation (RC) : Est un indicateur statistique qui mesure l'intensité de la liaison entre une variable quantitative et une variable qualitative.

$$\text{RC} = \text{VAR inter} / \text{VAR intra}$$

La statistique de Fisher (F) : Appelé aussi la loi F, est un test d'hypothèse qui permet de tester l'hypothèse nulle que deux lois normales ont la même variance. Il fait partie du grand ensemble de tests. Calculée comme suit :

$$F = \text{RC} / [(1-\text{RC}) / (N-2)]$$

Avec :

- N : le nombre total des entreprises.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Après le calcul de tous ces éléments, nous allons calculer la P.Value pour sélectionner les variables qui sont fortement corrélées avec la variable défaut, au seuil de 10%. Elle se calcule comme suit :

La P.value = LOI.F (F;1;N-2) sur l'Excel.

Avec :

- F : C'est la statistique de Fisher.

On peut expliquer tout ça avec l'exemple suivant.

(La figure représente une petite partie de l'échantillon).

On va prendre : $n_0 = 08$, $n_1 = 06$, $N = 14$ comme suit :

Figure n° 08 : La sélection des variables les plus prédictives (1).

		B1										
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	Défaut	
E001	3,0933964	0,8801	0,7757	3,4588	29,009	0,7314	0,3078	0,0427	0,5386	0,1412	0	
E002	0,2686989	6,6596	0,3985	0,6983	1,8467	0,6349	0,3038	2,8899	0,0303	0,2819	0	
E003	0,3672195	0,6603	0,3366	0,5938	15,004	0,1956	0,1352	0,4356	0,2252	0,098	0	
E004	2,324405	1,1367	0,4492	0,8273	1,6085	0,7247	0,2424	0,343	0,0781	0,2166	0	
E005	0,0582165	8,8473	0	0	27,457	0,3345	0,1801	2,3955	0,5392	0,0658	0	
E006	0,7423153	2,4547	0,7716	3,3926	11,969	0,6391	0,304	0,3696	0,4216	0,1515	0	
E007	0,3077057	16,735	0,0567	0,0621	3,7954	0,7316	0,1107	2,302	0,1117	0,0893	0	
E008	0,4431593	0,2902	0,219	0,2903	-39,372	0,1124	0,4111	0,267	0,8635	0,0492	0	
E009	0,5955729	0,8618	0	0	18,045	0,3358	0,1659	0,6495	0,656	0,0472	1	
E010	0,8628801	1,0966	0,1294	0,1509	4,5479	0,4823	0,3056	0,4222	0,3074	0,1989	1	
E011	1,3562778	0,6666	1,9244	12,637	24,316	0,4859	0,1747	0,0963	0,3971	0,0911	1	
E012	1,1947315	0,5806	0,2494	0,8173	-16,643	0,3936	-0,048	-0,058	1,044	-0,1619	1	
E013	0,9464725	0,0104	9,1423	-1,1568	-31,297	0,0109	0,0091	0,0049	3,7997	-1,4455	1	
E014	0,6982105	0,4219	0,19	0,4417	6,9108	0,2182	0,1632	0,3508	0,2561	0,1096	1	
		Bn										

Source : Excel, travail personnel.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Après tous les calculs :

Figure n° 09 : La sélection des variables les plus prédictives (2).

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10
m0	0,95064	4,708	0,3759	1,1654	6,4146	0,513	0,2494	1,1307	0,351	0,1367
m1	0,942358	0,6063	1,9393	2,1484	0,9801	0,3211	0,1284	0,2443	1,0767	-0,193
M	0,94709	2,9501	1,0459	1,5867	4,0855	0,4308	0,1975	0,7508	0,662	-0,005
VAR0	0,000101	24,721	3,5912	1,4198	43,398	0,0541	0,0215	1,1545	0,7739	0,1601
VAR1	0,000134	32,961	4,7883	1,893	57,864	0,0722	0,0287	1,5393	1,0318	0,2135
VAR inter	1,68E-05	4,1201	0,5985	0,2366	7,233	0,009	0,0036	0,1924	0,129	0,0267
VAR intra	0,658303	20,882	5,272	10,84	395,89	0,054	0,0146	0,9108	0,8367	0,1694
Rap cor	2,55E-05	0,1973	0,1135	0,0218	0,0183	0,1671	0,2456	0,2113	0,1541	0,1576
F	0,000306	2,9496	1,5369	0,2678	0,2233	2,4068	3,9073	3,2143	2,1868	2,2445
P. value	0,986326	0,1116	0,2388	0,6142	0,645	0,1468	0,0715	0,0982	0,165	0,1599
P. value en %	99%	11%	24%	61%	65%	15%	7%	10%	16%	16%

Source : Excel, travail personnel.

Dans cet exemple, nous avons deux 02 variables, (R7, R8) qui sont significativement corrélées au seuil de 10%, et elles seront les variables retenues.

Revenant à notre échantillon, où l'hypothèse nulle (H0) est rejetée, car il existe 10 variables significativement corrélées avec la variable dépendante au seuil de 10%. Et nous avons supposé que ces variables influencent sur le défaut comme suit :

R8 : (Dettes à long et moyen terme / Capitaux permanents), influence positivement.

R9 : (Dettes à long et moyen terme / Capitaux Propres), influence positivement.

R14 : (Capitaux propres / Total Passif), influence négativement.

R29 : (Excédent Brut d'Exploitation / Chiffre d'affaire), influence négativement.

R36 : (Charges financières / Valeur Ajoutée), influence positivement.

R39 : (Charges financières / Dette à Long et Moyen terme), influence positivement.

R46 : (Cash-flows / Dette à Long et Moyen Terme), influence négativement.

R55 : (Disponibilités et assimilés / Actif Courant), influence négativement.

R59 : (Fournisseurs / Total Passif Courant), influence positivement.

R65 : (Dette financière / Capitaux propres), influence positivement.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Figure n° 10 : Les variables sélectionnées.

		R8	R9	R14	R29	R36	R39	R46	R55	R59	R65
De l'entreprise 01	E101	0,7404	3,2028	0,6592	0,4595	0,1488	0,0625	0,2656	0,0574	0,2304	3,2028

jusqu'à l'entreprise 200	E306	0,3061	0,473	0,2882	0,1474	0	0	0,8661	0,0012	0,7457	0,8901

Source : Excel, travail personnel.

3^{ème} étape : L'estimation du modèle avec un logiciel économétrique (Eviews)

Nous continuons la construction de la fonction de score en faisant recours à un logiciel d'économétrie, Eviews8.

Après la sélection des variables dans l'étape précédente, nous allons les transférer à Eviews8 pour estimer le modèle.

Avant de transférer les variables, nous avons supposé globalement que :

$$\begin{cases} \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_n = 0 \\ \exists \beta_i \neq 0 \end{cases} \quad \begin{matrix} H_0 \\ H_1 \end{matrix}$$

Il s'agit d'une évaluation globale de la régression. En effet, si l'hypothèse nulle H_0 est compatible avec les données, cela signifierait qu'aucun des descripteurs ne contribue à l'explication de la variable dépendante. Le modèle peut être jeté. Dans tous les cas, l'hypothèse alternative H_1 correspond à : "un des coefficients au moins est non-nul". Pour cela nous avons utilisé la statistique de test suivante :

$$Q_T = \frac{\widehat{\beta}_i}{\sigma(\widehat{\beta}_i)}$$

Avec :

- $\widehat{\beta}_i$: C'est le coefficient estimé.
- $\sigma(\widehat{\beta}_i)$: C'est l'écart type du coefficient estimé, (Std Error dans le logiciel Eviews8).
- Q_T : C'est le rapport entre le coefficient estimé et son écart type, (Z-statistic dans le logiciel Eviews8).

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

La statistique suit une loi de Student (C'est pour cela on l'appelle test de Student) à $(N - 1)$ degrés de liberté, de valeur 1,96 (valeur obtenue de la TABLE DE LA LOI DE STUDENT)⁴³, à 5% ($\alpha = 0,05$ dans la table de la loi de Student).

- Si $|Q_T| > 1,96$, rejet de H_0 , la variable X (variable explicative) a une influence linéaire sur Y (variable à expliquer).
- Sinon, aucune influence linéaire de X sur Y.

En statistique, le test de Student, ou test t, est un ensemble de tests statistiques paramétriques où la statistique de test calculée suit une loi de Student lorsque l'hypothèse nulle est vraie.

Notons que : Pour éviter de revenir à chaque fois à la table de la loi Student, nous allons nous baser sur la Prob de la variable. Car, une variable significative au seuil de 5% ($\text{Prob} < 0,05$), alors logiquement le coefficient de cette variable est significativement différent de zéro.

Nous avons obtenu le résultat suivant comme une première estimation :

Figure n° 11 : La première estimation du modèle.

Dependent Variable: DEFAULT Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing) Date: 09/09/18 Time: 23:31 Sample: 1 200 Included observations: 200 Convergence achieved after 6 iterations Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.061710	0.656541	1.617126	0.1059
R8	-0.298622	0.413733	-0.721775	0.4704
R9	-0.089082	0.235562	-0.378169	0.7053
R14	-1.330127	0.777264	-1.711295	0.0870
R29	-1.066124	1.271008	-0.838802	0.4016
R36	0.620834	0.559804	1.109021	0.2674
R39	-2.922792	1.232592	-2.371258	0.0177
R46	-0.008423	0.099867	-0.084338	0.9328
R55	-2.720216	2.666997	-1.019954	0.3078
R59	-1.219362	0.654177	-1.863962	0.0623
R65	0.133733	0.199141	0.671551	0.5019
McFadden R-squared	0.156767	Mean dependent var	0.300000	
S.D. dependent var	0.459408	S.E. of regression	0.432463	
Akaike info criterion	1.140202	Sum squared resid	35.34759	
Schwarz criterion	1.321610	Log likelihood	-103.0202	
Hannan-Quinn criter.	1.213615	Deviance	206.0404	
Restr. deviance	244.3457	Restr. log likelihood	-122.1729	
LR statistic	38.30531	Avg. log likelihood	-0.515101	
Prob(LR statistic)	0.000034			
Obs with Dep=0	140	Total obs	200	
Obs with Dep=1	60			

Source : EViews8, travail personnel.

⁴³ BOURBONNAIS Régis, « Econométrie », 9^e éd, 75005 Paris, 2015, édition DUNOD, page368.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

À la lecture des résultats, nous constatons que :

La qualité globale de l'estimation semble être presque satisfaisante. La P-value du test de rapport de maximum de vraisemblance « Prob (LR statistic) » qui ne doit pas dépasser 1%, est acceptable puisqu'elle présente une valeur de 0,000034, qui veut dire inférieure à 1%. Cependant, l'examen du test de significativité des variables révèlent qu'une variable qu'est statistiquement significative. Il s'agit du ratio R39.

D'autres variables, telles que (R8, R9, R14, R29, R36, R46, R55, R59, R65), ont une influence sur la probabilité que l'entreprise peut faire défaut, mais elles sont pas significatives statistiquement.

Toutefois, de ce résultat, il est remarqué que d'autres variables qui n'ont pas été retenues dans le modèle influencent négativement et significativement au seuil de 5%.

Pour améliorer le modèle, nous avons fait plusieurs estimations jusqu'à exclure certaines variables qui ont été jugées non pertinentes pour notre analyse, sachant que chaque variable significative au seuil de 5% (la Prob < 0,05), logiquement, son coefficient est significativement différent de zéro.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Nous procédons alors à une nouvelle estimation en retirant la variable qui porte la grande probabilité, $R_{46} = 0,9328$, le résultat fourni est le suivant :

Figure n° 12 : La seconde estimation du modèle.

Dependent Variable: DEFAUT Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing) Date: 09/10/18 Time: 00:22 Sample: 1 200 Included observations: 200 Convergence achieved after 6 iterations Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.061178	0.656142	1.617298	0.1058
R8	-0.295890	0.413090	-0.716285	0.4738
R9	-0.087326	0.234923	-0.371719	0.7101
R14	-1.341342	0.766267	-1.750488	0.0800
R29	-1.061978	1.269952	-0.836235	0.4030
R36	0.622634	0.559641	1.112558	0.2659
R39	-2.964555	1.131188	-2.620744	0.0088
R55	-2.730705	2.665341	-1.024524	0.3056
R59	-1.228985	0.644208	-1.907746	0.0564
R65	0.132992	0.199193	0.667652	0.5044
McFadden R-squared	0.156737	Mean dependent var	0.300000	
S.D. dependent var	0.459408	S.E. of regression	0.431326	
Akaike info criterion	1.130239	Sum squared resid	35.34807	
Schwarz criterion	1.295155	Log likelihood	-103.0239	
Hannan-Quinn criter.	1.196978	Deviance	206.0478	
Restr. deviance	244.3457	Restr. log likelihood	-122.1729	
LR statistic	38.29794	Avg. log likelihood	-0.515119	
Prob(LR statistic)	0.000015			
Obs with Dep=0	140	Total obs	200	
Obs with Dep=1	60			

Source : EViews8, travail personnel.

Notons : A chaque fois qu'on élimine une variable, la probabilité critique des autres variables change.

Nous répétons le processus (exclusion des variables non significatives une par une), jusqu'à l'obtention d'un résultat avec des variables qui sont toutes significatives.

Cette méthode consiste sur le modèle complet à n variables exogènes, à procéder par une élimination progressive⁴⁴ (dite élimination de proche en proche c'est-à-dire en réestimant l'équation après chaque élimination) des variables non significatives et à ré estimer le modèle après chaque élimination jusqu'à l'obtention d'un modèle où toutes les variables sont significatives.

⁴⁴ Elimination progressive des variables non significatives, proposée par Régis Bourbonnais dans, BOURBONNAIS Régis, « Econométrie », 9^e éd, 75005 Paris, 2015, édition DUNOD, page 120.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Figure n° 13 : La dernière estimation du modèle.

Dependent Variable: DEFAULT Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing) Date: 09/08/18 Time: 13:29 Sample: 1 200 Included observations: 200 Convergence achieved after 5 iterations Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.039742	0.453674	2.291829	0.0219
R14	-1.831366	0.677394	-2.703544	0.0069
R39	-2.441947	0.873412	-2.795871	0.0052
R59	-1.313794	0.583377	-2.252049	0.0243
McFadden R-squared	0.124882	Mean dependent var		0.300000
S.D. dependent var	0.459408	S.E. of regression		0.433052
Akaike info criterion	1.109157	Sum squared resid		36.75662
Schwarz criterion	1.175124	Log likelihood		-106.9157
Hannan-Quinn criter.	1.135853	Deviance		213.8314
Restr. deviance	244.3457	Restr. log likelihood		-122.1729
LR statistic	30.51428	Avg. log likelihood		-0.534579
Prob(LR statistic)	0.000001			
Obs with Dep=0	140	Total obs		200
Obs with Dep=1	60			

Source : EViews8, travail personnel.

Au final, apparaissent trois (03) variables qui sont statistiquement significatives au lieu d'une variable dans la première régression ; ce qui est intéressant pour cette étude. Ces variables sont R14 (Capitaux propres/Total Passif), R39 (Charges financières/Dette à Long et Moyen terme) et R59 (Fournisseurs/Total Passif Courant).

Quant à la significativité globale du modèle, en comparant toujours le p-value avec les différents seuils, ce tableau nous révèle que la Prob (LR statistic) est égale 0,000001, cela veut dire que le modèle est globalement significatif au seuil de 1%, il existe bien une relation entre les variables explicatives et la variable expliquée.

Le critère d'information d'Akaike (AIC) qui tient compte du nombre des variables explicatives lorsqu'on évalue la qualité du modèle et son ajustement, il permet de pénaliser les modèles en fonction du nombre de paramètres afin de satisfaire le critère de parcimonie, on choisit alors le modèle avec le critère d'information d'Akaike le plus faible, comparativement à plusieurs régressions (estimations) que nous avons effectuées, notre régression présente les valeurs de la déviance les plus faibles à savoir :

- ✓ Akaike info criterion = 1,140202 à la première estimation.
- ✓ Akaike info criterion = 1,109157 à la dernière estimation.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Et c'est la même chose pour « Schwarz criterion »⁴⁵, qu'a été de 1,321610 à la première estimation, 1,175124 à la dernière.

Les coefficients associés aux variables explicatives, $\widehat{\beta}_1 = -1,831366$ pour R14, $\widehat{\beta}_2 = -2,441947$ pour R39, $\widehat{\beta}_3 = -1,313794$ pour R59, et la constante $\widehat{\beta}_0 = 1,039742$, sont significativement différents de 0.

Et si on utilise la valeur de 1,96 de la table de la loi de Student nous constatons que :

Z-statistic de $\widehat{\beta}_0 = 2,291829$, alors $|2,291829| > 1,96$.

Z-statistic de $\widehat{\beta}_1 = -2,703544$, alors $|-2,703544| > 1,96$.

Z-statistic de $\widehat{\beta}_2 = -2,795871$, alors $|-2,795871| > 1,96$.

Z-statistic de $\widehat{\beta}_3 = -2,252049$, alors $|-2,252049| > 1,96$.

Cela signifie que les coefficients sont significativement différents de zéro au seuil de 5%, donc ils ont une influence linéaire sur Y. Et c'est-à-dire que l'hypothèse H_0 est rejetée.

Donc la variable à expliquer (défaut), est expliquée par les variables explicatives significatives au seuil de 5%.

Nous avons alors :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \times R_{14} + \beta_2 \times R_{39} + \beta_3 \times R_{59}$$

⁴⁵ Est un critère de sélection de modèle parmi un ensemble fini de modèles; le modèle avec le Schwarz criterion le plus bas est préféré. Elle repose en partie sur la fonction de vraisemblance et est étroitement liée au critère d'information d'Akaike (AIC).

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Figure n° 14 : La fonction score.

```
Estimation Command:
=====
BINARY(D=L) DEFAULT C R14 R39 R59

Estimation Equation:
=====
L_DEFAULT = C(1) + C(2)*R14 + C(3)*R39 + C(4)*R59

Forecasting Equation:
=====
DEFAULT = 1-@CLOGISTIC(-(C(1) + C(2)*R14 + C(3)*R39 + C(4)*R59))

Substituted Coefficients:
=====
DEFAULT = 1-@CLOGISTIC(-(1.0397420789 - 1.83136582347*R14 - 2.44194664597*R39 - 1.31379362116*R59))
```

Source : Eviews8, travail personnel.

La fonction de score (Z-scoring) finale fourni par Eviews8 est exposée de la manière suivante :

$$Z = 1.0397420789 + (- 1,83136582347 * R14 - 2,44194664597 * R39 - 1,31379362116 * R59)$$

Avec :

- R14 : Capitaux propres / Total Passif
- R39 : Charges financières / Dette à Long et Moyen terme
- R59 : Fournisseurs / Total Passif Courant

$$Z = 1,0397420789 - 1,83136582347 \times R14 - 2,44194664597 \times R39 - 1,31379362116 \times R59$$

❖ L'interprétation des signes de la fonction

$$Z = 1,0397420789 - 1,83136582347 \times R14 - 2,44194664597 \times R39 - 1,31379362116 \times R59$$

Nous avons supposé, que la variable R14 a un impact négatif sur le défaut, donc le signe estimé à cette variable est négatif (-). Et que les variables R39 et R59 ont un effet positif sur le défaut de paiement, cela veut dire que nous estimons un signe positif (+) de ces variables.

Nous allons vérifier si les variables explicatives utilisées dans notre modèle ont les signes attendus ou pas.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Tableau n° 06 : Les signes de la fonction.

Variable	Signe attendu	Signe obtenu
R14 Capitaux propres / Total Passif	Négatif (-)	Négatif (-)
R39 Charges financières / Dette à Long et Moyen terme	Positif (+)	Négatif (-)
R59 Fournisseurs / Total Passif Courant	Positif (+)	Négatif (-)

Source : fonction score.

- Le ratio « Capitaux propres / Total passif », en tant qu'un indicateur utilisé pour déterminer le niveau de dépendance d'une entreprise vis-à-vis des financements extérieurs, notamment les emprunts bancaires. Plus ce ratio est élevé, plus l'entreprise est indépendante des banques, et que le risque de non remboursement sera automatiquement faible. Donc le ratio R14 influence négativement sur le défaut de paiement d'une entreprise, et il a un effet négatif sur le risque de crédit. Cela veut dire que le signe négatif de ce ratio, est conforme à celui attendu.
- Le ratio « charges financières / dette à long et moyen terme », mesure le niveau d'endettement d'une entreprise à long terme. Ce ratio doit être le plus faible possible pour dire que l'entreprise est peu endettée à long terme (dettes à long terme), un niveau d'endettement trop élevé dénote une dépendance de l'entreprise aux crédits bancaires, et donc un risque de crédit élevé. Cela signifie que R39 influence positivement sur le risque de non remboursement, mais le signe obtenu est négatif ce qui est contraire à celui attendu.
- Le ratio « Fournisseurs / Total Passif Courant », mesure le niveau d'endettement d'une entreprise à court terme. Il a un impact positif sur le défaut de paiement, plus le ratio est élevé, plus les dettes fournisseur augmentent, alors l'entreprise aura des difficultés de rembourser ses dettes extérieures. Cela veut dire que le signe négatif de R59, ne conforme pas au signe attendu.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Il faut noter que l'interprétation de ces ratios (**Charges financières / dette à long et moyen terme, Fournisseurs / Total Passif Courant**), dépend également du secteur d'activité de l'entreprise ainsi que de l'âge de son matériel. Un ratio plus élevé dans une entreprise ayant renouvelé son parc de machine ou de véhicule pourra être jugé plus positivement qu'un ratio inférieur dans une entreprise qui ne réalise aucun investissement. Cet indicateur sera pris en compte par la banque au moment de l'octroi de prêt.

Donc, l'obtention des signes négatifs pour les variables (**R39, R59**) alors qu'ils sont attendus positifs, peut être justifié par le manque d'informations sur les entreprises de l'échantillon.

2. La validation du modèle

Une fois le modèle de crédit scoring est construit, il importe de s'assurer de sa performance et sa fiabilité en passant par une étape de validation.

La validation repose sur l'inférence statistique afin de mesurer la capacité du modèle et prendre la décision quant à son utilisation (si le bon classement égal au moins à 50%), ou à son rejet (si le bon classement est inférieur à 50%). Elle doit être effectuée sur un échantillon qui n'a pas été utilisé pour la construction du modèle.

Rappel sur l'échantillon de validation : Notre échantillon de validation est constitué de cent (100) entreprises, dont 60 saines (n'ont pas fait défaut), et 40 entreprises défaillantes (ont fait défaut).

2.1. La probabilité de défaut

Tout d'abord, nous avons calculé le score pour toutes les entreprises de l'échantillon en utilisant la fonction z-scoring, et nous l'avons transformé à une probabilité pour qu'il soit compris entre 0 et 1. A fin de répartir les entreprises en deux catégories (saines, défaillantes), selon leur défaut récent (défaut estimé).

La probabilité du score est calculée avec la fonction de transformation appelée la fonction logistique⁴⁶ :

⁴⁶ RAKOTOMALALA Ricco, Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique Binaire et Polytomique, Version 2.0, université Lumière Lyon 2, page 14.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

$$\pi = \frac{1}{1+e^{-C(X)}}$$

Avec :

- Le LOGIT : $C(X)$ est théoriquement défini entre $-\infty$ et $+\infty$.
- En revanche, $0 \leq \pi \leq 1$ issue de la transformation de $C(X)$ présente une probabilité.

A propos de la règle d'affectation

- Si $\pi > 0,5$ alors $Y = +$ ou 1.
- Si $\pi < 0,5$ alors $Y = -$ ou 0.

Le Y dans notre cas représente le défaut estimé.

On calcule alors :

$$P = \frac{1}{1+e^{-Z}}$$

Avec :

- P : C'est la probabilité.
- Z : C'est le score (Z-scoring).

Lorsque la probabilité calculée est inférieure à (0,5), alors l'entreprise sera affectée à la catégorie des entreprises saines, et lorsqu'elle est comprise entre (0,5 et 1), l'entreprise sera affectée à la catégorie des entreprises défaillantes, pour obtenir le défaut estimé. (Les entreprises saines seront exprimées par 0, les entreprises défaillantes par 1). En insérant l'algorithme suivant :

$$= \text{Si (probabilité} \geq 0.5 ; 1 ; 0)$$

C'est-à-dire si la probabilité est supérieure ou égale à 0,5 il va nous donner 1, si elle est inférieure à 0,5 nous allons obtenir 0.

Après la répartition des entreprises selon le défaut estimé, nous allons procéder à une comparaison entre le défaut estimé (défaut actuel) et le défaut réel (défaut ancien) pour tester le bon classement du modèle, à l'aide de l'algorithme suivant : suivant :

$$= \text{Si (défaut estimé} = \text{défaut réel} ; 1 ; 0)$$

C'est-à-dire si le défaut estimé est égal au défaut réel, il va nous donner 1 si non 0.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Figure n° 15 : La validation du modèle.

			Défaut réel	Z-score	Probabilité (P)	Défaut estimé	Bon classement
	Entreprise 01	E006	0	-1,1535	0,239847644	0	1
	Entreprise 02	E007	0	-0,4748	0,383474451	0	1
	Entreprise 03	E011	0	0,1787	0,544561684	1	0
	Entreprise 04	E015	0	-0,7905	0,312071728	0	1
	Entreprise 05	E016	0	0,3811	0,594130927	1	0
	Entreprise 06	E017	0	0,5718	0,639179018	1	0
	Entreprise 07	E018	0	-1,3954	0,198550789	0	1
	Entreprise 08	E019	0	0,0344	0,508607897	1	0
	Entreprise 09	E020	0	-4,028	0,017498897	0	1
	Entreprise 10	E021	0	-0,4124	0,398345612	0	1
	Entreprise 11	E022	0	-1,3036	0,213565092	0	1
	Entreprise 12	E023	0	-0,3924	0,403131658	0	1
	Entreprise 13	E025	0	-0,5472	0,36652106	0	1
	Entreprise 14	E029	0	-1,1373	0,242809067	0	1
	Entreprise 15	E008	1	0,1466	0,53658514	1	1
	Entreprise 16	E009	1	12,437	0,999996033	1	1
	Entreprise 17	E010	1	0,6519	0,657432285	1	1
	Entreprise 18	E012	1	-0,2611	0,435084079	0	0
	Entreprise 19	E024	1	-0,0505	0,487372453	0	0
	Entreprise 20	E026	1	-0,4743	0,383606017	0	0
	Entreprise 21	E027	1	1,1077	0,751700811	1	1
	Entreprise 22	E028	1	-0,5825	0,358354442	0	0
	Entreprise 23	E030	1	2,0091	0,88174722	1	1
	Entreprise 24	E031	1	0,2216	0,555164438	1	1

Source : Excel, travail personnel.

2.2. La matrice de confusion

Maintenant que nous avons construit le modèle de prédiction, il faut en évaluer l'efficacité. Une matrice de confusion ou tableau de contingence sert à évaluer la qualité d'une classification. Elle est obtenue en comparant les données classées avec des données de référence qui doivent être différentes de celles ayant servi à réaliser la classification⁴⁷.

Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle (ou de référence), tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée.

Les données utilisées pour chacun de ces groupes doivent être différentes.

Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre rapidement si le système parvient à classer correctement.

Notre objectif de cette matrice est d'expérimenter la capacité du modèle à classer correctement, c'est-à-dire de connaître le nombre d'entreprises bien classées, et celui d'entreprises mal classées.

⁴⁷https://tice.agroparistech.fr/coursenligne/courses/TELEDETECTION/document/cours_teledection/CONFUSMA.html, 11/09/2018.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

La matrice de confusion de notre fonction score se présente comme suit :

Tableau n° 07 : La matrice de confusion.

Réel Estimé	Défaut =1	Défaut = 0	Total
Défaut = 1	14	13	27
Défaut = 0	26	47	73
Total	40	60	100

Source : Echantillon de validation.

On remarque d'après le tableau ci dessus que :

- Le nombre d'entreprises à l'origine défaillantes, qui sont ensuite classées défaillantes par le modèle est 14 entreprises.
- Le nombre d'entreprises à l'origine défaillantes, qui sont ensuite classées saines par le modèle est 26 entreprises.
- Le nombre d'entreprises à l'origine saines qui sont ensuite classées défaillantes par le modèle est 13 entreprises.
- Le nombre d'entreprises à l'origine saines qui sont ensuite classées saines par le modèle est 47 entreprises.

Nous constatons que :

Pour les entreprises à l'origine saines : 47/60, qui veut dire 78% d'entreprises sont bien classées, et c'est un taux important, tandis que, 22 % sont mal classées.

Pour les entreprises à l'origine défaillantes : 14/40 entreprises, ou 35% sont bien classées, et c'est un taux faible s, tandis que 65% sont mal classées.

En effet, le modèle peut se tromper dans les 39 des cas sur 100, car 39/100 entreprises sont mal classées, donc le taux d'erreur est égal à 39%.

D'après ces résultats, nous pouvons dire que le modèle est optimiste, car il classe correctement les entreprises saines que celles défaillantes, et il peut classer une entreprise comme étant saine alors qu'elle est défaillante en réalité. Globalement notre modèle est accepté avec 61/100 entreprises bien classées, c'est-à-dire qu'il est fiable à un taux de 61%, ce taux est appelé « le taux de succès du modèle ».

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Nous l'avons essayé sur l'échantillon de construction en suivant toutes ces étapes, et le résultat du bon classement a été de 146/200 entreprises bien classées, c'est-à-dire avec un taux de 73%.

Nous remarquons que, la fiabilité du modèle dans l'échantillon de construction est supérieure à sa fiabilité dans l'échantillon de validation, car toutes les entreprises de l'échantillon de construction ont participé à la modélisation, contrairement aux entreprises de l'échantillon de validation, et c'est ce qu'on appelle l'externalisation⁴⁸.

2.3. L'échelle de classement de risque

C'est une échelle constituée de plusieurs intervalles de risque (ordre croissant), allant du plus faible au plus fort, permettant d'évaluer une entreprise en la classant selon son niveau de risque de crédit, donc il s'agit d'une notation.

Puisque notre modèle est optimiste, c'est-à-dire, il peut juger des entreprises comme étant saines (ne sont pas risquées), alors qu'elles sont défaillantes et risquées en réalité. Cette échelle permet de classer chaque entreprise dans la position correcte, et qui lui convient.

Pour la construire, nous avons décomposé la probabilité des scores calculée pour les 200 entreprises de l'échantillon de construction en dix 10 intervalles de risque, allant de risque 1 qui est parfaitement faible, au risque 10 qui est parfaitement élevé.

Pour que l'échelle soit de bonne qualité, il faut que la proportion des entreprises qui n'ont pas de défaut réellement (défaut réel = 0) soit décroissante d'un intervalle à un autre, alors que la proportion des entreprises qui sont réellement défaillantes (défaut = 1), elle doit être croissante d'un intervalle à un autre.

Après le triage des probabilités, nous avons procédé à leur découpage selon les proportions des entreprises saines et défaillantes en créant des intervalles, et nous avons obtenu le résultat suivant :

⁴⁸ Externalisation, veut dire le test de la fiabilité du modèle sur un échantillon qui n'a pas participé dans la construction de ce modèle.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Tableau n° 08 : Les intervalles de risque.

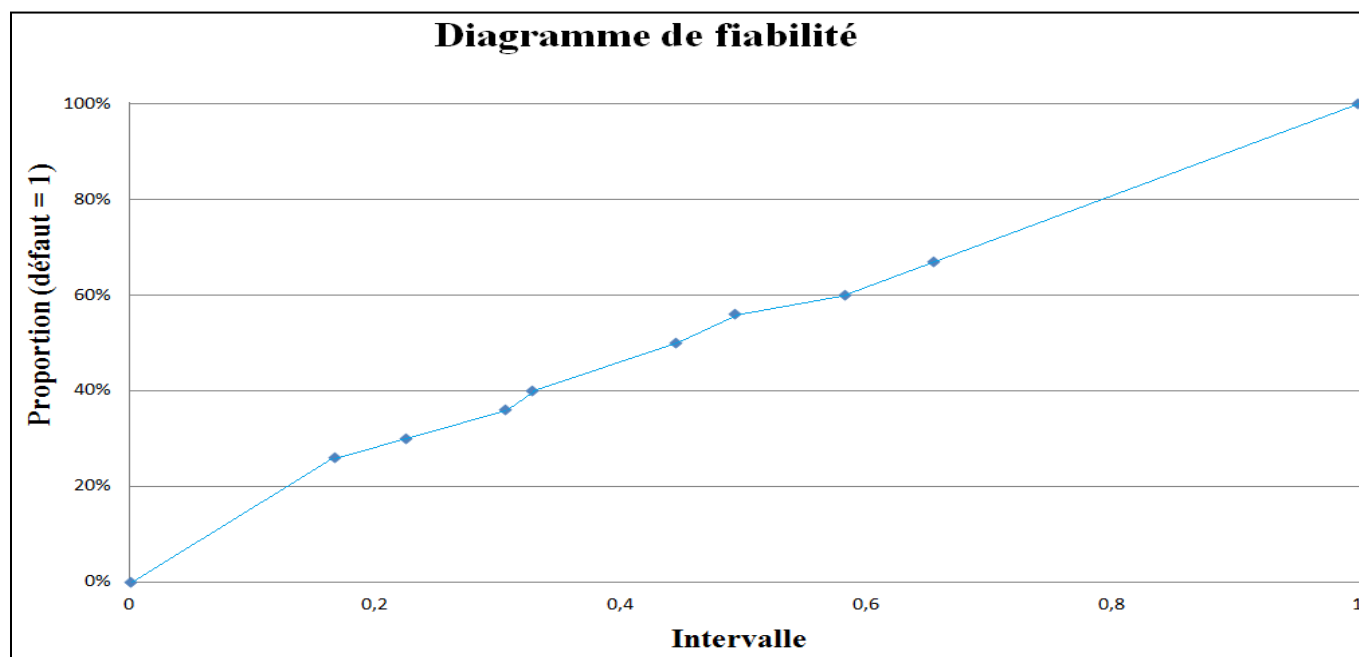
Intervalle	Proportion des entreprises saines (défaut réel = 0)	Proportion des entreprises défaillantes (défaut réel = 1)
[0 - 0,166640373989655]	100%	0%
] 0,166640373989655 - 0,223910455447909]	74%	26%
] 0,223910455447909 - 0,305177674512829]	70%	30%
] 0,305177674512829 - 0,327277802173543]	64%	36%
] 0,327277802173543 - 0,443963639722096]	60%	40%
] 0,443963639722096 - 0,492429486013859]	50%	50%
] 0,492429486013859 - 0,582045920996413]	44%	56%
] 0,582045920996413 - 0,654048908154579]	40%	60%
] 0,654048908154579 - 0,699754626924718]	33%	67%
] 0,699754626924718 - 1]	0%	100%

Source : Excel, travail personnel.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Nous pouvons résumer l'information dans un graphique nuage de points appelé diagramme de fiabilité, en représentant la proportion des entreprises défaillantes, en fonction des intervalles de risque. Si les intervalles sont bien calibrés, les points devraient être alignés sur une droite⁴⁹.

Figure n° 16 : Le diagramme de fiabilité.



Source : Excel, travail personnel.

Nous constatons que les points sont quasiment alignés sur une droite, cela veut dire que les intervalles de risques sont bien repartis.

Notre échelle de risque alors, se présente comme suit :

$0 \leq P \leq 0,166640373989655$	Risque 1
$0,166640373989655 < P \leq 0,223910455447909$	Risque 2
$0,223910455447909 < P \leq 0,305177674512829$	Risque 3
$0,305177674512829 < P \leq 0,327277802173543$	Risque 4
$0,327277802173543 < P \leq 0,443963639722096$	Risque 5
$0,443963639722096 < P \leq 0,492429486013859$	Risque 6
$0,492429486013859 < P \leq 0,582045920996413$	Risque 7
$0,582045920996413 < P \leq 0,654048908154579$	Risque 8

⁴⁹RAKOTOMALALA Ricco, Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique Binaire et Polytomique, Version 2.0, université Lumière Lyon 2, page 37.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

$0,654048908154579 < P \leq 0,699754626924718$ **Risque 9**

$0,699754626924718 < P \leq 1$ **Risque 10**

❖ Illustration

Maintenant, nous pouvons classer n'importe quelle entreprise selon son degré de risque en utilisant l'échelle :

[0 - 0,166640373989655]	Risque 1
] 0,166640373989655 - 0,223910455447909]	Risque 2
] 0,223910455447909 - 0,305177674512829]	Risque 3
] 0,305177674512829 - 0,327277802173543]	Risque 4
] 0,327277802173543 - 0,443963639722096]	Risque 5
] 0,443963639722096 - 0,492429486013859]	Risque 6
] 0,492429486013859 - 0,582045920996413]	Risque 7
] 0,582045920996413 - 0,654048908154579]	Risque 8
] 0,654048908154579 - 0,699754626924718]	Risque 9
] 0,699754626924718 - 1]	Risque 10

Exemple 01 :

Le 04/04/2018 une SARL société à responsabilité limitée, a sollicité la banque de Crédit Populaire d'Algérie (CPA), pour un crédit d'investissement en présentant tout le dossier nécessaire pour accomplir cette opération.

Dans cet exemple, nous avons choisi les bilans et le comptes de résultats des deux dernières années 2016 et 2017 pour calculer les ratios.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Tableau n° 09 : Eléments du Bilan et TCR de la SARL.

Année Rubrique	2016	2017
Capitaux propres	413 583 345,96	435 872 579,50
Total passif	1 294 585 282,41	1 385 718 659,95
Charges financières	43 022 795,74	21 057 420,70
Dettes à long terme	560 723 767,62	524 828 949,42
Fournisseur	141 103 784,14	161 730 493,89
Total passif courant	320 278 168,83	425 017 131,03

Source : annexe n°02 et 03.

Calcul des ratios :

Tableau n° 10 : Calcul des ratios de la SARL.

Année Ratio	2016	2017	Moyenne
R14 Capitaux propres / Total Passif	0,319471688	0,314546229	0,317008959
R39 Charges financières / Dette à Long et Moyen terme	,076727255	0,040122445	0,05842485
R59 Fournisseurs / Total Passif Courant	0,440566351	0,380527	0,410546676

Source : annexe n°02 et 03.

Après avoir calculé les ratios, nous allons les remplacer dans la fonction de score :

$$Z = 1,0397420789 - 1,83136582347 \times 0,317008959 - 2,44194664597 \times 0,05842485 - 1,31379362116 \times 0,410546676 = - 0,222861265$$

$$P = \frac{1}{1+e^{-Z}} = 0,444514146$$

La probabilité de défaut de cette entreprise est égale à **0,444514146**, elle appartient donc à l'intervalle] 0,443963639722096 - 0,492429486013859], c'est-à-dire le risque 6 selon l'échelle de notation.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Nous observons que le risque de non remboursement de la SARL est de degré 6, (6/10) donc elle est considérée comme étant une entreprise risquée.

La confirmation avec l'analyse financière :

Pour prendre une décision finale sur le risque de crédit présenté par l'entreprise, nous allons comparer le résultat obtenu par le modèle de scoring et le résultat de l'analyse financière, c'est pour cela, nous avons procédé au calcul de certains ratios :

Tableau n° 11 : Analyse financière SARL.

Ratio \ Année	2016	2017	moyenne
Autonomie financière = capitaux propres / total dettes	0,47	0,46	0,465
L'endettement = dettes à long terme / capitaux propres	1,35	1,20	1,275
Liquidité générale = actif courant / dettes à court terme	0,30	0,40	0,35

Source : annexe n° 01 et 02.

Nous constatons que :

Le ratio d'autonomie financière est égale à 0,465, il est inférieur à 100% (sachant qu'il doit être supérieur à 100%), Cela signifie que les dettes financières sont plus importantes que les capitaux propres, donc l'entreprise est dépendante des financements extérieures.

Les dettes à long terme représentent 127,5% des capitaux propres, cela veut dire que le ratio d'endettement est largement supérieur à 50% (il doit être inférieur à 50%), donc l'entreprise n'a pas la capacité de rembourser ses dettes bancaires.

Le ratio de liquidité générale est de 0,35, c'est à dire inférieur à 1 (il doit être au moins égale à 1), donc les dettes à court terme de l'entreprise ne sont pas totalement couvertes par son actif circulant.

Les résultats obtenus par l'analyse financière, ont confirmé que cette entreprise est risquée, et que son classement dans l'intervalle de risque 6, lui convient.

Exemple 02 :

Le 28/04/2018 une EURL, entreprise unipersonnelle à responsabilité limitée, spécialisée dans la construction et entretien a sollicité la banque de Crédit Populaire d'Algérie (CPA),

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

pour un crédit d'investissement en présentant tout le dossier exigible, et comme d'habitude nous s'intéresserons aux bilans et aux comptes de résultat des deux dernières années 2016 et 2017 afin d'effectuer le calcul des ratios nécessaires.

Tableau n° 12 : Eléments du Bilan et TCR (EURL).

Année Rubrique	2016	2017
Capitaux propres	506 885 699	550 721 220
Total passif	859 536 249	716 833 025
Charges financières	1 212 100	11 330 698
Dettes à long terme	2 703 898	32 373 442
Fournisseur	95 504 904	40 121 509
Total passif courant	349 946 652	133 738 363

Source : annexe n° 05 et 06.

Calcule des ratios :

Tableau n° 13 : Calcul des ratios (EURL).

Année Ratio	2016	2017	Moyenne
R14 Capitaux propres / Total Passif	0,589719979	0,768269877	0,678994928
R39 Charges financières / Dette à Long et Moyen terme	0,448278744	0,349999793	0,399139268
R59 Fournisseurs / Total Passif Courant	0,272912752	0,30	0,286456376

Source : annexe n° 05 et 06.

Après avoir calculé les ratios, nous allons les remplacer dans la fonction de score :

$$Z = 1,0397420789 - 1,83136582347 \times 0,678994928 - 2,44194664597 \times 0,399139268 - 1,31379362116 \times 0,286456376 = - 1,5547673828456$$

$$P = \frac{1}{1+e^{-Z}} = 0,174398776192522$$

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

La probabilité de défaut de cette entreprise est égale à **0,174398776192522**, elle appartient alors à l'intervalle $] 0,166640373989655 - 0,223910455447909]$, c'est-à-dire le risque 2 selon l'échelle de notation.

Nous observons que le risque de non remboursement est de degré 2, (02/10), donc elle est classée comme étant une entreprise saine et non risquée.

La confirmation avec l'analyse financière :

Nous avons calculé deux 02 ratios, afin de juger la situation financière de l'entreprise :

Tableau n° 14 : Analyse financière, EURL.

Ratio \ Année	2016	2017	moyenne
Autonomie financière = capitaux propres / total dettes	1,43	3,31	2,37
L'endettement = dettes à long terme / capitaux propres	0,0053	0,0587	0,032

Source : annexe n° 05 et 06.

Nous constatons que :

Le ratio d'autonomie financière est égale à 2,37, il est parfaitement supérieur à 100%, Cela signifie que les capitaux propres de la société sont plus importants que les dettes, donc l'entreprise est dépendante des financements extérieures. Et elle peut couvrir largement ses emprunts bancaires avec ses capitaux propres.

Et que les dettes à long terme représentent que 3,2% des capitaux propres, cela veut dire que l'entreprise a une très grande capacité de faire face à ses engagements et de rembourser ses dettes bancaires.

D'après ces résultats nous remarquons qu'il n'existe aucun risque en matière de crédit présenté par cette société, ce qui confirme le jugement précédent (le résultat obtenu par le modèle scoring).

Nous concluons que les résultats obtenus par notre modèle de scoring sont totalement confirmés par le diagnostic financier.

CHAPITRE III : CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODELE

Conclusion

Nous avons vu durant ce chapitre, que la construction du modèle de la régression logistique suit un cheminement méthodologique parfait, commençant par l'élimination des entreprises, la sélection des variables prédictives, et enfin, l'estimation du modèle. Le modèle Logit appliqué aux données des entreprises, nous a permis d'étudier l'influence des variables sur le défaut de paiement, et que seules les variables R14, R39 et R59 influent sur le défaut.

Ensuite, pour valider le modèle, nous avons testé son degré de fiabilité sur un échantillon de référence qui n'a pas participé dans la modélisation, et il a présenté un taux de bon classement satisfaisant et globalement accepté pour mieux répartir et évaluer les entreprises selon leur risque de crédit.

En effet, le modèle de score mis en place, demeure un outil d'aide à la décision, et le score obtenu n'est pas exhaustif, il est nécessaire de lui associer une analyse financière pour assurer et confirmer le jugement précédent.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

Dans le cadre de cette recherche, nous avons souhaité étudier l'évaluation du risque crédit par la méthode du scoring. Sur le plan théorique, nous avons eu recours aux travaux auxquels le sujet a donné lieu et ses différents modèles.

Les approches théoriques ont montré que le risque de crédit prend naissance au niveau de l'entreprise, ensuite il est transféré à la banque créancière. Il est donc impératif pour la banque de disposer d'indicateurs de défaillance lui permettant de déceler les difficultés des emprunteurs, aussitôt qu'elles apparaissent. Egalement, le but de la banque est de développer son activité tout en minimisant les risques. Pour parvenir à ce double objectif, elle doit disposer des moyens et techniques qui facilitent et améliorent l'efficacité de la prise des risques. Il s'agit de mettre en place une gestion prévisionnelle des risques qu'elle encourt.

La mise en place d'un modèle de risque de crédit requiert des investissements en matière de formation, de communication et surtout de système d'informations. Par ailleurs, la mise en œuvre d'un modèle ne peut être l'affaire des techniciens uniquement. Les choix qui seront faits dans l'architecture de gestion et dans les principes méthodologiques doivent être validés par le management de la banque au plus haut niveau.

Dans les pays développés, cette gestion est véritablement mise en pratique depuis déjà plusieurs années.

En Algérie, les banques utilisent deux approches pour gérer le risque de crédit, traditionnellement (l'analyse financière) et la méthode scoring. Le Crédit populaire algérien s'est doté d'un mécanisme d'évaluation du risque de crédit. Ce risque est alors évalué à partir des techniques de crédit scoring. Ce dernier est le processus d'assignation d'une note (ou score) à un emprunteur potentiel pour estimer sa capacité à rembourser le prêt qu'il a contracté.

A partir de là, nous aimerions revenir à la question dont nous étions partis : **« le modèle scoring a-t-il véritablement un pouvoir de prédiction de la probabilité de défaut de remboursement dans le cas de CPA ? »**.

Le modèle de la régression logistique est construit sur un échantillon (échantillon de construction) de 207 entreprises dont 145 saines, et 62 défaillantes, en suivant certaines étapes à savoir :

CONCLUSION GENERALE

- 1^{ère} étape : Elimination des entreprises
- 2^{ème} étape : La sélection des variables les plus prédictives
- 3^{ème} étape : L'estimation du modèle avec un logiciel économétrique (Eviews)

Nous avons démontré dans la dernière estimation du modèle, que la variable de défaut de paiement qui est la variable à expliquer, est expliquée par d'autres variables dites explicatives (les ratios financiers), R14, R39, R59.

Les résultats obtenus sur cet échantillon, assurent que le modèle a un pouvoir de prédiction, car il présente un taux de bon classement de 73%, et seulement 27% comme un taux d'erreur.

Concernant la validation, après avoir construit la fonction z-scoring, nous avons validé le modèle par des tests de robustesse appliqués sur un échantillon témoin qui n'a pas été utilisé dans la construction, où nous avons transformé le score obtenu à une probabilité de défaut, afin de répartir les entreprises en deux catégories (saines, défaillantes), aussi pour analyser la qualité du modèle avec la matrice de confusion.

Le modèle a réussi à classer correctement les entreprises saines et défaillantes avec un taux de 61%, sachant que, dans ce genre d'étude (étude économétrique), il n'existe pas un résultat à 100% de fiabilité. Ceci tient au manque et à l'indisponibilité d'autres variables explicatives qui peuvent être qualitatives ou quantitatives, et que nous n'arrivons pas à déterminer.

Par ce travail, nous sommes rendus compte que la possibilité de faire rentrer ce type de modèle interne est réalisable, mais les conditions de bonne manœuvre sont suggérées :

- L'élaboration d'un modèle de score nécessite comme matière première une base de données assez large qui réunit un grand nombre de dossiers d'octroi de crédit contenant toutes les informations nécessaires (qualitatives et quantitatives).

Avec toutes les informations que nous avons comme variables, qualitatives (La forme juridique, appartenance à un groupe), quantitatives (Les ratios), notre base des données présente une insuffisance de certaines variables quelles que soit quantitatives ou qualitatives, car l'explication de défaut des entreprises, nécessite plus de variables, à titre d'exemple : le secteur d'activité des entreprises, le type de crédit demandé, la nature d'engagement et l'âge des entreprises...

CONCLUSION GENERALE

- Aussi, les méthodes à tendance nouvelle, mettent en lumière l'importance des statistiques surtout pour la définition des probabilités de défaut. Dans notre étude de cas, et dans la banque crédit populaire d'Algérie (CPA) plus particulièrement, se pose le problème de statistiques et de manque d'informations sur les entreprises. Ce qui nous amène à dire que les techniques modernes et plus précisément le modèle Logit, est beaucoup trop en avance sur la gestion du risque de crédit faite actuellement dans cette banque.
- Par ailleurs, nous estimons que la méthode de la régression logistique est l'une des meilleurs méthodes qui donne ou banquier la possibilité d'avoir une fonction score fiable, mais il est préférable d'utiliser les autres méthodes à savoir l'analyse discriminante, l'arbre de décision et le réseau nouerons.
- Cependant, dans le cadre de l'étude objet de notre recherche, l'évaluation de risque de crédit par la méthode de scoring est une nécessité pour les banques, mais l'analyse financière reste l'outil primordial dans la décision d'octroi de crédit. Ces deux méthodes combinées permettent à la fois de prédire la probabilité d'occurrence de mauvaise performance telle que définie par le prêteur et de quantifier la probabilité de défaut de remboursement.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

Ouvrages

BOURBONNAIS Régis, « Econométrie », 9^e éd, 75005 Paris, 2015, édition DUNOD.

COHEN, E, « Analyse financière », paris 1990, édition ECONOMICO.

DIETSCH. M., et PETEY. J, « Mesure et gestion du risque de crédit », Paris 2003, édition
REVUE BANQUE.

HONORE Lionel, « Gestion financière », 2001, édition NATHAN.

PIERRE Jean, « Analyse financière », Paris, 2001, édition DALLOZ.

RADACAL, Francois, « introduction à l'analyse financière », France, 2009, édition ELLIPSES.

RAKOTOMALALA Ricco, Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique
Binaire et Polytomique, Version 2.0, université Lumière Lyon 2, 2014.

SERVINGY Arnaud, et ZELENKO Ivan, « le risque de crédit face à la crise », 4^e éd, France,
Paris 2010, édition DUNOD.

BIBLIOGRAPHIE

Articles et notes pédagogiques

EBER Nicolas. Sélection de clientèle et exclusion bancaire. In: Revue d'économie financière, n°58, 2000. L'exclusion bancaire. pp. 79-96.

REFAIT Catherine. La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. In: Économie & prévision, n°162, 2004-1. pp. 129-147.

VILLENEUVE. J, « Analyse d'états financiers par ratios pour le P.-D.G de PME, Développement économique, Innovation et Exportation ». Québec, Septembre 2003.

Mémoires et thèses de fin d'étude

CHIBEL Zineb, BAMOUSSE Zineb, ELKABBOURI Mounime, « prévision du risque de crédit : ambition du scoring analyse comparative des pratiques de crédit scoring », Université Hassan Premier, MAROC.

DAHMANI Mohamed, « prévision de la défaillance des entreprises par la méthode des scores », octobre 2007, école supérieure des banques.

J. Desjardins, « Tutorial in Quantitative Methods for Psychology », 2005, Université de Montréal, Vol. 1(1).

MATOUSSI Hamadi, MOUELHI Rim, « la prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique », 1999, 20ème congrès de l'AFC, France.

MAZARI. S, « Une approche neuronale à la classification des entreprises », IFID, Tunis 2004, P4 IN TOUZET 1990.

KHIMA Farah Yamanda, « le crédit scoring de l'immobilier », Septembre 2007, école supérieure de banque.

BIBLIOGRAPHIE

Lois, Règlements et Instructions

L'article 68 de l'ordonnance n° 03-11 du 26/08/2003 relative à la monnaie et au crédit.

Sites internet

<https://www.cabannes.org/ch3.pdf>.

<https://www.compta-facile.com/fonds-de-roulement-fr-definition-calcul-interet/>.

<http://www.experian.fr/ressources/glossaire/credit-scoring.html>. Consulté le 15/10/2018.

<https://fr.wikihow.com/calculer-des-donn%C3%A9es-aberrantes>.

<https://www.rachatducredit.com/risque-de-recouvrement-de-creances.html>.

<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatises/reseaux-de-neurones-automatises.htm#.W8T35Nczbcs>.

https://tice.agroparistech.fr/coursenligne/courses/TELEDETECTION/document/cours_teledection/CONFUSMA.html.

<https://www.universalis.fr/encyclopedie/comptabilite-analyse-financiere/1-objet-et-demarches-de-l-analyse-financiere/>.

Outils de travail

Eviews 8.

Excel 2013.

Liste des tableaux et figures

LISTE DES TABLEAUX ET FIGURES

Liste des tableaux

Tableau n° 01 : classification des entreprises	52
Tableau n° 02 : classement des entreprises selon la nature (défaut)	54
Tableau n° 03 : classement des entreprises selon la forme juridique	55
Tableau n° 04 : classement des entreprises selon l'appartenance à un groupe	56
Tableau n° 05 : Les variables quantitatives	58
Tableau n° 06 : Les signes de la fonction	78
Tableau n° 07 : La matrice de confusion	82
Tableau n° 08 : Les intervalles de risque.....	84
Tableau n° 09 : Eléments du Bilan et TCR de la SARL.....	87
Tableau n° 10 : Calcul des ratios de la SARL.....	87
Tableau n° 11 : Analyse financière SARL.....	88
Tableau n° 12 : Eléments du Bilan et TCR (EURL)	89
Tableau n° 13 : Calcul des ratios (EURL)	89
Tableau n° 14 : Analyse financière, EURL	90

LISTE DES TABLEAUX ET FIGURES

Liste des figures

Figure n°01 : La fonction logistique.....	35
Figure n° 02 : Correction des valeurs manquantes.....	53
Figure n° 03 : la répartition des entreprises selon la nature (défaut).....	54
Figure n° 04 : La répartition des entreprises selon la forme juridique	55
Figure n° 05 : la répartition des entreprises selon l'appartenance à un groupe	56
Figure n° 06 : Elimination des entreprises.....	64
Figure n° 07 : Exclusion	65
Figure n° 08 : La sélection des variables les plus prédictives (1)	69
Figure n° 09 : La sélection des variables les plus prédictives (2)	70
Figure n° 10 : Les variables sélectionnées.....	71
Figure n° 11 : La première estimation du modèle	72
Figure n° 12 : La seconde estimation du modèle	74
Figure n° 13 : La dernière estimation du modèle	75
Figure n° 14 : La fonction score.....	77
Figure n° 15 : La validation du modèle	81
Figure n° 16 : Le diagramme de fiabilité.....	85

TABLE DES MATIERES

Table des matières

Introduction générale	11
Chapitre I : Approches et modèles du crédit scoring	18
Introduction	18
7. Le cadre théorique	18
7.1.Définitions du crédit scoring	18
7.2.Typologie des risques de crédit	19
8. Historique du crédit scoring	22
8.1.L'analyse financière.....	22
8.2.L'analyse discriminante uni et multi-variée	29
8.3.La régression	31
8.4.Les réseaux de neurones	31
9. Les variables de base	32
10. Les différents modèles de scoring	33
11. Conditions d'une utilisation efficace d'un modèle de scoring.....	39
12. Avantages et inconvénients du crédit scoring	40
Conclusion	44
Chapitre II : Contexte et méthodologie de recherche	46
3. Le contexte	46
3.1.Eléments généraux de l'organisme d'accueil	46
3.2.Schéma d'organigramme	48
4. Méthodologie de la recherche	49
4.1.Méthode d'analyse	49
4.2.Définition des concepts de défaillance	50
4.3.Source de données	51
4.4.Echantillonnage	53
4.5.La sélection des variables.....	56

TABLE DES MATIERES

Chapitre III : Construction et validation du modèle	62
Introduction	62
3. La construction du modèle	62
3.1.Elimination des entreprises	62
3.2.La sélection des variables les plus prédictives	66
3.3.Estimation du modèle	71
4. La validation du modèle	79
4.1.La probabilité de défaut	79
4.2.La matrice de confusion	81
4.3.L'échelle de classement de risque	83
Conclusion	91
Conclusion générale	93
Bibliographie	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Annexes	

RESUME

Dans le contexte économique actuel, les banques doivent plus que jamais disposer d'un système de gestion de risque efficace et élaboré afin de préserver leur solidité financière, de continuer de croître et d'apporter la confiance au marché.

La crise financière qui secoue le monde actuellement, notamment les défaillances successives des grandes banques internationales (Lehmann Brother aux Etats-Unis par exemple) ont remis sur le devant de la scène la problématique des risques bancaires dont le risque crédit. Ce risque doit être géré actuellement par des méthodes plus sophistiquées. Parmi ces méthodes, nous citons la méthode du scoring qui reste malheureusement inconnue dans notre pays.

Cet article met évidence, d'après une étude empirique portant sur 307 entreprises clientes de la Banque Populaire d'Algérie, les étapes pratiques qu'il faut respecter pour concevoir une méthode de scoring. La fonction score extraite semble être robuste en matière de gestion du risque crédit.

Annexes

ANNEXES

BILAN (ACTIF)				
ACTIF	2017			2016
	Montants bruts	Amortissements Provisions et pertes de valeurs	Net	Net
<u>ACTIF NON COURANT</u>				
Ecart d'acquisition-goodwill				
Immobilisations incorporelles	194 000,00	61 250,00	132 750,00	132 750,00
Immobilisations corporelles	2 952 950 997,23	1 745 459 601,60	1 207 491 395,63	1 190 356 895,63
Immobilisation encours				
Immobilisations financières				
Titres mis en équivalence				
Autres participations et créances rattachées				
Autres titres immobilisées				
Prêts et autres actifs financiers non courants	7 448 051,23		7 448 051,23	7 448 051,23
TOTAL ACTIF NON COURANT	2 960 593 048,46	1 745 520 851,60	1 215 072 196,86	1 197 937 696,86
<u>ACTIF COURANT</u>				
Stocks et encours				
Créances et emplois assimilés				
Clients	86 850 400,81		86 850 400,81	63 834 581,71
Autres débiteurs	70 386 750,26		70 386 750,26	30 438 179,40

ANNEXES

	Impôts	11 138 209,00		11 138 209,00	910 596,00
	Autres actifs courants	1 851 180,16		1 851 180,16	
	Disponibilités et assimilés				
	Placements et autres actifs financiers courants				
	Trésorerie	419 922,86		419 922,86	1 464 228,44
	TOTAL ACTIF COURANT	170 646 463,09		170 646 463,09	96 647 585,55
	TOTAL GENERAL ACTIF	3 131 239 511,55	1 745 520 851,60	3 131 239 511,55	1 294 585 282,4

Annexe : n°01

ANNEXES

BILAN (PASSIF)		
PASSIF	2017	2016
<u>CAPITAUX PROPRES</u>		
Capital émis (ou compte de l'exploitant)	391 630 000,00	391 630 000,00
Capital non appelé		
Primes et réserves – Réserves consolidés (1)	731 624,17	731 624,17
Ecart de réévaluation		
Ecart d'équivalence (1)		
Résultat net – Résultat net du groupe (1)	22 289 233,54	4 987 397,02
Autres capitaux propres – Report à nouveau	21 221 721,79	16 234 324,77
Part de la société consolidant (1)		
Part des minoritaires (1)		
(TOTAL I)	435 872 579,50	413 583 345,96
<u>PASSIF NON COURANT</u>		
Emprunts et dettes financières	524 828 949,42	560 723 767,62
Impôts (différés et provisionnés)		
Autres dettes non courantes		
Provisions et produits constatés d'avance		
TOTAL PASSIF NON COURANT (TOTAL II)	524 828 949,42	560 723 767,62

ANNEXES

<u>PASSIF COURANT</u>			
	Fournisseurs et comptes rattachés	161 730 493,89	141 103 784,14
	Impôts	105 858 731,40	60 908 637,63
	Autres dettes	124 663 582,53	112 863 127,99
	Trésorerie passif	32 764 323,21	5 402 619,07
TOTAL PASSIF COURANT (TOTAL III)		425 017 131,03	320 278 168,83
TOTAL GENERAL PASSIF		1 385 718 659,95	1 294 585 282,41

Annexe : n°02

COMPTE DR RESULTAT			
	Note	2017	2016
Vente et produit annexes		22 550 435.91	55 069 222.65
Variation stockes produit finis et en cours			
Production immobilisée			
Subvention d'exploitation			
1. Production de l'exercice		22 550 435.91	55 069 222.65
Achat consommés		39 527 619.03	75 006 017.47
Service extérieurs et autre consommation		54 381 765.44	85 850 812.62
2. Consommation de l'exercice		103 909 265.47	165 557 431.09
3. Valeur ajoutée d'exploitation (1-2)		119 641 170.44	190 011 790.55
Charge de personnel		64 623 808.74	112 911 554.92
Impôt, taxes et versements et aux provisions		11146819.03	19739198.39
4. Excédent brut d'exploitation		43 059 456.67	67 370 038.05
Autre produits opérationnel			2 240 991.63
Autre charges opérationnel		321 694.43	140 000.47
Dotation aux amortissements et aux provisions			11 720 944.30
Reprise sur perte de valeur et provisions			
5. Résultat opérationnel		43 346 654.24	48 750 075.65
Produits financiers			
Charges financiers		21 057 420.70	43 022 795.74
6. Résultat financiers		2 105 420.70	43 022 795.74
7. Résultat ordinaire avant impôt (5+6)		22 269 233.54	5 727 280.22
Impôt exigible sur résultat ordinaire			1 159 863.20
Impôt différés (variation) sur résultat ordinaire			
Total de produits des activités ordinaire		223 550 455.91	354 110 213.73
Total de charges des activités ordinaire		201 261 202.37	349 552 016.71

ANNEXES

8. Résultat net des activités ordinaire		22 269 233.54	4 557 397.02
Elément extraordinaires (produit)			430 000.00
Elément extraordinaires (charge)			
9. Résultat extraordinaire			430 000.00
10. Résultat net de l'exercice		22 269 233.54	4 957 397.02

Annexe : n°03

ANNEXES

BILAN (ACTIF)				
ACTIF	2017			2016
	Montants bruts	Amortissements Provisions et pertes de valeurs	Net	Net
<u>ACTIF NON COURANT</u>				
Ecart d'acquisition-goodwill				
Immobilisations incorporelles	48 000	14 800	33 200	38 000
Immobilisations corporelles				
Terrains				
Bâtiments				
Autres immobilisations corporelles	102 531 072		102 531 072	111 382 675
Immobilisations en concession				
Immobilisation encours				
Immobilisations financières				
Titres mis en équivalence				
Autres participations et créances rattachées				
Autres titres immobilisées				
Prêts et autres actifs financiers non courants	100 092 205		100 092 205	135 831 482
Impôts différés actif	12 818 068		12 818 068	8 729 533
TOTAL ACTIF NON COURANT	215 489 345	14 800	215 474 545	255 981 690

ANNEXES

ACTIF COURANT					
Stocks et encours		250 840 253		250 840 253	278 225 810
Créances et emplois assimilés					
	Clients	181 216 154		181 216 154	310 478 933
	Autres débiteurs	11 781 275		11 781 275	2 499 355
	Impôts et assimilés	9 171 640		9 171 640	3 900 580
	Autres créances et emplois assimilés				
Disponibilités et assimilés					
	Placements et autres actifs financiers courants				
	Trésorerie	48 349 155		48 349 155	8 449 877
TOTAL ACTIF COURANT		501 358 477		501 358 477	603 554 555
TOTAL GENERAL ACTIF		716 847 822	14 800	716 833 025	859 536 249

Annexe : n°04

ANNEXES

BILAN (PASSIF)		
PASSIF	2017	2016
<u>CAPITAUX PROPRES</u>		
Capital émis	80 000 000	50 000 000
Capital non appelé		
Primes et réserves – Réserves consolidés (1)	220 974 624	220 974 624
Ecart de réévaluation		
Ecart d'équivalence (1)		
Résultat net – Résultat net du groupe (1)	49 205 955	35 602 168
Autres capitaux propres – Report à nouveau	200 974 624	200 742 890
Part de la société consolidant (1)		
Part des minoritaires (1)		
(TOTAL I)	550 721 220	506 885 699
<u>PASSIF NON COURANT</u>		
Emprunts et dettes financières	32 373 442	2 703 898
Impôts (différés et provisionnés)		
Autres dettes non courantes		
Provisions et produits constatés d'avance		
TOTAL PASSIF NON COURANT (TOTAL II)	32 373 442	2 703 898

ANNEXES

<u>PASSIF COURANT</u>			
	Fournisseurs et comptes rattachés	40 212 509	95 504 904
	Impôts	37 037 667	75 645 764
	Autres dettes	56 579 187	178 795 984
	Trésorerie passif		
TOTAL PASSIF COURANT (TOTAL III)		133 738 363	349 946 652
TOTAL GENERAL PASSIF		716 833 025	859 536 249

Annexe : n°05

ANNEXES

RUBRIQUE		2017		2016	
		DEBIT (en dinars)	CREDIT (en dinars)	DEBIT (en dinars)	CREDIT (en dinars)
Ventes de marchandises					
Production Vendues	Production fabrique				
	Prestations de services				
	Vente de travaux		500177947		460217943
Produit annexe					
Rebais, remises, ristournes accordés					
Chiffre d'affaire net sur Rebais, remises, ristournes			500177947		460217943
Production stockée ou déstockée			2839934		34396082
Production immobilisé					
Subvention d'exploitation					245727
1. Production de l'exercice			503017881		494859752
Achat de marchandises vendues					
Matières premières		176673030		216401990	
Autre approvisionnements		25388661		24914534	
Variations des stocke					
Achat d'études et prestations de services					
Autre consommations		68285		26160	
Rebais, remises, ristournes obtenus sur achats					
Services extérieurs	Sous-traitance générale	62701459		31311705	
	Locations	2473800		676000	
	Entretien, réparation et maintenance	1992219		3197192	
	Prime d'assurance	2874361		2641176	
	Personnel extérieur à l'entreprise				
	Rémunération d'intermédiaires et honoraires	4987156		6159220	
	Publicité	42750		698810	
	Déplacement, missions et réceptions	6288450			
Autre services		23257340		24964166	
2. Consommations d'exercice		306747515		310898519	

ANNEXES

3. Valeur d'exploitation (1-2)		196270366		183951233
Charge de personnel	83754015		94660352	
Impôts, taxes et versement assimilés	5890195		9725108	
4. excédent brut d'exploitation		106626153		79575772
Autre produits opérationnel		3351817		6064166
Autre charges opérationnel	242859		3956425	
Dotations aux amortissements	47463053		33067605	
Provisions				
Pertes de valeur				
Reprise sur perte de valeur et provision				
5. résultats opérationnel		62272058		48615907
Produits financiers				
Charges financiers	11330698		1212100	
6. résultat financier	11330698		1212100	
7. résultat ordinaire (5+6)		73602756		49828007
Elément extraordinaires (produits)				
Elément extraordinaires (charges)				
8. résultat extraordinaire				
Impôt exigibles sur résultats	6469736		10604791	
Impôt différés (variation) sur résultat ordinaire	1884339		30905	
9. résultat net de l'exercice		49 205 955		35 602 168

Annexe : n°06

ANNEXES

	R8	R9	R14	R29	R36	R39	R46	R55	R59	R65	Y
	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux permanents	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux Propres	Capitaux propres/Total Passif	Excédent Brut d'Exploitation/ Chiffre d'affaire	Charges financières/ Valeur Ajoutée	Charges financières/Dette à Long et Moyen terme	Cash-flows/Dette à Long et Moyen Terme	Disponibilités et assimilés/Actif Courant	Fournisseurs/ Total Passif Courant	Dette financière/ Capitaux propres	Défaut
E101	0,74039935	3,20283146	0,65922208	0,45950639	0,14882566	0,06250457	0,26556788	0,05742849	0,23035028	3,20283146	0
E102	0,55519576	1,30578278	0,4943101	0,02801939	0,11178607	0,02890552	0,10209237	0,13476746	0,10212035	1,30578278	0
E103	0,19571015	0,24999632	0,94029727	0,48295006	0,04445494	0,07340393	1,12309889	0,02332378	0,32408247	0,28025914	0
E105	0	0	0,55507242	0,50830195	0,00095718	0,21202314	3,32465375	0,01399915	0,22753432	0	0
E106	0,26153164	0,35768651	0,76914433	0,23699986	0,0276497	0,02522658	0,42644071	0,02519404	0,17638908	0,6884461	0
E108	0	0	0,29362504	0,0945739	0,00030018	0,21202314	3,32465375	0,00206974	0,84300294	0	0
E110	0	0	0,96235732	0,03816255	0,08007681	0,21202314	3,32465375	0,13315753	0,28101202	0	0
E111	0,38888351	0,64161398	0,30012107	0,17939569	0,07576773	0,08696878	0,65349658	0,04197439	0,38273022	0,82052709	0
E113	0	0	0,57173658	-0,49824631	-0,0039194	0,21202314	3,32465375	0,02086058	0,5717827	0	0
E114	0,15886442	0,19439451	0,14603557	0,15258371	0,1280325	0,6690545	3,12106336	0,00231934	0,66141278	0,36920678	0
E115	0,14743739	0,17583632	0,85827565	0,26643244	0,06354754	0,11455915	1,19247995	0,06357074	0,40671265	0,19254532	0
E116	0,81906781	-0,8519641	0,54944047	0,09365011	0,1241651	0,0294069	0,23802834	0,00906947	0,27328842	-1,08322276	0
E117	0,23063395	0,31629682	0,52933829	0,10248399	0,23589674	0,30431641	1,13504119	0,01018617	0,11604783	1,07695216	0
E118	0,29612706	0,49103583	0,16787819	0,1489464	0,06660666	0,04479419	1,07114842	0,01387855	0,05165921	1,12310585	0
E119	0,02960982	0,03249646	0,61606628	0,08103308	0,05539276	0,21202314	3,32465375	0,01946364	0,23290993	0,46248546	0
E120	0,10159698	0,11514977	0,57454885	0,07952226	0,02979008	0,08448733	2,25738292	0,0372196	0,16123687	0,18918178	0
E121	0,09957771	0,12008256	0,4937866	0,10131799	0,09991893	1,49967451	8,56227819	0,03076066	0,27944737	0,82301016	0
E122	0	0	0,7322788	0,08456789	0,07104065	0,21202314	3,32465375	0,02400041	0,85474796	0	0
E124	0,84947651	4,1531974	0,16807841	0,07981857	0	0	0,61370368	0	0,61447223	6,20502037	0
E126	0,29141179	0,43109331	0,57565384	0,23903894	0,05718792	0,06696888	0,99342861	0,03029567	0,24784281	0,58364919	0
E130	0,18276014	0,24514601	0,72496261	0,32989688	0,02167598	0,09235424	3,13498547	0,02567363	0,23543136	0,24594489	0
E131	0,04604002	0,04954994	0,93942753	0,14508237	0,0723534	0,33924322	3,32209473	0,0019928	0,25227392	0,08949985	0
E132	0,13736564	0,16026208	0,52561303	0,15363044	0,03585308	0,14833562	1,36014377	0,02467872	0,19309867	0,67254821	0

ANNEXES

E133	0,13740243	0,17307538	0,76067651	0,26335844	0,01292562	0,21202314	3,32465375	0,0294137	0,32073313	0,19656643	0
E135	0,67302306	2,08933364	0,30541353	0,07071481	0,02814276	0,02098745	0,12428469	0,00161735	0,34697509	2,22590089	0
E136	0	0	0,84741359	0,10078965	0,06178207	0,21202314	3,32465375	0,01457851	0,27153707	0,00242863	0
E138	0,05193638	0,17079865	0,84899311	0,31716098	0,03881179	1,59505537	93,291641	0,00928068	0,55128769	0,17286959	0
E139	0,42080684	0,78180464	0,63756194	0,17618386	0,18466885	0,15783042	0,33534788	0,01581661	0,34313793	1,08682464	0
E140	0,12705202	0,15697614	0,8166642	0,09745283	0,05760863	0,21202314	3,32465375	0,01158195	0,02582271	0,37432531	0
E141	0,06482924	0,07182641	0,60362594	0,062413	0,1692552	0,21202314	3,32465375	0,06314887	0,09472349	0,07182641	0
E142	0,08473287	0,11361317	0,50904488	0,06856098	0,13871042	0,21202314	3,32465375	0,04914613	0,54076428	0,44715757	0
E143	0,34332659	0,57830955	0,94524571	0,1704677	0,16710793	0,03139929	0,09459108	0	0,45912662	0,57830955	0
E145	0,77572602	3,45883197	0,73137269	0,14115623	0,11616834	0,00727152	0,01632203	0,15203897	0,05505337	3,96030786	0
E146	0,39852125	0,69825988	0,63494338	0,28193924	0,07776931	0,08007687	0,82070781	0,18127795	0,1239582	0,69825988	0
E147	0,33655922	0,59383253	0,19555487	0,09803603	0,2675281	1,03102089	1,3328516	0,00063324	0,58271501	2,68382718	0
E148	0,4492221	0,82725155	0,72469019	0,21657676	0,05810561	0,03895116	0,53350052	0,00781739	0,37198485	0,82725155	0
E150	0	0	0,33453	0,06575471	0,02634328	0,21202314	3,32465375	0,00432956	0,52132319	0,0810337	0
E151	0,77160142	3,39261333	0,63906985	0,15145238	0,05276037	0,00991972	0,06256696	0,01244243	0,25914064	3,74920927	0
E153	0,05673315	0,06207	0,73158766	0,08925944	0	0,21202314	3,32465375	0,00039289	0,9234449	0,09438322	0
E156	0,21902105	0,29032988	0,11235522	0,04918504	0,04161448	0,13721718	0,72546481	0,00604955	0,66355223	0,87233914	0
E157	0	0	0,37533861	0,29714767	0,04968931	0,21202314	3,32465375	0,00727502	0,43671102	4,9834E-05	0
E159	0,30954799	0,67168897	0,08532945	0,06661812	0,0660957	0,66007806	3,43859381	0,04358226	0,10344528	2,48389339	0
E160	0,00286656	0,00289142	0,50937636	0,08526536	0,00621242	0,21202314	3,32465375	0,00423844	0,76920816	0,09607529	0
E162	0	0	0,4094161	0,09748307	0,03715257	0,21202314	3,32465375	0,02106117	0,82251589	0,23075092	0
E163	0	0	0,21244845	0,01009841	0,12645238	0,21202314	3,32465375	0,01734997	0,90449071	0,26457361	0
E164	0,29285298	0,41584202	0,57992606	0,0722293	0,03039782	0,0240826	0,24407314	0,00752577	0,71411353	0,27257069	0
E165	0	0	0,44716362	0,080382	0	0,21202314	3,32465375	0,09926018	0,82635324	0,16513621	0
E166	0	0	0,44716362	0,080382	0	0,21202314	3,32465375	0,09926018	0,82635324	0,16513621	0
E167	0,20607569	0,2603365	0,05232613	0,06721657	0,01556188	0,08736481	3,83061042	0,00358709	0,33753658	0,62115384	0
E168	0,01341863	0,01365008	0,52836962	0,11072432	0,00860908	0,86395183	9,00678051	0,06293391	0,45444242	0,24086216	0
E170	0	0	0,78995266	0,07224701	0,02926543	0,21202314	3,32465375	0,01347355	0,69876097	0,02663623	0
E171	0	0	0,7964926	0,44155496	0,06242188	0,21202314	3,32465375	0,21130366	0,00051603	0	0

ANNEXES

E172	0	0	0,9555592	0,04683793	0	0,21202314	3,32465375	0,00188737	0,32805332	0	0
E173	0,26199356	0,49878298	0,30374146	0,020807	0	0,21202314	3,32465375	0	0,42379409	2,85869702	0
E175	0,6091605	1,70307532	0,92528101	0,05929574	0	0	0,35998342	0,09222168	0,57419492	1,75426891	0
E176	0,74966792	3,39355665	0,59352323	0,08955187	0,01830582	0,00628817	0,13319221	0,05137529	0,2794122	3,74810213	0
E178	0	0	0,53730113	0,13739141	0,0600859	0,30177546	0,89170469	0,0118525	0,15304965	0,2238015	0
E179	0,10591792	0,1274939	0,5836516	0,23003865	0,08876083	0,30177546	0,89170469	0,01329453	0,12520555	0,30864732	0
E180	0,04298423	0,04755298	0,49291351	0,2410222	0,13618273	0,30177546	0,89170469	0,01998506	0,19865108	0,62046439	0
E182	0,77375791	3,68838812	0,64539648	0,05675374	0,22545699	0,08093988	0,13118616	0,00749383	0,21040058	4,28490572	0
E184	0,03622097	0,04063667	0,46242633	0,07281675	0,14097209	0,30177546	0,89170469	0,09537681	0,04885081	0,87449361	0
E186	0,20329132	0,26051397	0,53046498	0,06193026	0,22964386	0,17308748	0,31325082	0,08447637	0,6763756	0,46749605	0
E187	0,00865669	0,00888749	0,48729305	0,06909975	0,23198648	0,30177546	0,89170469	0,18469519	0,22122094	0,70340083	0
E188	0,52364541	1,111501	0,54515541	0,16772775	0,17531978	0,10355014	0,26048411	0,00440521	0,50083474	1,27708704	0
E189	0,08505219	0,09426257	0,44620317	0,067252	0,063649	0,61713999	2,53633874	0,00280929	0,1402372	0,24321791	0
E190	0,60165296	1,54149318	0,23597411	0,07498275	0,08635008	0,09169012	0,50152109	0,00902713	0,23117175	3,26558052	0
E191	0,20002368	0,25000728	0,52354552	0,08365731	0,10777325	0,20495492	0,54396534	0,03272717	0,18024614	1,04927692	0
E193	0,76830477	3,33230889	0,94696139	0,20960566	0,21560019	0,02948735	0,06539727	0,03038272	0,40290924	3,37306182	0
E194	0,46951153	0,88584056	0,60050289	0,06725821	0,15637946	0,08309507	0,1736329	0,06989164	0,56542397	1,2218479	0
E195	0,06200524	0,06622858	0,86708626	0,11744687	0,48596809	0,58330836	0,20429113	0,00591783	0,65220427	0,1040994	0
E196	0	0	0,19092838	0,12250261	0,18685878	0,30177546	0,89170469	0,00498562	0,16576486	2,64787695	0
E197	0,17630787	0,2180419	0,78239196	0,13789746	0,15630128	0,11359782	0,25032398	0,02361907	0,0146672	0,45643773	0
E198	0,74225292	3,31382245	0,79195283	0,53125282	0,0850034	0,03291897	0,2440497	0,226493	0,08673144	3,31382245	0
E199	0	0	0,24544479	0,14782079	0,00632511	0,30177546	0,89170469	0,01689063	0,63992314	0,06590715	0
E200	0,42234969	0,7352628	0,49278609	0,10360162	0,31362409	0,08105636	0,13710492	0,01666102	0,72273185	0,89531813	0
E201	0,20777977	0,26495216	0,48360906	0,04284129	0,08085403	0,1349537	0,39883122	0,03702709	0,33627227	0,69241025	0
E202	0,05074373	0,05380461	0,48592904	0,15233886	0,00707867	0,09839799	7,46422315	0,01626182	0,1152681	0,3099619	0
E203	0,35179013	0,87566957	0,12059203	0,03018826	0,3089678	2,84680705	1,55326863	0,04144862	0,78636455	2,09622264	0
E204	0	0	0,40913369	0,02695073	0,3054675	0,30177546	0,89170469	0,05990122	0,71536336	0,27165969	0
E206	0	0	1	0,02513379	0	1,46062303	11,2988933	1	0,38704993	0	0
E207	0,1407119	0,16375405	0,59184064	0,29164477	0	0	2,19367589	0,0215873	0,528	0,16375405	0

ANNEXES

E208	0	0	0,9781198	0,04484409	0	1,46062303	11,2988933	0,9566676	1	0	0
E209	0	0	0,41699037	0,1349305	0,13685848	1,46062303	11,2988933	0,29336502	0,29316338	0,95585257	0
E210	0,20559443	0,25880286	0,47022556	0,14277883	0,06065746	0,117932	1,082798	1	0,97431732	0,25880286	0
E211	0,86570049	6,44604328	0,02907844	0,08278559	0,03003876	0,03001273	0,5080685	0,00932881	0,73209974	6,85803953	0
E212	0,48133074	0,92801094	0,03590125	0,23828058	0	0	1,282103	0,28138162	0,09732432	1,02352229	0
E213	0	0	0,69868736	0,11828406	0,01457764	1,46062303	11,2988933	0,55502518	0,98448954	0	0
E214	0	0	0,28703998	0,16137402	0	1,46062303	11,2988933	0,23980272	0,36016478	0,53698176	0
E215	0	0	0,99687782	0,53539451	0	1,46062303	11,2988933	0,72626698	0	0	0
E216	0,71963072	2,5667246	0,22302188	0,12933928	0	0	0,08818316	0,05895136	0,98440962	2,5667246	0
E217	0,33795298	0,51046674	0,52357	0,12006693	0,08778259	0,0902977	0,81913993	0,26204097	0,9821776	0,51046674	0
E218	0	0	0,95120799	0,06110819	0,03178718	1,46062303	11,2988933	0,00284134	0	0	0
E219	0	0	0,62703104	0,05691293	0	1,46062303	11,2988933	0,05105679	0,56232434	0,0077158	0
E220	0	0	0,62157495	0,153209	0	1,46062303	11,2988933	0,33405636	0,33654561	0,02789033	0
E221	0,25612115	0,34309496	0,74650222	0,30613075	0	0	0,93867728	0,08031891	0,38704993	0,34309496	0
E223	0,04897018	0,05149174	0,64391235	0,14321569	0,0155126	0,08976004	2,25443644	0,00892401	0,11882064	0,12114406	0
E226	0,40130916	0,67031117	0,57199798	0,51329316	0	0	0,77222288	0,12002262	0,022083	0,67031117	0
E228	0,07530462	0,08143722	0,55364013	0,13824574	0	0	7,69978401	0,34524114	0,92180379	0,08143722	0
E230	0	0	0,8570708	0,11689468	0	1,46062303	11,2988933	0,60373162	1	0	0
E231	0	0	0,1266426	0,0061436	0	1,46062303	11,2988933	0,0303009	0,99969154	0	0
E232	0,09383121	0,10354716	0,78814431	0,71929499	0,06502529	0,08095131	1,78670016	0,92828418	0,95798147	0,10354716	0
E233	0,84986651	7,1896938	0,49299106	0,32560501	0,00285548	0,00052219	0,13381201	0,05302024	0	7,1896938	0
E235	1,05618807	-0,07441925	0,49299106	0,02998567	-0,02380952	0,00042427	0,00875053	0,10432193	0,39333167	-0,07441925	0
E236	0,0391088	0,04079595	0,49299106	0,18198695	0,05017239	0,67726264	6,92476489	0,00506774	0,48548509	0,04079595	0
E237	0,5566197	1,25925252	0,49299106	0,2092376	0,03175333	0,01373404	0,23200468	0,0161318	0,42688998	0,87863666	0
E238	0	0	0,49299106	0,06062396	0	1,46062303	11,2988933	0	0,96197906	0	0
E239	0,26869062	0,45441721	0,49299106	0,4460704	0,02403289	0,10732524	4,11262842	0,00235485	0,24332389	0,45441721	0
E241	0,29002945	0,41321211	0,94611746	0,48207748	0,04957808	0,05330595	0,60456604	0,01032279	0,29291862	0,41321211	0
E244	0,13359795	0,15890105	0,75821339	0,04271999	0,20284518	0,35999046	1,33911151	0,01386467	0,80587587	0,15890105	0
E245	0,02775632	0,0302775	0,11840833	0,26689139	0,14068973	0,14206335	1,00289007	0	0,01859457	0,0302775	0

ANNEXES

E247	0,206543	0,26031039	0,73557909	0,23950305	0,01413118	0,02752095	0,96560786	0,05539727	0,35754904	0,26442528	0
E248	0,19992881	0,25142172	0,44277633	0,0133212	0,00228798	0,01014583	0,58477083	0,00476163	0,85633133	0,29095445	0
E251	0,23063395	0,31629682	0,52933829	0,10248399	0,23589674	0,30431641	1,13504119	0,01018617	0,11604783	1,07695216	0
E252	0,22108734	0,28542671	0,55018468	0,27409642	0,0529065	0,09094567	1,20484108	0,03649474	0,28349709	0,50533672	0
E253	0	0	0,41663193	0,14208026	0,02134871	0,14206335	1,00289007	0,05512743	0,00500013	7,6607E-05	0
E254	0,02821694	0,03082642	0,13790807	0,04144997	0,00581645	0,14206335	1,00289007	0,02200649	0,88354359	0,1129471	0
E255	0,30174606	0,46939661	0,27911909	0,0773451	0,05394524	0,1482182	1,18629201	0,02375227	0,97604322	0,4734144	0
E256	0	0	0,7964926	0,44155496	0,06242188	0,14206335	1,00289007	0,21130366	0,00051603	0	0
E257	0	0	0,16965169	0,03595598	0	0,14206335	1,00289007	0,00685899	0,99194853	0	0
E260	0,083666866	0,100455711	0,401880539	0,063065939	0,057477697	0,487532715	2,237784035	0,02553148	0,002346523	0,375134692	0
E264	0,008133814	0,008337255	0,911756629	0,064298998	0,022220747	0,584238623	16,19371293	0,053359078	0	0,099420485	0
E268	0	0	0,859505922	0,585093269	0	1,11568108	7,08099785	0,000571519	1	0	0
E272	0,184329162	0,226271714	0,339699983	0,095822253	0,016430402	0,051709393	1,89154465	0,002339235	0,760848493	0,624819102	0
E275	0,084202952	0,096711342	0,493984412	0,12140527	0	0	1,241999978	0,018697686	0,767207612	0,098786672	0
E276	0,023550472	0,025340838	0,611085445	0,169017859	0	0	4,968781	0,002629032	0,681713327	0,025340838	0
E277	0	0	0,693456656	0,012765651	0	1,11568108	7,08099785	0,05705767	0,594186219	0,250985647	0
E278	0	0	0,194738338	0,086654878	0	1,11568108	7,08099785	0,012146932	0,649463004	0	0
E280	0,405486294	0,772417956	0,328599431	0,208350054	0	0	0,857234	0,135265145	0	0,772417956	0
E281	0	0	-0,064477943	0,021874281	0	1,11568108	7,08099785	0,000549665	0,082348113	1,641747392	0
E284	0,706260959	2,489775506	0,109538019	0,225980195	0,113028983	0,021695447	0,091472396	0,083758504	0,216692116	2,495315222	0
E290	0	0	0,879606455	0,097208465	0	1,11568108	7,08099785	0	0,713841559	0	0
E291	0	0	0,646201313	0,053034722	0	1,11568108	7,08099785	0,032270793	0,722111795	0,055601066	0
E294	0	0	0,653174321	0,178508336	0,002597355	1,11568108	7,08099785	0,053788584	0,885048275	0,012300632	0
E296	0,023277167	0,023936944	0,677611596	0,115265887	0,01096573	0,11901542	13,67788366	0,024253636	0,972039164	0,023940226	0
E298	0	0	0,467619956	0,109397646	0	1,11568108	7,08099785	0	0,729630504	0,300469921	0
E299	0,121335525	0,1907811	0,704292986	0,016187374	-2,224803733	0,000234375	0,133716563	0,075761261	0,009993589	0,335059306	0
E300	0	0	0,26867119	0,031798314	0,013463108	1,11568108	7,08099785	0,074624751	0,879161556	0	0
E301	0,240167462	0,376590341	0,123982263	0,0992657	0,660340073	0,4274075	0,2439	0,060134029	0,013469196	0,384693887	0

ANNEXES

E305	0,11187412	0,12615833	0,55138454	0,20747285	0,07098959	0,12373071	0,92816055	0,01423963	0,35348153	0,16051434	0
E307	0,32837368	0,68085603	0,25703838	0,07970095	0,2501839	0,27208852	0,44666511	0,04233759	0,13981883	2,75243502	0
E109	0,07665993	0,08520217	0,69643463	0,07982548	0,04700434	0,22990473	3,11690289	0,02950265	0,08805049	0,15834787	1
E112	0,26174899	0,35529864	0,54504377	0,15784283	0,02768079	0,03834554	0,79426677	0,02720582	0,06927354	0,35529864	1
E123	0,01754292	0,01791744	0,94720073	0,21460824	0,00533599	0,08412783	6,39575366	0,01755464	0,47270969	0,02423777	1
E125	0,04324239	0,04856988	0,90480269	0,04153925	0,00038283	0,21202314	3,32465375	0,03522084	0,33634762	0,09591654	1
E127	0,29002945	0,41321211	0,94611746	0,48207748	0,04957808	0,05330595	0,60456604	0,01032279	0,29291862	0,41321211	1
E128	0,090189	0,12364261	0,47407794	0,12391236	0,04196161	0,21202314	3,32465375	0,01290973	0,08237322	0,12364261	1
E129	0,33624438	0,80347418	0,53763522	0,07880563	0,06865451	0,27236367	2,27334762	0,0025522	0,53831962	0,80347418	1
E134	0,14349431	0,25195787	0,48320894	0,18214078	0,05798442	0,21202314	3,32465375	0,01872612	0,16186357	0,1693482	1
E137	0	0	0,72861978	0,15895575	0,01977639	0,21202314	3,32465375	0,01706775	0,134781	0,28777727	1
E144	0,37698376	0,71860096	0,32721928	0,08842159	0,11102216	0,36069948	1,27683029	0,02297413	0,55102866	0,36432664	1
E149	0,02025338	0,02156358	0,186501	0,07725565	0,39224485	0,21202314	3,32465375	0,09259202	0,00213045	4,11456529	1
E152	0,87797212	1,46382957	0,33510444	0,35018039	0,15462617	0,16206785	0,64993657	0,07556946	0,29109183	3,13758288	1
E154	0	0	0,08974803	0,05040535	0,56251697	0,21202314	3,32465375	0,08915198	0,2324749	6,95790122	1
E155	0,15052582	0,17922613	0,51187138	0,1133082	0,02072948	0,08370292	1,32513551	0,04267955	0,63714376	0,23780934	1
E158	0	0	0,04436263	0,1567802	0,12512599	0,21202314	3,32465375	0,01311824	0,01612132	5,75460686	1
E161	0,00113671	0,0011406	0,56859776	-0,0005345	0,01993865	0,21202314	3,32465375	0,05397763	0,63641235	0,0738044	1
E169	0	0	0,36785796	0,0801464	0,00286103	0,21202314	3,32465375	0,00547783	0,80499896	0	1
E174	0	0	0,33578135	0,04721232	0,01403209	0,21202314	3,32465375	0,11436177	0,84038462	0,23101681	1
E177	0,1294164	0,15086803	0,48226303	0,19888548	0,09001579	0,30892095	2,19437493	0,07314159	0,38689919	0,43340925	1
E181	1,92440653	12,6371133	0,48592904	0,09112629	0,11297368	0,00932287	0,02681887	0,0002751	0,11976513	12,6268702	1
E183	0,2494471	0,81733255	0,39355554	-0,16185838	4,52305367	0,30177546	0,89170469	0,02510551	0,05319516	3,82513535	1
E185	9,14234079	-1,15676123	0,01085491	-1,44547561	4,03378404	0,13421649	-0,1898661	0,10081891	0,10087031	-1,34289638	1
E192	0,1899644	0,44166796	0,21817274	0,1095512	0,17821945	0,30177546	0,89170469	0,01121378	0,31984494	1,16485842	1
E205	0,55782078	1,26152646	0,12403454	0,09195613	-1,22256834	0,09219407	-0,167657	0,12420137	0,0155193	1,26152646	1
E224	0,42792065	0,74800927	0,30406929	0,09819009	0,02238145	0,02899876	0,39448019	0,01607623	0,0665189	1,40076073	1
E225	0,53719299	1,16072788	0,05994167	0,07912507	0,12756486	0,31773907	0,77482207	0,00304997	0,30113369	5,32070656	1
E227	0,35213039	0,54352047	0,46096152	0,27179795	0,0504001	0,02673376	0,2570522	0,00102434	0,30871958	0,87554783	1

ANNEXES

E229	0,24480809	0,32416673	0,38386553	0,07396876	0	0	0,2823421	0,08313644	0,40423444	0,49734739	1
E234	0,06796117	0,07291667	0,32235081	0,24587788	0,01226994	0,05142857	3,82571429	0,07608696	0,98841699	0,07291667	1
E240	0,08505219	0,09426257	0,44620317	0,067252	0,063649	0,61713999	2,53633874	0,00280929	0,1402372	0,24321791	1
E242	0,74225292	3,31382245	0,79195283	0,53125282	0,0850034	0,03291897	0,2440497	0,226493	0,08673144	3,31382245	1
E243	0,2494471	0,81733255	0,39355554	-0,16185838	4,52305367	0,24114463	0,85171741	0,02510551	0,05319516	3,82513535	1
E246	0,18610731	0,31617885	0,40654666	0,24078415	0,11596379	0,24114463	0,85171741	0,01464407	0,21608627	0,69533869	1
E249	0,52364541	1,111501	0,54515541	0,16772775	0,17531978	0,10355014	0,26048411	0,00440521	0,50083474	1,27708704	1
E250	0,18207562	0,23158386	0,51389529	0,06303007	0,23822059	0,21096941	0,36599708	0,08486874	0,66980922	0,47298824	1
E258	0,99376264	159,324155	0,00290104	-0,50187447	0	0	-0,09030691	0,02778477	0,03217851	171,421517	1
E259	0	0	-0,06447794	0,02187428	0	0,15665217	0,96672851	0,00054966	0,08234811	-1,64174739	1
E261	0	0	0,263288768	0,153424561	0,035198871	0,15665217	0,966728512	0	0,724816424	0,029786059	1
E262	0,199315793	0,251478746	0,50141024	0,181640253	0,001534454	0,005967926	1,619259357	0,02172356	0,277109155	0,251478746	1
E263	0,619691105	1,753631061	0,305497462	0,170156184	0,002464659	0,000927058	0,245430256	0,001821899	0,063156086	2,030385692	1
E265	0	0	0,482962669	0,158151051	0	0,15665217	0,966728512	0	0,899382656	0,010742239	1
E266	0,027946331	0,030503733	0,667100055	0,077710321	0,015148701	0,066166759	1,667235131	0,024881179	0,679891323	0,102095378	1
E267	0	0	0,796849528	0,694428235	0,024345055	0,15665217	0,966728512	0,015021558	0	0	1
E270	0,299617567	2,962190507	0,042754965	0,146853571	0	0	0,072865644	0,305417925	0,144332162	2,962190507	1
E271	0,065427627	0,073849871	0,583951728	0,148371744	0,023957011	0,14105326	5,29867359	0,089948207	0,621751094	0,25042437	1
E273	0,377897351	0,915252923	0,495953381	-0,492432707	0,000795888	0,00118075	0,50337125	0	0,486619858	0,915252923	1
E274	0	0	0,454975252	0,128691574	0,09409658	0,15665217	0,966728512	0,012486641	0,465823731	0,620359978	1
E279	0,06094854	0,069409335	0,823443731	0,01409037	0	0	0,1723625	0,155814491	0,099061169	0,092196405	1
E282	0,704706976	6,181396031	0,131314099	0,220549416	0,073317833	0,045375347	0,32015639	0,084076936	0,643672144	6,231506635	1
E283	0,882303242	7,646364701	0,106502255	0,327477213	0,057164549	0,010911984	0,095304022	0,001060045	0,295143438	7,822276603	1
E286	0	0	0,011096154	0,086985619	0	0,15665217	0,966728512	0,133753882	0	0	1
E287	0,840965038	5,478951431	0,11533746	0,194421835	0,115417958	0,044930921	0,204522242	0,012228888	0,295038962	6,178039974	1
E289	0	0	0,948325452	0,113009301	0	0,15665217	0,966728512	0	0	0	1
E292	0	0	0,799094672	0,204702488	0	0,15665217	0,966728512	0	0	0,230019352	1
E295	0,358497426	0,686872311	0,479731844	0,132600898	0	0	1,031899566	0	0,263140298	0,689061948	1
E297	0	0	0,720783765	-0,006416895	0	0,15665217	0,966728512	0,036648913	0,148628677	0,080882763	1

ANNEXES

E302	0,544792703	1,203811746	0,327842081	0,232198378	0,198402659	0,077085235	0,107193475	0,026211439	0,41536345	1,233797925	1
E303	0,490257876	1,053472438	0,236533857	0,141225553	0,019882454	0,031329853	0,587531765	0,013831886	0,176182415	1,476751862	1
E304	0,289235424	0,438617291	0,707837335	0,11060712	0,037586825	0,070063879	1,692381171	0,013565464	0	0,440700982	1
E306	0,30614322	0,47299305	0,28822661	0,1473944	0	0	0,86607093	0,0011989	0,7456579	0,89013253	1

Annexe : n°07