

Dédicace

Je dédie ce travail à mon époux Ramzi

Remerciements

En premier lieu, je remercie Monsieur Radhouane GOUJA, mon enseignant à l'IFID et mon encadrant, il m'a guidé dans mon travail et m'a toujours soutenu et aidé à trouver des solutions pour avancer.

Je remercie aussi Monsieur Adel DJAHID, mon tuteur de stage, qui m'a fourni les informations utiles à l'avancement de mes travaux.

Egalement, je remercie l'administration de l'IFID ainsi que l'ensemble des enseignants pour leur implication, leurs encouragements et tout le savoir qu'ils m'ont transmis tant sur le plan intellectuel que professionnel.

Je tiens particulièrement à témoigner ma reconnaissance à Monsieur Mohammed HLEL, enseignant à l'IFID.

Enfin, j'adresse mes remerciements à tout le personnel de la BNA impliqué de près ou de loin de ma formation, Madame RETOUL, DIRECTRICE de la formation, Monsieur et Madame BENGUELLA.

“Essentially, all models are wrong, but some are useful.”

George E.P.Box

Sommaire

Sommaire	1
Liste des Tableaux	2
Liste des figures	3
Liste des équations	4
INTRODUCTION GENERALE	5
Chapitre 1 : Généralités sur le risque crédit.....	8
Section1 : Notions Générales	10
Section2 : Cadre réglementaire international : Les accords de Bâle	15
Section3 : Cadre réglementaire algérien.....	29
Chapitre 2 : Méthodologies de notations	33
Section1 : Approche par la notation externe	34
Section2 : Approche par les modèles statistiques	38
Section3 : Approche par les experts – logiques/numériques	47
Chapitre 3 : Eléments conceptuels et contexte de l'étude	53
Section1 : Présentation de la structure de stage	54
Section 2 : Gestion du risque crédit au niveau de la BNA	56
Section3 : La notation Interne	59
Chapitre 4 : Mise en place d'un système de notation interne au sein de la BNA.....	65
Section1 : Données et méthodologie de l'étude.....	66
Section 2 : Construction de la fonction score.....	72
Section3 : Principaux résultats et interprétations.....	81
CONCLUSION GENERALE	87
Références bibliographiques	90
Table des matières	95
Liste des annexes.....	97

Liste des Tableaux

Tableau 1: Pondérations attribuées aux emprunteurs souverains	21
Tableau 2: Pondérations attribuées aux banques.....	22
Tableau 3: Pondérations attribuées aux entreprises et compagnies d'assurances	22
Tableau 4: Pondérations attribuées aux PME	30
Tableau 5: Correspondance entre les notes attribuées par les agences de notations	36
Tableau 6: Avantages et limites de CreditMetrics	39
Tableau 7: Avantages et Limites de Creditrisk+	39
Tableau 8: Avantages et Limites de CreditPortfolioView	39
Tableau 9: Avantages et limites de KMV	40
Tableau 10: Indicateurs chiffrés sur la BNA	55
Tableau 11: Indicateurs sur l'activité crédit de la BNA.....	57
Tableau 12: La répartition de la population entre les deux groupes	66
Tableau 13: Analyse des corrélations Rho de Spearman	70
Tableau 14: Analyse des variables -statistiques descriptives-	72
Tableau 15: Taux de bon classement par le RNA	76
Tableau 16: Interprétation de l'AUC	77
Tableau 17: Zone sous la courbe -RNA-	77
Tableau 18: Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes	72
Tableau 19: Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes- Lambda de Wilks- F- ..	73
Tableau 20: Résultat du test de BOX	73
Tableau 21: Le lambda de Wilks	74
Tableau 22: Résultat de la régression logistique.....	78
Tableau 23: Interprétation des résultats.....	79
Tableau 24: Test du rapport de vraisemblance.....	80
Tableau 25: Test de Hosmer and Lemshow	81
Tableau 26: Comparaison entre les différentes méthodes statistiques utilisées	82
Tableau 27: Comparaison entre les résultats.....	83
Tableau 28: Construction de l'échelle de notation	85

Liste des figures

Figure 1: Pertes attendues et pertes inattendues.....	25
Figure 2: Représentation graphique de la VAR Source : Basel Committee on Banking Supervision, An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions July 2005	26
Figure 3: Applications dominantes des systèmes de notations internes.....	33
Figure 4: Processus de notation par les agences de rating	37
Figure 5: modèle d'évaluation du risque crédit à la Bundesbank's	48
Figure 6: Représentation graphique du RNA "perceptron multicouche"	76
Figure 7: Courbe ROC RNA	77
Figure 8: Courbe ROC Analyse discriminante.....	75
Figure 9: Courbe ROC régression logistique.....	81

Liste des équations

Équation 1: Les pertes sur prêts.....	14
Équation 2: L'espérance de la perte de crédit.....	15
Équation 3: Formule de calcul du Return On Equity	16
Équation 4: Formule de calcul du Raroc pour l'activité considérée "i"	16
Équation 5: Ratio Cooke - Amendements de 1996-	17
Équation 6: Calcul du dénominateur du ratio Cooke - Risque crédit-.....	18
Équation 7: Ratio McDonough	18
Équation 8: Calcul de la perte attendue en montant.....	26
Équation 9: Calcul de la perte attendue en pourcentage	26
Équation 10: Calcul de la fonction des risques pondérés	27
Équation 11: Ratio de solvabilité.....	29
Équation 12: Le modèle d'Altman 1968	42
Équation 13: Calcul de la valeur Z cut-off	43
Équation 14: détermination de la probabilité de défaut	45
Équation 15: La fonction discriminante	74
Équation 16: Calcul de la probabilité de défaut (AD).....	74
Équation 17: Régression logistique après correction "Huber-White"	79
Équation 18: Calcul de la probabilité de défaut -Régression logistique-	79
Équation 19: Calcul du R de McFadden.....	80

INTRODUCTION GENERALE

Risque crédit, Rating, Scoring,... autant de termes redondants depuis les trois dernières décennies. En effet, depuis la fin des années 80, la conceptualisation du risque crédits a suscité un intérêt tout particulier et a pris son essor significatif avec des notions telles que « probabilités de défaut », « Pertes attendues » ou encore « la « Value At Risk » et « capital optimal ». La prise en compte de ces concepts dans la gestion du risque crédit a radicalement changé la manière avec laquelle les banques l'appréhendaient et définissaient cette gestion (DeLaurentis et al. 2010).

En effet, les premiers travaux traitant de la modélisation du risque crédit datent de 1974 avec le modèle de risque de défaut de Merton, puis des années 80 à 90, il y a eu mise en place au sein des banques d'outils statistiques d'évaluation des risques de défaillance, de tarification et de sélection de la clientèle, l'exemple le plus connu en est le Crédit Scoring, plus connu sous l'appellation « Z-score », cet outil qui a été développé par **Edward I. Altman (1968)**.

Ainsi, quoique pouvant apparaître a priori classique et maintes fois traité, le sujet de notre étude a été choisi compte tenu de plusieurs éléments déterminants, dont principalement le caractère intermédiaire de l'économie algérienne qui a fait que le total de crédits des banques en 2014 s'est établi à 6 502,9 milliards de Dinars à fin 2014, correspondant à un accroissement des crédits de 26,2 % contre 20,3 % en 2013 et 16,8 % en 2012 (**Rapport annuel de la Banque d'Algérie, 2014**).

Bien que le contexte économique algérien ait changé de configuration avec la chute des prix du pétrole, ce qui a annoncé une réduction des fonds prêtables par les banques, le marché ne semble pas être sorti de sa léthargie.

S'agissant du contexte international, il est sans doute opportun dans le cadre de notre travail de souligner qu'à l'origine de la crise financière de 2007, on retrouve les prêts subprimes, des prêts sous-estimés, mal mesurés (Banque de France, 2010).

Enfin, dernier point et pas des moindres, la conformité avec la réglementation internationale, notamment les accords de Bâle II qui permettent aux banques de recourir à des notations internes en vue de calculer leurs exigences en capital dans le cadre de l'approche IRB.

Historiquement, les banques ont commencé à classer de manière interne les emprunteurs dans la seconde moitié des années 1980 après le nombre de faillites important qui a marqué cette

période. Entre 1980 et 1994 plus de 1600 banques assurées par la FDIC (Federal Deposit Insurance Corporation) ont fait faillite (**George Hanc, 1980**), suite à quoi, les banques se sont vues imposer plus de rigueur en matière de sélection de leurs risques crédit.

La Banque Nationale d'Algérie a mis en place en 2014, un système de notation des entreprises « **Cagex-Rating** » permettant l'évaluation et la notation d'une demande de crédit bancaire. En effet, la Cagex a développé un système de rating des entreprises algériennes publiques et privées. Adopté par une banque, ce système est ce qu'on pourrait qualifier de système hybride car il a plutôt un caractère externe. D'autres part, quelle que soit la banque auprès de laquelle se fera la demande de crédit, l'emprunteur se verra attribué la même note indépendamment du profil et du niveau d'appétence de la banque pour le risque. Ce qui inhibe quelque peu la concurrence et l'avantage concurrentiel que pourrait avoir une banque sur une autre.

Lors de notre recherche, nous avons par ailleurs constaté qu'il existait à ce jour un nombre important de travaux traitant de manière explicite de la notation interne souvent confondue avec le scoring, ceci nonobstant le fait que les banques ne divulguent pas leur modèle car il recouvre un aspect concurrentiels. Les seuls travaux ayant clairement abordé le sujet sont ceux de **Tracey et Carey (2000)**, **Krahn et Martin Weber (2000)**, **Rouges (2003)** et plus récemment **Delaurentis et al. (2010)**. C'est dans ce contexte que nous nous sommes proposé de répondre à la problématique suivante :

Dans le cadre de la gestion du risque de crédit, quelle est la méthodologie à suivre afin d'élaborer un système de notation interne adapté à la Banque Nationale d'Algérie?

Cette problématique soulève des questions sous-jacentes, à savoir :

- Qu'est ce que le risque de crédit et quelles sont les dernières réformes qui le régissent ?
- Qu'est ce qu'un système de notation interne et comment est-il élaboré ?
- Quelle sont les caractéristiques d'un bon système de notation et quelle est la démarche à suivre pour le mettre en place ?

En vue d'y répondre, nous avons scindé notre travail en quatre chapitres. Le premier de ces chapitres reprendra des notions générales inhérentes au risque crédit ainsi que la réglementation qui le régit. Le second sera dédié à la littérature retraçant les différentes approches de gestion du risque de crédit ainsi que les méthodologies d'élaboration d'un système de notation interne. Ensuite, le troisième chapitre concernera le contexte de notre étude que nous renforçons avec quelques éléments méthodologiques et conceptuels

INTRODUCTION GENERALE

supplémentaires à ceux abordés dans le second chapitre. Pour finir, nous nous proposons d'élaborer une analyse empirique en vue de mettre en place un système de notation que la Banque Nationale d'Algérie serait susceptible d'adopter, ce qui fera l'objet de notre quatrième chapitre.

CHAPITRE 1

Généralités sur le risque crédit

Chapitre 1 : Généralités sur le risque crédit

La gestion des risques (**Dionne, 2003**) a connu une évolution fulgurante à travers l'histoire, tant en termes d'avancées réglementaires qu'en terme de gestion, souvent provoqués par des crises ayant mis en évidence des défaillances latentes ou un laxisme de la part des différents acteurs économique. Cela étant, comme le déclare **Pierre Mauroy**¹ dans son discours à Lille, avril 1983, « La crise n'est pas comme une maladie dont on ne peut sortir : elle est comme une sorte de nouvelle naissance ! »

A commencer par le modèle de risque par défaut posé par Merton en 1974, puis ont suivi toutes les évolutions importantes que les années 80-90 ont connues, à savoir :

- La mise en place dans les banques d'outils statistiques d'évaluation des risques de défaillance, de tarification et de sélection de la clientèle (Crédit Scoring),
- La mise en place de Bâle I en 1988, quoique fortement critiqué car il ne tenait pas compte du risque de marché et présentait un caractère assez conservateur en matière de risque crédit en omettant les possibilités de diversification des risques.
- La Value At Risk² et le calcul du capital optimal, vers la fin des années 80,
- Les modèles RiskMetrics (JP Morgan) pour le risque de marché, en 1992 et le CreditMetrics (JP Morgan) pour le risque crédit en 1997.

Ces deux modèles ont mis en avant l'idée de mesurer les risques sous forme de portefeuille en tenant compte de leurs dépendances, et d'utiliser la Value At Risk (VAR) en vue de quantifier le risque agrégé des portefeuilles, ce qui a permis une diffusion très large de la VAR en tant que mesure de risque.

Quant à la période fin des années 90 et début des années 2000, elle a été truffée de scandales financiers (Enron et le cabinet d'audit Arthur Andersen, 2001 – Barings, contrat à terme 1994).

¹ né le 5 juillet 1928 à Cartignies et mort le 7 juin 2013 à Clamart, est un homme politique français. Il est Premier ministre de 1981 à 1984

² VAR est la valeur maximale qu'un portefeuille ou une entreprise peut perdre durant une période de temps donnée à un degré de confiance choisi.

C'est pourquoi, en 2004, il y a eu avènement de Bâle II, instaurant ainsi une réforme de la réglementation prudentielle et l'introduction de règles plus contraignantes pour les banques avec la modification des règles de gestion du risque de crédit et la prise en compte des risques opérationnels. A partir de là, pour le risque crédit :

- Le calcul du capital peut se faire avec des méthodes internes comme CreditMetrics afin de tenir compte de la diversification des portefeuilles d'actifs sujets au risque de crédit.
- Les banques peuvent utiliser des notations internes, beaucoup plus souples que celles des agences de notation, puisqu'elles prennent en compte le profil risque de chaque banque et peuvent être modifiées en fonctions des cycles économiques.
- Deux méthodes de calculs sont proposées:
 1. L'approche standard de 1988 modifiée pour l'utilisation des notations de risques (externes)
 2. L'approche interne, pouvant impliquer l'utilisation d'une notation (IRB).

L'entrée en vigueur de la réforme était prévue pour 2006, mais plusieurs pays n'ont pas avancé dans sa mise en application du fait qu'ils étaient distraits par la crise financière de 2007, laquelle a engendré en 2010 une nouvelle réforme réglementaire, Bâle III.

Dans ce chapitre nous allons donner le contexte général dans lequel se situe notre travail. On passera en revue quelques concepts théoriques de base liés aux risques inhérents à l'activité bancaire, notamment un focus sur le risque crédit, puis nous présenterons les règles prudentielles à l'échelle internationale et nationale.

Section1 : Notions Générales

1. Risques inhérents à l'activité bancaire

Dionne (2003) définit le risque en tant que tel comme étant une combinaison entre la probabilité ou fréquence d'un événement et sa conséquence qui peut être positive ou négative.

Toute fois, certains auteurs, citons **Brunel (2009)** mettent l'accent plutôt sur la connotation négative que revêt le risque. Il se caractérise avant tout par la notion d'incertitude, liée le plus souvent à la variabilité des gains ou des pertes, or on parle rarement du risque de gagner.

Une gestion appropriée des risques s'impose alors. Car dans le domaine bancaire comme dans les autres secteurs de l'économie, il est entendu que l'on doit prendre des risques calculés afin de réaliser des profits (**Aaron, Armstrong et Zelmer 2007**). Les auteurs **Ansart et Monvoisin (2012)** identifient deux phases essentielles : la première consiste à évaluer le risque lors de sa prise en charge et l'entrée de l'actif dans le portefeuille du banquier, la seconde réside dans sa gestion à proprement parler.

Selon **Dionne (2003)**, les cinq principaux risques rencontrés sont :

- Le risque pur, qu'il soit assurable ou non, et non nécessairement exogène en présence de risque morale,
- Le risque de marché, liée à la variation des prix des matières premières, taux de change, rendements,
- Le risque de crédit, caractérisé par la probabilité de défaut, taux de recouvrement,
- Le risque opérationnel lié aux erreurs du personnel, fraudes, bris de système informatique,
- Le risque de liquidité, défini comme étant le risque de ne pas posséder suffisamment de fonds pour rencontrer les obligations financières à court terme sans affecter les prix.

Brunel (2009) quant à lui, distingue entre les risques financiers et les risques non financiers. Les risques financiers sont les risques liées aux variations de prix des actifs financiers (actions, obligations, taux de change) à savoir : Risque de crédit, risque de liquidité, risque de taux d'intérêt, risque de change, risque de marché, options cachées³. Les risques non

³ Un des exemples les plus courants est celui liée à l'option de remboursement anticipée détenue par de nombreux particuliers qui s'endettent auprès des banques pour acquérir leur résidence principale.

financiers quant à eux comprennent entre autres : Risque de marges (ou de volume), Risques réglementaires et légaux, Risque opérationnel.

Fong et Vasicek, (1997), cités dans **Rougés (2003)** donnent une liste assez exhaustive des risques pouvant affecter une banque, à savoir : Le risque de marché, d'option, de crédit, de liquidité, de paiement anticipé, de gestion et d'exploitation, risque sur l'étranger, risque administratif, réglementaire, événementiel, risque spécifique...

Benoit et Bernard (2004) proposent une définition du risque par domaine d'activité. Cette définition met en exergue le fait que pour qu'un risque soit qualifié de financier, il doit comporter trois éléments :

- Un individu ou une organisation qui est exposé à une perte ;
- Un actif ou un revenu dont la destruction ou la perte causeront une perte financière ;
- Un danger qui peut causer la perte.

A ce titre, il cite le risque de marché, le risque de crédit, le risque d'opérations financières, le risque de liquidité et risque légal.

Le Comité de Bâle a proposé en juin 1999 des règles connues sous l'appellation de Bâle II, révisées en janvier 2001 et avril 2003. En effet, en vue de prendre en compte le plus fidèlement possible les conditions d'activité des banques, le Comité a exigé au titre de l'exigence minimale en fonds propres une couverture du risque crédit, risque de marché et risque opérationnel.

A signaler toutefois que l'exigence d'une charge en capital supplémentaire au titre du risque de marché a été introduite par les amendements de 1996 modifiant l'accord de 1988 et devenu opérationnel en 1998.

S'agissant du risque systémique et du risque de liquidité, bien que inhérents à l'activité bancaire, notamment dans un contexte financier globalisé, ils ont pris de l'importance suite à la crise financière de 2008.

En effet, **John Hull (2010)** souligne que si, la procyclicité des fonds propres induite par la forme même du ratio de solvabilité a été un facteur amplificateur de la crise, l'interdépendance excessive entre établissements bancaires d'importance systémique a également transmis des ondes de choc au sein du système financier et de l'économie.

Le Comité de Bâle a donc entrepris un certain nombre d'actions, en révisant l'évaluation et la gestion du risque de liquidité, en éditant un guide d'analyse de scénario et de stress test. A cet effet, un ratio de liquidité à court terme et un ratio de liquidité long terme ont été instaurés.

D'autres mesures ont été mises en place en vue de maîtriser les risques liés aux établissements dits systémiques⁴. En effet, en plus du devoir de se conformer à toutes les exigences de Bâle III ils devront disposer d'une plus grande capacité d'absorption des pertes et se verront contraints à des mesures spécifiques du risque de liquidité. Un volant supplémentaire compris entre 1 et 2.5% en fonds propres est imposé de façon à inciter les établissements à ne pas accroître leur poids systémique.

Seul le risque crédit sera développé dans le cadre de notre travail.

2. Le risque crédit

2.1 Définitions :

Le risque de crédit et la codification des relations entre prêteurs et emprunteurs étaient déjà au cœur des préoccupations des rois des premières civilisations, **Michel Crouhy (2000)**.

Il y a de cela 3800 ans, Hammourabi, roi de Babylone, au paragraphe 48 de son Code des lois, énonçait que, dans l'éventualité d'une récolte désastreuse, ceux qui avaient des dettes étaient exemptés du paiement des intérêts pendant un an. Ainsi des recherches récentes ont montré que dans l'ancienne Babylone il y'avait un marché du crédit dynamique dans lequel les emprunteurs recherchaient le meilleur taux et les prêteurs aspiraient à imposer une prime en vue de compenser le risque de défaillance, assimilé aujourd'hui à l'écart de taux ou spread.

Encore aujourd'hui, pour l'industrie bancaire, le risque majeur demeure le risque de crédit, notamment, dans des économies fortement intermédiée comme le cas Algérien⁵ où les crédits à l'économie des banques et établissements financiers⁶, représentaient 55,0 % du produit intérieur brut hors hydrocarbures en 2014 contre 48,5 % en 2013 et 46,0 % en 2012.

Le crédit est donc le produit le plus rentable pour les banques, mais aussi le plus risqué, car il engendre le plus de perte en cas de son non remboursement. Le risque de crédit demeure donc le risque le plus important que doivent gérer les institutions bancaires.

Le risque de crédit est donc le risque historique de la banque (**Brunel, 2009**), il est lié à la qualité de signature de l'emprunteur. Il peut être subdivisé en 4 catégories :

- Le risque de défaut du client,
- Le risque de dégradation de la qualité de sa signature (risque de transition de rating),
- Le risque de marché sur la qualité de sa signature (ou risque de spread)

⁴ Suite à la réunion du G20, le FSB (Financial Stability Board) a recensé en Novembre 2011 une liste des 29 grandes banques présentant des risques systémiques. Cette liste a été mise à jour en Novembre 2014.

⁵ http://www.bank-of-algeria.dz/pdf/rapportba_2014/chapitre6_2014.pdf

⁶ y compris les créances non performantes rachetées par le Trésor par émission de titres (titres non échus)

- Le risque de contrepartie sur les contrats dérivés avec une contrepartie risquée.

Margheni et Benrejeb (2011) définissent le risque de crédit comme étant le risque de pertes consécutives au défaut de remboursement d'un emprunteur.

A ce niveau, les auteurs ont souligné qu'il n'était pas nécessaire que le défaut se réalise pour que le risque de crédit affecte négativement la valeur d'un actif ou d'un portefeuille, il suffit que la vraisemblance de l'événement augmente, par exemple lorsque l'emprunteur est affilié à un secteur en difficulté.

Les auteurs, **Meyer Aaron, Jim Armstrong et Mark Zelmer (2007)**, entendent par risque de crédit, le risque pour une partie à une transaction, de subir une perte financière si sa contrepartie, ou l'emprunteur, manque à ses obligations lorsque celles-ci arrivent à échéance. Cette définition rejoint celle de **Heem (2003)** qui définit le risque de crédit comme étant le risque d'encourir des pertes en cas de défaut des contreparties, toute fois, l'auteur assimile ce risque à un risque commercial car il résulte directement des choix des marchés et des clients.

Nous retiendrons la définition suivante, le risque de crédit (**Roncalli, 2001**) peut être défini comme le risque de pertes consécutives au défaut d'un emprunteur sur un engagement de remboursement de dettes contractées au préalable.

L'On distingue (**Roncalli, 2001**) trois composantes :

- **Le risque de défaut** qui correspond à l'incapacité du débiteur à faire face à ses obligations au moment opportun.

A ce titre, l'agence Moody's Investors Service⁷ définit le risque de défaut comme étant tout manquement ou tout retard sur le paiement, en totalité ou en partie, du principal ou des intérêts. Le défaut englobe :

- Un retard ou un impayé du principal de la dette ou de l'intérêt.
 - Le redressement judiciaire ou la faillite du débiteur qui susceptible de provoquer le retard ou le non paiement du service de la dette.
 - Un marché en difficulté dans lequel un émetteur propose au créancier une restructuration ou une consolidation de la dette en vue d'éviter un défaut imminent.
- **L'incertitude pesant sur le taux de recouvrement** en cas de survenance du défaut.

⁷ https://www.moodys.com/pages/default_fr.aspx

- **La dégradation de la qualité du crédit** : En effet, la détérioration de la qualité de l'emprunteur va se traduire simultanément par une prime de risque accordée par les marchés plus importante et une dégradation de la notation financière.

Bien que les risques de défaut et de dégradation soient fortement corrélés dans la mesure où la dégradation de la qualité de la contrepartie peut être précurseur d'un défaut. Il existe toutefois, une nuance dans le sens où le risque de dégradation se traduit par une possible dévalorisation de la dette au cours sa période de vie. Alors que les pertes liées à la dégradation de la contrepartie se réalisent en cas de vente anticipée de la dette sans qu'un défaut ne se produise pour autant.

2.2 Paramètres du risque crédit :

Selon **Jorion (2004)**, on attribue au risque crédit les paramètres suivants :

- **L'évènement de défaut** : qui est une variable binomiale discrète pouvant prendre deux valeurs, $b=1$ en cas de défaut ou 0 en cas de non défaut. Son espérance est égale à la probabilité de défaut. $PD=E(b)$
- **L'exposition en cas de défaut (EAD)**, qui représente le montant auquel la banque est exposée en cas de défaut de la contrepartie.
- **La perte en cas de défaut (LGD)**, qui représente la portion perdue de l'exposition totale. Appelée aussi « taux de perte » sur un prêt. Il est égal à $(1-f)$, où f représente le taux de recouvrement lors du défaut.
- **Les corrélations** entre les variables.

Les pertes sur prêts (*Credit loss noté « CL »*) sont donc égales à :

$$CL = \sum_{i=1}^N b_i \times EAD_i \times LGD_i$$

Équation 1: Les pertes sur prêts

N , étant le nombre de contreparties.

CL est une variable aléatoire complexe qui dépend de la distribution des facteurs de risque et toutes les corrélations de ceux-ci.

En supposant que la seule variable aléatoire est l'évènement de défaut **b**, (**Racicot et Théoret 2005**) une banque qui dispose d'une série historique sur les pertes de son portefeuille de Prêts peut s'en servir pour construire la distribution de ces pertes. L'espérance de la perte de crédit, notée par $E(CL)$ peut donc s'exprimer ainsi :

$$E(CL) = \sum_{i=1}^N E(b_i) \times EAD_i \times LGD_i$$

Équation 2: L'espérance de la perte de crédit

Section2 : Cadre réglementaire international : Les accords de Bâle

1. Capital réglementaire et capital économique

Tiesset et Troussard (2005) ont mis en exergue la nuance qui existe entre le capital économique et le capital réglementaire. Dans leur papier ils ont mis en avant leurs différences conceptuelles ainsi que leur finalité.

Le capital réglementaire vise à assurer une solvabilité minimale des institutions et de l'ensemble du secteur bancaire. Il répond à un besoin des régulateurs, l'objectif ultime de ces derniers étant la garantie des droits des déposants, qui passe par la solidité des institutions financières et la prévention de crises d'ampleur systémique.

Les fonds propres réglementaires sont définis par les régulateurs bancaires, ils comprennent, sous Bale I, la définition des fonds propres éligibles constitutifs du numérateur du ratio de solvabilité était large, puisqu'elle incluait non seulement le capital et les réserves formant les fonds propres de base (« Tier one ») mais aussi des éléments de dettes subordonnées constituant les fonds propres complémentaires (« Tier two »)

S'agissant de l'exigence en fonds propres réglementaires, la réglementation définit un montant en fonds propres réglementaires qui doit être couvert à tout moment par des fonds propres reconnus conformes par la réglementation au vu des risques portés par chaque établissement de crédit.

Quant aux fonds propres économiques, ils s'agit de fonds propres définis par chaque établissement. Généralement, ils sont constituer du capital social, des réserves et peuvent être éventuellement élargis à des fonds d'une moindre qualité.

Le capital économique répond en premier lieu à un objectif de gestion interne des établissements bancaires en effet, les dirigeants visent avant tout la rémunération de leurs actionnaires, par la maximisation du profit dégagé des activités, obtenue grâce à une allocation optimale des capitaux.

L'indicateur ROE (Return on Equity) permet de rendre compte de cette performance en rapportant une mesure de la rentabilité financière au fonds propres comptables de la banque :

$$ROE = \frac{\textit{Profit}}{\textit{fonds propres comptables}}$$

Équation 3: Formule de calcul du Return On Equity

Toute fois ce dernier s'avère insuffisant en matière de gestion opérationnelle du risque car il est défini à l'échelle de l'établissement vu que les fonds propres ne sont pas alloués à des transactions ou des lignes de métiers de manière spécifique.

La mesure la plus communément répandue est celle du RAROC (Risk-adjusted return on capital), elle découle du fait que le capital économique a pour vocation de couvrir l'ensemble des risques (risque de crédit et risque de marché, le risque opérationnel, le risque de taux d'intérêt, le risque de liquidité, le risque stratégique, le risque de réputation, le risque de concentration, le risque de transfert, le risque d'assurance, etc.)

Le RAROC constitue un outil de suivi et de gestion utile pour les dirigeants, il s'agit d'une mesure de la performance ajustée du risque, concrètement il se calcule sur la base d'un profit ajusté de la perte moyenne (Expected losses EL) :

$$RAROC_i = \frac{\textit{Profit } i - \textit{EL } i}{\textit{Capital économique } i}$$

Équation 4: Formule de calcul du Raroc pour l'activité considérée "i"

Le capital économique et capital réglementaire présentait alors des divergences sensibles en termes d'objectifs mais aussi en termes conceptuels.

Avec les accords de Bale II, les régulateurs souhaitaient inciter les banques à adopter des pratiques plus saines en matière de gestion des risques. Ceci a abouti à une convergence entre l'exigence en fonds propres réglementaires et le capital économique avec une mesure plus fine des risques.

Pour le risque de crédit, les banques ont la latitude de recourir à leurs systèmes de notations interne pour évaluer des paramètres clés représentatifs du risque de crédit, conformément au modèle Asymptotic Single Risk Factor (ASRF) développé dans le document explicatif « *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions* » publié en 2005 par le Comité.

En définitive les auteurs (**Tiesset et Troussard, 2005**) ont abouti aux conclusions suivantes :

- Les fondements du calcul du capital économique ne rejoignent pas nécessairement ceux du capital réglementaire,
- Les deux mesures n'ont pas pour vocation à être totalement assimilés, les auteurs ont d'ailleurs observés un niveau de capital économique des établissements supérieur au

niveau minimum de capital réglementaire, qui révèle notamment le degré d'aversion au risque des établissements et leur souhait de maintenir leur capacité à lever des fonds sur les marchés financiers.

- Les niveaux de capital économique sont liés aux perspectives d'activité et à la gestion opérationnelle des établissements, tandis que le capital réglementaire intègre une dimension macro-prudentielle.

Ces conclusions sont appuyées **Elizalde et Repullo (2004)** qui ont démontré que bien qu'il y'ait des facteurs communs à la détermination du capital économique et celui du capital réglementaire tels que la probabilité de défaut des contreparties de crédit, le capital réglementaire serait davantage sensible aux variations de ces facteurs que le capital économique. Cette étude (**Elizalde et Repullo, 2004**) a aussi mis en évidence le fait que le niveau de capital réglementaire serait essentiellement déterminé par le niveau de confiance fixé par le superviseur en matière de paramètres ou facteurs de risque et, de ce fait, moins sensible aux fluctuations des variables de rentabilité contrairement au capital économique.

2. La réglementation en matière de risque de crédit

Le risque crédit en Algérie est régi par les règlements émanant de la Banque d'Algérie. Cette réglementation s'inspire fortement des accords de Bâle qui n'ont pas réellement un caractère contraignant, mais surtout incitatif on parle alors « d'autorité morale ». L'objectif du comité étant de renforcer la solidité du système financier mondial ainsi que l'efficacité du contrôle prudentiel⁸. Le comité de Bâle⁹ a mis en place en 1988 dans le cadre des accords de Bâle I, le ratio de solvabilité, appelé ratio COOKE qui définit une exigence en fonds propres de 8% au minimum des risques encourus.

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

Équation 5: Ratio Cooke - Amendements de 1996-

Les fonds propres réglementaires se composent quant à eux des fonds propres de base auxquels on additionne les fonds propres complémentaires.

⁸ <https://acpr.banque-france.fr/international/la-cooperation-au-niveau-international/les-instances-internationales/secteur-banque/le-comite-de-Bâle.html>

⁹ Créé en 1974 par les dix principaux pays industrialisés à l'initiative du directeur de la Banque d'Angleterre, Peter Cooke rassemble aujourd'hui les superviseurs de 27 pays : l'Argentine, l'Australie, la Belgique, le Brésil, le Canada, la Chine, la France, l'Allemagne, Hong Kong SAR, l'Inde, l'Indonésie, l'Italie, le Japon, la Corée, le Luxembourg, le Mexique, les Pays-Bas, la Russie, l'Arabie Saoudite, Singapour, l'Afrique du Sud, l'Espagne, la Suède, la Suisse, la Turquie, le Royaume-Uni et les États-Unis.

Bâle I visait à harmoniser les règles concurrentielles entre les banques et à pousser les banques à faire preuve de plus de sélectivité dans l'octroi des crédits. Toute fois, face à l'évolution du risque crédit, ce ratio a montré certaines limites, notamment dans le mode de calcul du dénominateur :

$$\text{Risque de crédit} = \sum(\text{Pondérations} \times \text{Expositions})$$

Équation 6: Calcul du dénominateur du ratio Cooke - Risque crédit-

Les pondérations appliquées étant :

- **Actifs pondérés à 0 %** : Encaisses, créances sur les gouvernements et les Banques Centrales des pays de l'OCDE;
- **Actifs pondérés à 20 %** : Créances sur les gouvernements non appartenant à l'OCDE, et sur les banques des pays de l'OCDE...
- **Actifs pondérés à 50 %** : Prêts hypothécaires intégralement couverts par un bien immobilier, opérations de crédit-bail immobilier...
- **Actifs pondérés à 100 %** : tout le reste : Banques commerciales, entreprises...etc

Même si ce ratio présente l'avantage d'être simple à calculer, il omet de prendre en compte le profil de risque de chaque banque et donc la qualité de l'emprunteur, la principale variable prise en compte étant le montant du crédit distribué.

En vue de renforcer les accords de Bâle I et combler les lacunes du ratio de solvabilité, le comité a proposé, en 2004, un ensemble de recommandations qui visent une mesure plus fines du risque de crédit, par l'intermédiaire d'un système de notations internes propre à chaque établissement (dénommé *IRB*, Internal Rating Based) ainsi qu'un nouveau ratio de solvabilité, le *ratio de McDonough* qui prend en compte le risque opérationnel¹⁰.

$$\frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque opérationnel}} \geq 8\%$$

Équation 7: Ratio McDonough

Ces recommandations de Bâle II s'appuient sur trois piliers complémentaires :

- **Pilier 1**: L'exigence minimale en fonds propres ;
- **Pilier 2** : La surveillance prudentielle ;

¹⁰ Le risque de pertes résultant de carences ou de défaillances attribuables à des procédures, personnels et systèmes internes ou à des événements extérieurs. Cette définition inclut le risque juridique, mais exclut les risques stratégiques et d'atteinte à l'image.

- **Pilier 3** : la discipline du marché.

Seul le premier sera abordé dans le cadre de ce travail.

A la différence de Bâle I qui instituait le seuil de 8% de manière uniforme, le dispositif a mis en place une modulation des exigences en fonds propres en fonction de la qualité de crédit de la contrepartie. Les établissements de crédit peuvent opter pour l'une des trois approches d'évaluation. De la plus simple, dite standard, fondée sur des pondérations associées à des évaluations par des organismes externes (Moody's, Standard & Poor, Fitch, etc) aux plus sophistiquées pour une mesure plus fine du risque encouru, qui reposent sur des estimations de risques basées sur des notations issues de modèles internes, l'approche notations internes fondation (FIRB) et l'approche notations internes avancée (AIRB).

Contrairement à l'ancien accord, l'approche standardisée recommande l'utilisation des notations externes, si elles existent, et spécifie des pondérations de risque pour les différentes catégories de notation; dans la plupart des autres cas, le poids du risque est de 100%.

La majorité des études s'accordent sur le fait que le nouveau ratio de fonds propres reflétera mieux le risque crédit des actifs, celui-ci étant désormais lié à la notation interne ou externe de l'actif et non plus à sa catégorie.

Bien que cette nouvelle réglementation s'adresse principalement aux banques des pays du G 10, celles des pays émergents sont fortement incitées à s'y conformer pour deux raisons principales. La première est d'éviter l'exclusion du marché international des capitaux au profit de banques ayant adopté les nouvelles procédures et affichant une gestion plus transparente des risques. La seconde consiste à faire face à la concurrence interne des filiales de banques étrangères, appliquant la nouvelle réglementation dans ses versions souvent les plus sophistiquées, et donc plus aptes à évaluer les niveaux de risques effectifs des crédits financés.

Dans de nombreux pays, comme l'Algérie, il n'existe presque pas de notations externes pour une grande partie de prêts aux entreprises; par conséquent, le poids de 100% est appliqué, ce qui rejoint Bâle I.

Ainsi, plus que l'établissement de crédit aura recours aux systèmes internes les plus avancés et plus il peut espérer bénéficier de moindres exigences de fonds propres.

Bien qu'il s'inscrive dans une logique de renforcement de la réglementation, Bâle II comporte certaines lacunes, notamment l'aspect procyclique du ratio de solvabilité, qui d'ailleurs a été l'un des facteurs de la crise de 2008¹¹.

Bruno et Girod (2008) ont effectué une étude sur les pays émergents d'Asie du Sud-Est. L'objectif était d'analyser l'impact de l'approche par les notations internes du nouvel accord de Bâle sur les portefeuilles de crédits des banques et sur leur incitation à la prise de risque.

Les auteurs ont démontré que pour des banques initialement risquées, il existe un biais incitatif au financement de crédits davantage risqués lors du passage de Bâle I à l'approche IRB de Bâle II. Ce biais incitatif est en contradiction avec l'objectif principal de Bâle II de réduire le risque global encouru par les banques.

C'est pourquoi Bâle III a instauré un coussin contracyclique et un recalibrage du numérateur du ratio de solvabilité de manière quantitative mais aussi qualitative :

En termes quantitative :

- Un renforcement du noyau dur des fonds propres, le «Core tier 1 » qui passe de 2 % à 4,5 %.
- Intégration d'un matelas de sécurité ou coussin de conservation supplémentaire 2,5 %, composé uniquement d'actions ordinaires en vue de résister à d'éventuelles périodes futures de tension.
- Le ratio McDonough incluant le coussin de conservation passe donc de 8 % à 10,5 %.

En termes qualitative :

Bâle III a recalibré les fonds propres avec l'introduction de critères plus rigoureux ayant un impact direct sur le ratio minimal de fonds propres :

- Le « Tier 1 » (Fonds propres de base, Common equity) : actions ordinaires, réserves et report à nouveau.
- Le «Core tier 1 » (composante dure) : inclus dans le tier1 n'est composé que des actions ordinaires et assimilées.

Et par conséquent, une harmonisation des fonds propres complémentaires, le Tier 2.

Le Comité a aussi imposé la mise en place d'un volant contracyclique qui permettra la reconstitution des réserves et des fonds propres en période de croissance des bénéfices en vue de leur éventuelle utilisation en période de crise. Il est compris entre **0** et **2,5 %** à la discrétion des autorités. Autrement dit, l'instauration de ce volant réduit la probabilité d'une création

¹¹ NOUT WELLINK, Président, Comité de Bâle sur le Contrôle Bancaire, Au-delà de la crise : la réponse stratégique du Comité de Bâle, Banque de France • Revue de la stabilité financière • N° 13 – Quel avenir pour la régulation financière ? • Septembre 2009

excessive de crédits en période favorable ainsi que la possibilité d'un assèchement en période de tension.

2.1 L'approche standard:

Le point de départ de cette approche, telle que définie par le Comité de Bâle, est l'exigence minimale en fonds propres laquelle se résume dans un ratio minimal de capital pour ces actifs pondérés. L'approche standard de Bâle II permet un calcul des exigences réglementaires en utilisant des notations établies par des agences de notations.

Elle retient certes un point de vue proche de celui présent dans la version de 1988 de Bale, mais le regroupement des crédits s'effectue ne s'effectue plus par grande catégorie de manière simpliste (emprunteurs souverains, Corporate...) où la matrice comprenait quatre (4) pondérations (0%, 20%, 50% et 100%) mais plutôt par grande classe de risque.

Le comité de bale a publié en Juin 2006 un document détaillé « *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propre* » illustrant les pondérations devant être attribuée à chaque classe.

Les notations utilisées sont celles définies par l'agence de notation Standards & Poor's (S&P). Toutes fois, il est possible d'avoir recours à d'autres agences de rating. A ce propos, le comité de Bâle a proposé en 2001 un mapping entre les deux grandes agences de notations S&P et Moody's.

a. Les pondérations :

A titre illustratif, la nouvelle matrice de pondération pour les catégories : Emprunteurs souverains, Banques, Entreprise, est la suivante :

- **Créances sur les emprunteurs souverains :**

Les créances sur les États et leurs banques centrales sont pondérées selon le tableau :

Notations	AAA à AA-	A+ à A-	BBB+ à BBB-	BB+ à B-	B- à C	Non noté
Emprunteurs souverains	0%	20%	50%	100%	150%	100%

Tableau 1: Pondérations attribuées aux emprunteurs souverains

Source : *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Juin 2006, Banque des Règlements Internationaux*

- **Créances sur les banques :**

S'agissant des pondérations à affecter aux banques, deux options exclusives sont offertes aux autorités de contrôle nationales.

La première consiste à attribuer à toutes les contreparties bancaires établies dans un pays donné une pondération supérieure d'un cran à celle des créances sur l'État de ce pays. Toute fois, la pondération des banques établies dans des pays assortis d'une notation BB+ à B- ou non notés est plafonnée à 100 %.

Dans la seconde option, la pondération est fonction de l'évaluation de crédit externe de la banque elle-même, avec une pondération de 50 % si elle n'est pas évaluée. Au titre de cette option, une pondération plus favorable d'un cran peut être attribuée aux créances ayant une échéance initiale égale ou inférieure à trois mois, mais qui ne peut être inférieure à 20 %. Ce traitement est applicable aux banques notées ou non, mais pas à celles qui sont affectées d'un coefficient de 150 %.

Notations		AAA à AA-	A+ à A-	BBB+ à BBB-	BB+ à B-	B- à C	Non noté
Banques	Option1	20%	50%	100%	100%	150%	100%
	Option2	20%	50%	50%	100%	150%	50%
	Option2 Court Terme	20%	20%	20%	50%	150%	20%

Tableau 2: Pondérations attribuées aux banques

Source : Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Juin 2006, Banque des Règlements Internationaux

- **Créances sur les entreprises et les compagnies d'assurances :**

S'agissant des créances sur les entreprises et les compagnies d'assurances, elles sont représentée dans le tableau suivant :

Notations	AAA à AA-	A+ à A-	BBB+ à BB-	Inférieur à BB-	Non noté
Entreprises	20%	50%	100%	150%	100%

Tableau 3: Pondérations attribuées aux entreprises et compagnies d'assurances

Source : Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Juin 2006, Banque des Règlements Internationaux

b. Les notations externes :

Les notations externes, à la base de l'approche standard sont établies par des organismes externes d'évaluations de crédit (OEEC) désignées par les autorités de contrôle nationales. Néanmoins pour être admises, l'OEEC dont émane la notation doit répondre à six (6) critères d'éligibilité :

- **Objectivité :** La méthodologie d'évaluation du crédit doit être rigoureuse, adapté à chaque secteur de marché et validée par des back testing.

- **Indépendance** : un L'OEEC doit être indépendant dans le sens où ses évaluations doivent être exemptes de toutes influences ou pressions de quelque ordre qu'elles soient.
- **Accès international/transparence** : Toutes les évaluations doivent être accessibles aux établissements locaux et étrangers.
- **Communication** : L'OEEC doit publier ses méthodologies d'évaluation.
- **Ressources** : l'OEEC doit disposer de ressources suffisantes pour fournir des évaluations de crédit de bonne qualité et assurer leur suivi.
- **Crédibilité** : elle découle de la confiance qu'accordent des parties indépendantes (investisseurs, assureurs, partenaires commerciaux) aux évaluations externes du crédit réalisées par un OEEC.

c. Révision de l'approche standard :

Le Comité de Bale a publié en décembre 2015 un document consultatif sur la révision de l'approche standard pour le risque crédit. Le Comité tente à travers cette révision de palier aux principales lacunes de l'approche standard, lesquelles sont :

- Son manque de granularité et de sensibilité au risque pour plusieurs catégories d'expositions,
- Son manque de clarté du traitement de certaines expositions, notamment sur la clientèle de détail,
- Sa subjectivité, dans le sens où certaines catégories d'expositions sont laissées à l'appréciation des autorités nationales, ce qui engendre d'importants écarts de traitement entre juridictions.

L'approche standard actuelle prescrit le recours aux notes de crédit externes pour déterminer la pondération de certaines expositions en fonction des risques. Or, il est apparu important de souligner le fait que cette approche n'est pas de se substituer à une gestion prudente des risques mais plutôt d'offrir une méthodologie de calcul des exigences minimales des fonds propres.

Le document est élaboré dans l'optique de dissuader les banques de se reposer mécaniquement sur les notations externes pour évaluer la qualité d'un actif.

Ainsi, une banque qui se repose sur les notations externes pour le calcul de l'exigence en fonds propres dans le cadre de l'approche standard, doit non seulement avoir une bonne compréhension des utilisations et des limites des notes externes, mais aussi être en mesure de

mener sa propre évaluation de la qualité des instruments auxquels elle est exposés ainsi que les autres risques associés.

Ces travaux sont toujours en cours.

2.2 Approche IRB :

Après la publication, en juin 1999, d'une première série de propositions, le Comité de Bale sur le Contrôle Interne a engagé un vaste processus de consultation dans l'ensemble des pays membres afin de contribuer à l'amélioration de ce texte.

En 2004, le Comité a publié un rapport représentant l'aboutissement du travail entrepris par le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire pour parvenir à une convergence internationale sur une révision des règles relatives à l'adéquation des fonds propres des banques à dimension internationale.

En version révisé du rapport a été publié en 2006.

L'objectif était d'offrir un meilleure cadre que celui de Bâle I pour la gestion des risques encourus.

L'approche Notation Interne (NI) (Internal Rating Based IRB) permet aux banques de s'appuyer sur des estimations internes des composantes du risque crédit pour déterminer l'exigence en fonds propres associée à une exposition donnée.

L'approche NI se fonde sur la mesure des pertes inattendues (Unexpected Loss UL) et attendues (Expected Loss EL).

Ces pertes sont appelées pertes attendues (EL) et sont présentés dans **la figure 1 par la ligne en pointillés.**

a. Fondements économiques des formules de pondération :

Les pertes attendues sont considérées par les banques comme un cout inhérent à l'activité bancaire. Bien qu'il n'est pas facile de les estimées avec précision sur une année donnée, la banque peut tout de même prévoir un niveau moyen de perte qu'il est possible de couvrir grâce à la constitution de provision et la mise en place d'une tarification adéquate.

Toute fois, une banque peut subir des pertes au dessus des niveaux attendues. Les banques sont conscientes de ce risque mais il est impossible de prévoir l'instant de son occurrence ou sa sévérité.

Ainsi, l'une des fonctions du capital de la banque est de fournir un coussin pour assurer la solvabilité de la banque contre ces pertes extrêmes, généralement appelés pertes inattendues (UL), illustrées par les pics de la figure. L'une des fonctions du capital de la banque est de fournir un coussin pour protéger les déposants d'une banque contre les pertes extrêmes qui dépassent les niveaux attendus. Ces pics sont illustrés par les pointes dessus de la ligne en pointillés sur la figure.

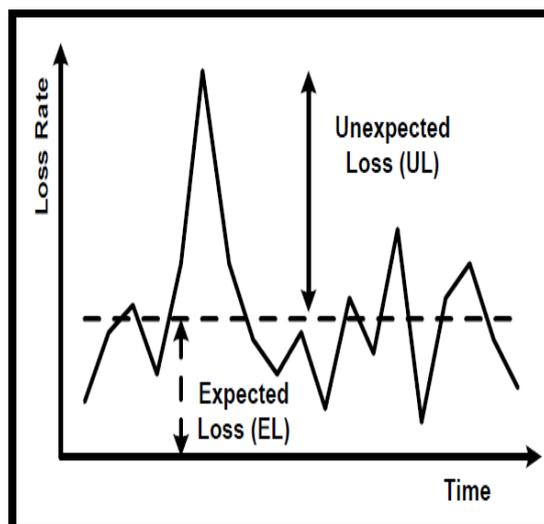


Figure 1: Pertes attendues et pertes inattendues
Source : Basel Committee on Banking Supervision, An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Function July 2005

On peut alors en déduire que plus le capital détenue par la banque est faible et plus sa capacité d'absorption est faible, donc plus grande sera la probabilité qu'elle se retrouve en situation d'insolvabilité. Le pire des scénarios serait qu'une banque enregistre la perte de tout son portefeuille sur une année donnée, mais cet événement reste peu probable. De plus l'allocation en capital pour ce type d'événement serait très couteuse pour la banque car elle devrait se priver d'investissements notoirement rentables. Ce qui constituera un arbitrage cornélien. C'est pourquoi le Comité de Bâle a proposé un modèle permettant de concilier les deux objectifs.

b. La logique du modèle :

La courbe montre que les pertes de faibles amplitudes autour de l'EL se produisent plus fréquemment que les pertes de large ampleur.

Le graphique décrit une probabilité de perte pour un certain niveau.

L'air sous la courbe, c'est-à-dire la densité, est égale à 100%. Si le capital est établi conformément au Gap entre EL et la VAR, et si EL est couverte par des provisions et d'autres revenus, alors la probabilité que la banque reste solvable sur 1an est égale au niveau de confiance fixé au préalable.

La probabilité que les pertes dépassent la somme de l'EL et l'UL, c'est-à-dire, la probabilité que la banque ne puisse pas faire face à ses engagements avec le profit qu'elle dégage et son capital, est égal à la zone hachurée à droite sous la courbe. 100% moins cette probabilité est appelé « niveau de confiance » et correspond à la Value at Risk (VAR) en ce niveau.

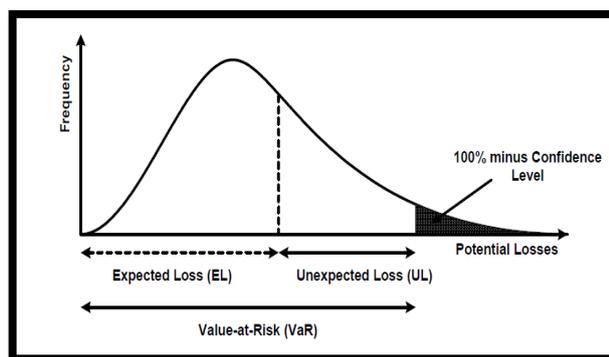


Figure 2: Représentation graphique de la VAR Source : Basel Committee on Banking Supervision, An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions July 2005

Jusque là, l'EL a été traité sous une optique « top down », c'est-à-dire, via une approche portefeuille. Or, elle peut être traitée sous une approche « bottom up », c'est-à-dire à partir de ses composantes.

L'EL d'un portefeuille est supposée être égale à la proportion des emprunteurs qui pourraient faire défaut dans un intervalle de temps (1 an sous bale), multiplié par EAD et par LGD. Evidemment, les banques ne peuvent pas connaître à l'avance de manière exacte les PD, ni les LGD ni les EAD sur un horizon donné.

Ces trois facteurs, sont les paramètres de risque.

L'EL en montant :

$$EL = PD * EAD * LGD$$

Équation 8: Calcul de la perte attendue en montant

Ou exprimer en pourcentage :

$$EL = PD * LGD$$

Équation 9: Calcul de la perte attendue en pourcentage

Trois concepts sont alors rattachés à la méthode, la probabilité de défaut (PD), l'exposition en cas de défaut (EAD), la perte en cas de défaut (LGD). Mais aussi l'échéance effective (M). Il s'agit des composants du risque crédits (**Jorion, 2004**).

Donc le cadre de la méthode IRB les banques peuvent s'appuyer sur leurs estimations internes des composantes du risque pour déterminer l'exigence en fonds propres associées à une exposition donnée.

Toute fois, l'approche IRB se subdivise en deux (2) méthodes. La première, dite approche IRB simple (foundation approach) où seule la probabilité de défaillance est estimée par la banque alors que les autres paramètres sont fournis par le régulateur. Dans la seconde, dite

IRB avancée (advanced approach), les banques fournissent leurs propres estimations de **PD**, **EAD** et **LGD**, et doivent évaluer elles-mêmes **M**.

c. Le schéma simplifié de l'approche IRB est le suivant :

- Une classification des expositions (entreprises, emprunteurs souverains, banques, clientèle de détail et actions),
- Pour chaque classe d'exposition, la banque doit fournir des estimations des composantes du risque,
- A partir de ces composantes de risque, il est possible de calculer le montant des actifs pondérés via une fonction des risques pondérés,
- une fonction de risques pondérés (*risk-weight function, RWA*) permet de calculer le montant des actifs pondérés,
- Une fois la RWA calculée, il est possible de déterminer les exigences minimales à respecter pour une catégorie donnée.

$$RWA = K \times 12,5 \times EAD$$

Équation 10: Calcul de la fonction des risques pondérés

La fonction de pondération réglementaire (**Bruno, Girod 2008**) est construite à partir du modèle d'estimation des risques à un facteur de risque (**Asymptotic Single Risk Factor Model ASRF**) (**Vasicek, 1987**). L'objectif du modèle est d'exprimer les pertes inattendues « UL » au moyen de probabilités de défaut conditionnelles. Techniquement, le modèle du Comité de Bâle est une adaptation simplifiée du modèle de Merton, modèle de base de la théorie de valorisation des actifs (**Bruno, Girod 2008**).

Une des contrainte majeure pour répondre aux besoins réglementaires était de pouvoir calculer l'exigence en capital pour une exposition donnée seulement en fonction du risque associé à celle-ci et non pas en fonction de la composition du portefeuille, c'est-à-dire, indépendamment de la structure du portefeuille après ajout de cette exposition. Le modèle du Comité de Bâle est donc fondé sur l'hypothèse d'un portefeuille inchangé « **portfolio invariant** ». **Gordy (2003)** a montré que le respect de la contrainte d'invariance repose sur deux (2) hypothèses :

H1 : Le risque de crédit d'un actif est déterminé par ses caractéristiques propres. Autrement dit, le portefeuille est constitué de façon à ce que le risque idiosyncrasique de chaque actif soit parfaitement diversifié et que chaque exposition ne compte que pour une faible part de l'ensemble du portefeuille.

H2 : La dépendance entre les différents crédits est conduite par un unique facteur de risque systématique, via le risque systématique, qui, dans le cas d'une réglementation internationale, représente le cycle économique mondial.

d. Variables du modèle :

- **Les probabilités de défaut** : Le modèle **ASRF** utilise une moyenne de probabilités de défaut (PD) élaborés à partir d'estimations interne des banques. Ces PD reflètent des conditions normales d'activité pour les transformer en PD dites conditionnelles. Au travers de cette transformation, il s'agit, pour le régulateur, de calculer des PD suffisamment conservatrices qui tiennent compte d'une récession économique. Les probabilités de défaillance sont liées à la construction des notations internes.
- **S'agissant des LGD et EAD** : elles sont par définition des moyennes sur plusieurs périodes et peuvent :
 - soit être fixés par les autorités de régulation dans la méthode simple
 - soit être estimées à partir de données historiques,

A noter que l'exposition en cas de défaut est généralement égale au montant nominal du crédit.

Les valeurs retenues pour ces variables (LGD et EAD) ne retracent pas leur variabilité, en particulier leur lien avec le cycle économique et les caractéristiques propres à l'emprunteur. Par conséquent, Afin de refléter les effets d'une récession économique, les LGD doivent être conditionnées par un scénario de crise économique. Or, les pertes moyennes sur longue période peuvent sous-estimer les pertes en cas de crise et donc induire une sous-estimation des pertes inattendues. Toute fois, il n'y a pas, comme pour les probabilités de défaut, de calcul de LGD conditionnelles via une transformation réglementaire. Par conséquent, lorsqu'elles optent pour la méthode avancée, les banques doivent fournir des mesures de LGD suffisamment conservatrices pour faire face à une crise économique, en tenant compte notamment des corrélations pouvant exister selon les portefeuilles entre les PD et les LGD.

e. Ajustement de maturité

Les crédits à long terme sont plus risqués que les crédits à court terme. Ceci implique des exigences en fonds propres proportionnelles à la durée restant à courir. Le modèle donne une perte potentielle en fonction de la PD et de la maturité. Les ajustements au titre des maturités sont des ratios de chacune de ces pertes rapportées à celle de la maturité standard fixée à deux ans et demi.

f. Calibrage du modèle

L'intervalle de confiance est fixé à 99,9 % à l'horizon d'un an. Ceci signifie qu'une banque peut s'attendre à subir des pertes supérieures à ses fonds propres une fois tous les mille ans. L'intervalle de confiance est inclus dans la formule de pondération de manière à fournir une valeur conservatrice du facteur de risque unique.

Section3 : Cadre réglementaire algérien

La Banque d'Algérie (BA) s'est efforcée, notamment ces dernières années, suite à la crise financière, de mieux encadrer et appréhender les risques bancaires pour palier et différentes menaces. Ainsi le paysage bancaire a vu la réglementation prudentielle renforcée notamment avec la promulgation de plusieurs règlements lors de l'année 2014 :

- Règlement N14-03 du 16 Février 2014 relatif au classement et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers.
- Règlement N14-02 du 16 Février 2014 relatif aux grands risques et aux participations,
- Règlement N14-01 du 16 Février 2014 portant coefficient de solvabilité applicable aux banques et aux établissements financiers.

1. Définition du risque crédit :

Au sens du Règlement N11-08 du 28 Novembre 2011 relatif au contrôle interne dans les banques et établissements financiers, le risque crédit est défini comme étant « Le risque encouru en cas de défaillance d'une contrepartie ou de contreparties considérées comme un même bénéficiaire ».

2. Les normes prudentielles :

Les normes prudentielles relatives au risque crédit relatées dans les règlements BA sont les suivantes :

- **Ratio de solvabilité :**

Les banques et les établissements financiers sont tenus de respecter en permanence un coefficient minimum de solvabilité de 9.5%.

$$\frac{\text{Fonds propres de base} + \text{Fonds propres complémentaires}}{\text{Risques crédit, opérationnel \& de marché pondérés}} \geq 9.5\%$$

Équation 11: Ratio de solvabilité

Le numérateur du ratio est constitué des fonds propres réglementaires. Quant au dénominateur, il comprend la somme des expositions pondérées au titre des risques de crédit, opérationnel et de marché.

- **Le tier 1 :**

Les fonds propres de base doivent couvrir les risques de crédits, opérationnels et de marché à hauteur d'au moins 7 %.

- **Le coussin de sécurité :**

En sus de la couverture au titre du tier 1, les banques et établissements financiers sont tenues de constituer un coussin de sécurité composé des fonds propres de base et couvrant 2.5% des risques nets pondérés.

- **L'encours au titre du risque crédit :**

Au sens de ce règlement, les risques de crédits incluent les risques de bilan et de hors bilan, dont on déduit les éléments suivants :

- Les provisions constituées pour la dépréciation des créances, des titres et des engagements par signature ;
- Les garanties admises en déduction telles que prévues par le présent règlement;
- Les intérêts non recouverts, comptabilisés au niveau des créances douteuses

- **Pondérations de l'encours sur le risque crédit :**

Pour la détermination des pondérations du risque de crédit, les banques et établissements financiers utilisent, en fonction de la nature et de la qualité de la contrepartie, soit les notations attribuées par des organismes externes d'évaluation du crédit (OEEC) dont la liste est arrêtée par la commission bancaire, soit à défaut de notation par un OEEC, des pondérations **forfaitaires** prévues au présent règlement.

En cas de pluralité de notations externes attribuées à la même contrepartie, la note la moins favorable est à retenir pour la pondération de risques.

S'agissant des créances sur les grandes et moyennes entreprises, les pondérations sont les suivantes :

Notation externe de l'entreprise	AAA à AA -	A+ à A -	BBB+ à BBB -	BB+ à BB -	B+ à B-	Inférieure à B -	Pas de notation
Pondérations	20%	50%	100%	100%	150%	150%	100%

Tableau 4: Pondérations attribuées aux PME

Si une banque ou un établissement financier opte pour l'évaluation des risques sur les grandes et moyennes entreprises en utilisant les notations externes, ils doivent utiliser ce procédé pour l'ensemble de ses créances sur les entreprises notées.

Chapitre 1 : Généralités sur le risque crédit

La banque ou l'établissement financier qui ne recourt pas aux notations externes pour l'évaluation de ses risques sur les grandes et moyennes entreprises, pondère uniformément de tels risques au taux de 100%.

Ainsi, comme exposé dans ce chapitre, la Banque d'Algérie a opté pour l'approche standard, fondée sur des pondérations associées à des évaluations par des organismes externes.

Or, **Berger (2004)**, a examiné les effets concurrentiels que pouvait avoir la mise en œuvre des accords de Bâle II, notamment de l'approche IRB avancée, c'est à dire, des pondérations des risques pour les crédits PME accordées par les banques américaines. Dans la continuité de ces travaux, (**Hakenes et Schnabel, 2010**) ont démontré que dans un contexte où les banques ont le choix entre la mise en place de l'approche IRB ou de l'approche standard (notation externe), les grandes firmes bancaires bénéficieraient d'un avantage compétitif important par rapport aux banques de moindre taille. L'idée des auteurs était surtout de mettre en évidence le traitement asymétrique des grandes et petites banques dans l'accord de Bâle II dans un contexte réglementaire où les banques pouvaient opter pour l'une des trois (3) approches. Toutefois, ils ont mis en évidence certains points :

Bien que l'implantation, de l'approche IRB ait un coût élevé :

- Des investissements importants, notamment la mise en place d'un système de gestion des risques sophistiqué,
- L'implantation d'un système d'information pouvant répondre aux besoins de données notamment en termes de précision et d'historique des données,
- L'Accord de Bâle II contient une longue liste de 51 conditions minimales qu'une banque doit remplir pour être admissible à l'approche IRB.

Ceci signifie que les banques qui adopteraient cette approche pourraient bénéficier d'une allocation en capitaux propres moindres et donc, des coûts marginaux moins importants ce qui favoriserait les prêts aux PME.

Par conséquent, ces banques seraient en mesure d'augmenter les taux de dépôt pour attirer plus de dépôts et d'exploiter la meilleure rentabilité des investissements. Ce qui renforcera leur position concurrentielle.

CHAPITRE 2

Méthodologies de notations

Chapitre 2 : Méthodologies de notations

Selon **Treacy et Carey (2000)**, la notation ne doit pas être considérée comme une fin en soi mais plutôt comme un outil de gestion du risque individuel et du risque de portefeuille. Elle peut faire l'objet de différents usages. En effet, elle permet de déterminer la décision de poursuite de la relation bancaire, la tarification des services, l'intensité de la surveillance...

D'autre part, la Banque des Règlements Internationaux a effectué une enquête auprès de 30 institutions financières à travers les pays du G-10 (**Saunders 2002**). Il en est ressorti, comme illustré dans la figure, que les applications dominantes de tels systèmes sont l'élaboration de rapports sur le niveau de risque auquel est exposée la banque à l'attention de la haute direction ainsi que la tarification des crédits. Cependant, il y a d'autres utilisations des notations internes: l'allocation du capital en utilisant une approche de type RAROC, la fixation d'exigences de capital économique, l'attribution de limites de crédit, le calcul de la rémunération incitative, et la détermination des réserves en vue de la couverture des pertes.

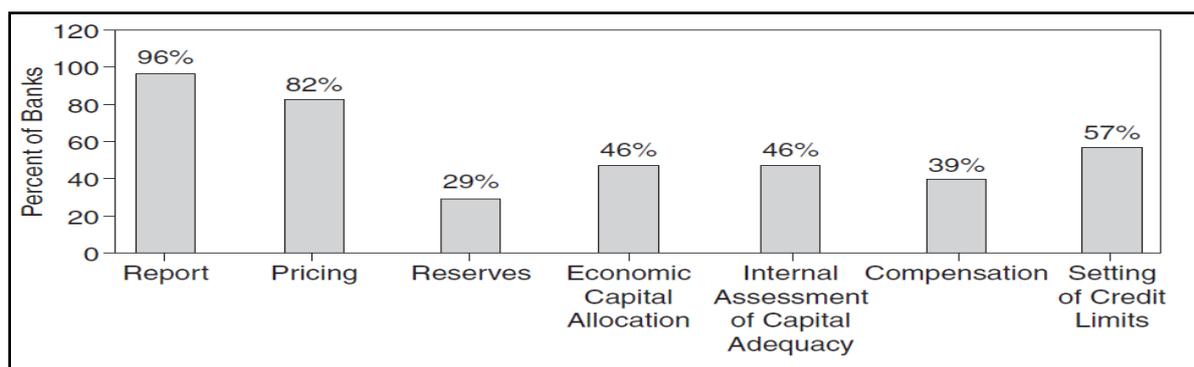


Figure 3: Applications dominantes des systèmes de notations internes

Source : Saunders 2002

Pour toutes ces raisons, et particulièrement suite à la publication des accords de Bâle II et la possibilité pour les banques dans le cadre de l'approche IRB, d'élaborer elles-mêmes un modèle d'estimation de leur probabilité de défaut, le rating a attiré l'attention de nombreuses parties (**Weber et Krahn 2000**).

La notation est une mesure ordinaire de la probabilité de défaut. Pour arriver à ce résultat plusieurs méthodes sont possibles, nous allons en explorer dans ce qui suit les plus importantes et les plus usitées :

- 1- Approches par les notations externes,
- 2- Modèles statistiques,
- 3- Approches des experts (logiques/numériques)

Section1 : Approche par la notation externe

La notation est un instrument de gestion des risques de premier ordre (**Rouges 2003**).

Weissova et al. (2015) font état des définitions récentes du rating lequel est souvent confondu avec le scoring **Cisko et al. (2013)**.

Le règlement 1060/2009 du Parlement Européen et du Conseil sur les agences de notation de crédit, définit la notation comme suit: « *La notation de crédit est définie comme étant le fait de donner un avis sur la solvabilité d'une entité, une dette, une obligation...ou tout autre instrument financier* ». Cette opinion est également appuyée par d'autres auteurs **Adamko, et al. (2014)**.

Les auteurs **Weissova et al. (2015)** reprennent aussi **Zak (2002)** qui affirme que Big Encyclopaedia of Economics offre une définition plus vaste de la notation. Toutefois, c'est la définition suivante **Zak (2002)** qui est retenue :

« La notation est l'évaluation de la solvabilité des entités par des agences de notation qui attribuent une note selon une échelle prédéfinie. La note exprime la probabilité que l'entité notée respecte ses engagements ».

Gavlakova et Kliestik (2014) ainsi que, **Adamko et al. (2014)** indiquent qu'il est très important d'être conscient qu'il ne s'agit pas d'une recommandation d'investissement. Le rating ne prend pas non plus en compte d'autres types de risques comme le risque de change ou le risque de taux d'intérêt.

Cette définition implique que le rôle de la notation n'est pas d'évaluer la rentabilité de l'entité notée, mais sa solvabilité.

L'élaboration d'un rating diffère selon que l'entité notée est un Etat, une banque, une compagnie d'assurance ou une entreprise. Il n'est donc pas possible de définir une méthodologie de notation unique. On parle alors de notation externe. Ce qui nous amène à faire la distinction entre rating externe et interne (**Weber et Krahnén, 2000**).

Les notations externes sont établies par les agences de notation. Ces agences se spécialisent dans la publication de notation sur les emprunteurs privés ou souverains, de manière indépendante. Autrement dit, elles ne participent pas à la souscription de ces risques.

La notation est rendue publique, alors que le processus de notation lui-même reste non-divulgué.

Les notations internes, en revanche, sont établies par les intermédiaires financiers, notamment les banques pour évaluer les risques auxquels ils souscrivent.

La connaissance de la notation est considérée comme une source d'avantage concurrentiel, car elle est censée contenir des informations confidentielles, et n'est donc pas rendue publique.

Même la firme évaluée n'est pas généralement informée de sa note interne actuelle.

En outre, **Weber et Krahn** (2000) ont mis en évidence le fait que les banques s'inspirent fortement des agences de notations. Ces dernières ayant plus d'expérience en la matière de part leur ancienneté dans le domaine. En effet, Selon **Vins** (2002), la mise en place de la notation ou de l'industrie du rating date de 1909 aux États-Unis d'Amérique. En cette année John Moody a commencé à évaluer les obligations des compagnies de chemin de fer, l'industrie ferroviaire étant très importante à l'époque.

En 1910, il a étendu son activité à d'autres industries et aux services publics.

Dans les plus célèbres et plus grandes agences de notation, il est possible d'inclure **Investors Moody, Standard & Poor Service, Fitch Ratings** et d'autres tels que **Duff & Phelps**.

Le règlement 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil sur les agences de notation de crédit définit les agences de notation comme suit : L'agence de notation désigne une personne morale dont l'activité inclut l'émission de notations de crédit sur une base professionnelle.

Vins, Liska (2005) et **Jaros, Melichar, Svadlenka** (2014) indiquent que la première agence de notation a été établie par Louis Tappan en 1841 à New York. Plus tard, elle a été reprise par Robert Dun. Une agence de notation similaire a été créée par John Bradstreet en 1849. Les deux organismes ont fusionné en 1933 et ont créé l'agence Dun et Bradstreet. Cette agence a été la propriété de Moody Investors de 1962 à 2000.

En 1941, grâce à la fusion Standard Statistics Company et Poor's Publishing Company, il y'a eu la création de Standard and Poor's. La plus importante agence de notation européenne IBCA a été créée en 1978 comme une institution spécialisée dans les banques dans les îles britanniques plus connue depuis 2000 comme Fitch rating.

Ainsi, trois agences de notation dominant sur le marché :

- **Moody's Corporation** est une entreprise cotée dont l'actionnaire majoritaire est Berkshire Hathaway Inc. A hauteur de 12,8 % et dirigée par le milliardaire Warren Buffett.
- **Fitch rating** appartient à la majorité de 60% à la société financière française Fimalac et à hauteur de 40% au groupe Hearst.
- **Standard & Poor's** est détenue à 100% par l'éditeur américain McGraw-Hill Companies.

A elles trois, elles détiennent 95% du marché mondial¹².

a. Différence dans les ratings :

Chaque agence a sa propre méthode de notation (**crouhy et al. 2001**), et sa propre échelle de notation (une pour le long terme et une pour le court terme). Ainsi, un même emprunteur, noté par plusieurs agences peut obtenir des notes différentes.

Cantor et Packer (1995) ont montré que pour 1168 entreprises notées par Moody's et S&P à la fin des années 1993, seulement 53% des firmes notée AA ou Aa et AAA ou Aaa avaient obtenu les même notes.

Le tableau qui suit représente une correspondance entre les différentes notes attribuées par les trois principales agences.

Fitch	Moody's	Standard & Poor's	
AAA	Aaa	AAA	Grade Investissement
AA+	Aa1	AA+	
AA	Aa2	AA	
AA-	Aa3	AA-	
A+	A1	A+	
A	A2	A	
A-	A3	A-	
BBB+	Baa1	BBB+	
BBB	Baa2	BBB	
BBB-	Baa3	BBB-	
BB+	Ba1	BB+	Grade Spéculatif
BB	Ba2	BB	
BB-	Ba3	BB-	
B+	B1	B+	
B	B2	B	
B-	B3	B-	
CCC+	Caa1	CCC+	
CCC	Caa2	CCC	
CCC-	Caa3	CCC-	
CC	Ca	CC	
CD	C	CD	

Tableau 5: Correspondance entre les notes attribuées par les agences de notations
Source : Autorité des marchés financiers, juillet 2013, France

¹² Autorité des marchés financiers, juillet 2013, France

b. Processus de rating et échelle de notation :

Le processus de notation inclue des analyses qualitatives (par exemple, la qualité de la stratégie pour une entreprise, ou la stabilité politique pour un pays), quantitatives (par exemple, les ressources financières) et juridiques. L'analyse porte sur des données passées en vue de faire des prévisions chiffrées en faisant le choix de certaines hypothèses d'évolution. Ils établissent aussi des prévisions chiffrées en choisissant des hypothèses d'évolution. Ces prévisions restent donc subjectives, d'où la différence dans l'attribution des notes d'une agence à l'autre. L'ensemble des critères est combiné par la suite de manière pondérée afin d'obtenir la note.

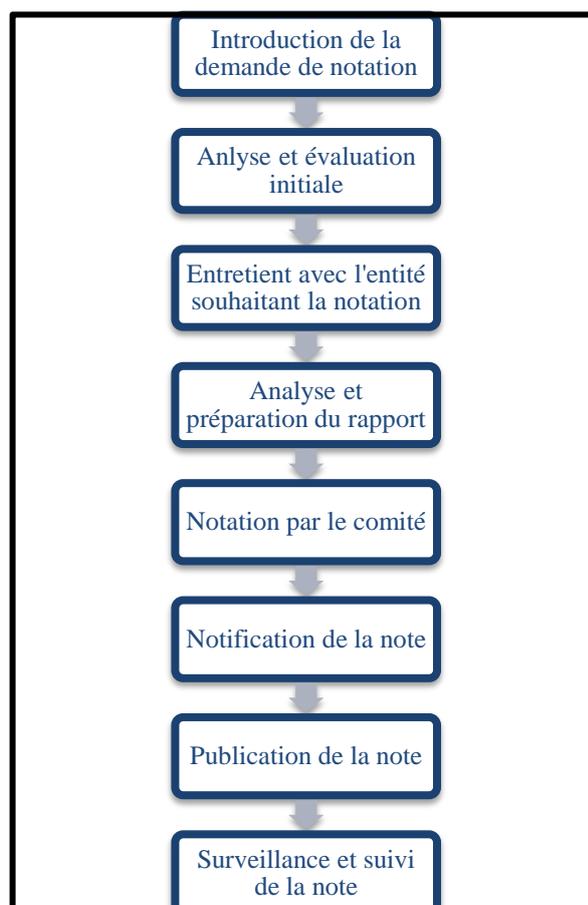


Figure 4: Processus de notation par les agences de rating

Cela étant, il est nécessaire de souligner que suite à la crise financière, les agences de notation ont été critiquées. En effet il est apparu que :

- La notation ne portait que sur le risque de défaillance et n'intégrait pas d'autres risques comme le risque de marché ou d'illiquidité.
- Les agences retenaient une même échelle de notation pour les produits de natures différentes (produits structurés et produits obligataires)

Aussi, la question du conflit d'intérêts s'est posée. En effet, les agences de notation sont rémunérées par les mêmes établissements qu'elles sont censées noter en toute « objectivité ». Ainsi, elles pourraient être enclines à attribuer une meilleure note que celle méritée réellement afin de remporter un contrat au détriment des concurrents.

Section2 : Approche par les modèles statistiques

Si l'on part de la définition du risque crédit (**Jorion 2004**) comme étant le risque de perte économique due à la défaillance de la contrepartie à remplir ses obligations contractuelles, ce dernier recouvre alors deux dimensions qu'il est possible d'appréhender par deux types de modèles :

- **Par « défaut », « default mode »**, se concentre sur l'estimation des pertes engendrées par le défaut en considérant seulement deux possibilités : Défaut et Non Défaut,
- **Par « mark-to-market »**, se concentre sur les changements dans la valeur de marché de la dette et utilise des systèmes de notation pour déterminer l'évolution de la qualité de l'emprunteur.

Les auteurs (**Kollár et Gondžárova, 2015**) confirment cette définition dans leur article « Comparaison of current credit risk models », traduit : « comparaison entre les modèles actuels de risque crédit » en mettant en évidence cet aspect comme étant une caractéristique distinctive entre les différents modèles et les répartissent par conséquent de manière similaire en deux catégories :

- **Default mode** : CreditRisk + and Moody's KMV
- **Mark to market** : CreditMetrics

Crouhy et al. (2000) quant à eux distinguent entre quatre approches :

1. **Approche de migration de crédit** : Proposé par JP Morgan avec CreditMetrics qui se base sur l'estimation de la distribution temporelle du changement de la valeur du portefeuille de prêts ou d'obligations à un horizon de temps donné. (Annexe 1).

Avantages de CreditMetrics	Limites de CreditMetrics
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Un des rares modèles qui permet une mesure globale de l'ensemble du risque portefeuille. ▪ La notion de risque crédit est prise en compte de manière réaliste car le modèle envisage aussi bien le défaut qu'un changement dans la qualité de l'emprunteur. ▪ Le portefeuille peut couvrir un large éventail d'instruments financiers et pas seulement des obligations. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Les entreprises ayant le même rating ont le même taux de défaut, ▪ Le taux de défaut actuel est à la moyenne des taux de défaut historiques, donc le modèle prend pour hypothèse implicite que le passé se reproduira dans le futur. ▪ Le modèle dépend entièrement des notations et matrices de transition fournies par Moody's ou Standard & Poor's. ▪ Les matrices de transitions sont supposées constantes dans le temps, ce qui évidemment ne correspond pas à la réalité puisque les probabilités de défaut sont totalement dépendantes de certaines variables économiques temporelles. ▪ Nécessite la détermination des corrélations entre

	<p>les différents actifs composant le portefeuille. Le document explicatif de JP Morgan reste totalement flou sur les corrélations entre les émetteurs. L'explication repose la majeure partie du temps sur une corrélation fixée et exogène or cela est inexact puisque la corrélation peut être réellement différente entre deux couples d'entreprises même si celles-ci ont la même notation.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Bien que le calcul soit simple pour un seul titre, ce dernier a tendance à se compliquer lorsque le nombre d'éléments composant le portefeuille augmente. ▪ Le modèle convient plus aux grands marchés financiers développés (En raison des exigences en matière de données d'entrée)
--	---

Tableau 6: Avantages et limites de CreditMetrics

2. **Approche actuarielle** : proposée par Credit Suisse Financial Products (CSFP) avec Creditrisk+ et centré sur le défaut. Ce modèle (Annexe 2) présente un certain nombre d'avantage mais aussi des limites, d'ailleurs, pratiquement similaires à celle de CreditMetrics et KMV :

Avantages de Creditrisk+	Limites de Creditrisk+
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Facile à implanter. ▪ S'adapte bien aux portefeuilles de prêts car il considère exclusivement l'événement de défaut et néglige le phénomène de migration de la qualité de crédit. ▪ Ne nécessite aucune donnée observable en bourse en entrée. Par conséquent, il peut être appliqué dans des pays émergents ayant un marché financier pas ou peu développé. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Cette méthode sous-estime le risque dans de nombreux cas et donne des valeurs imprécises en ce qui concerne les corrélations. ▪ Les corrélations restent difficiles à estimer et ce document explicatif du Credit Suisse bien que complet, occulte ce problème. ▪ Le logiciel tient compte uniquement de la présence ou non du défaut et non pas d'un changement de la qualité de crédit.

Tableau 7: Avantages et Limites de Creditrisk+

3. **Le modèle CreditPortfolioView de McKinsey** : Le modèle part de l'idée que la probabilité de défaut et la probabilité de migration de Rating sont liées à l'état de l'économie. (Annexe 3).

Avantages du modèle de McKinsey	Faiblesse du modèle de McKinsey
<p>Le modèle met en relation les probabilités de défauts avec les indicateurs économiques, ce qui permet de coïncider avec la réalité actuelle du marché notamment avec la conjoncture.</p>	<p>La faille majeure de ce modèle est la nature des données à utiliser en entrée. En effet, nombreuses sont difficiles à trouver, voire même indisponibles. CreditPortfolioView est par conséquent difficile à implémenter, ce qui explique peut-être sa faible utilisation.</p>

Tableau 8: Avantages et Limites de CreditPortfolioView

4. **Approche structurelle** : basée sur la théorie des options, initié par KMV et basée sur le modèle proposé par Merton (Annexe 4).

Avantages de KMV	Limites de KMV
<ul style="list-style-type: none"> ▪ KMV s'applique surtout sur les sociétés cotées en Bourse pour lesquelles les données nécessaires au modèle sont disponibles sur le marché. ▪ Les données d'entrées sont facilement récupérables et peuvent être actualisés quotidiennement. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Intègre une valeur par émetteur, contrairement à CreditMetrics qui se sert de classes de notations, ce qui peut nécessiter des temps de traitement importants ▪ Utilise des données historiques concernant certains facteurs macroéconomiques pour déduire les Expected Default Frequency. Cela suppose donc une stationnarité concernant les probabilités de défaut, alors qu'il a été prouvé, notamment par Wilson (1997 Credit portfolio view) que les probabilités de défaut dépendent du cycle économique. ▪ Le modèle devient imprécis lorsqu'il s'agit des sociétés non cotées notamment car il faut en donnée d'entrée disposer de la valeur de l'action. Il est possible toutefois de faire un rapprochement avec des sociétés cotées similaires (œuvrant dans le même secteur, ayant le même chiffre d'affaire... etc.).

Tableau 9: Avantages et limites de KMV

Jorion (2004) part de l'idée que l'élément essentiel du risque de crédit réside dans l'estimation des probabilités de défaut. Deux approches sont alors possibles :

- **Approches traditionnelles dites aussi actuarielles:** Cette approche a été soutenue notamment par le comité de Bâle à travers les approches standard et IRB et par le Credit Suisse Financial Products avec Creditrisk+.
- **Modèles de marchés : (Racicot et Théoret, 2005)** : dans l'esprit du modèle original de Merton (1974) à partir duquel se déclinent :
 - **Les modèles structurels,**
 - **Les modèles à forme réduite.**

Ainsi, Académiquement, parlant, il existe deux principales écoles de modélisation du processus de défaut (**Jeanblanc, Rutkowski, 1999**) : Une approche structurelle et une approche sous forme réduite, appelée aussi approche à intensité. Ceci a été confirmé par de nombreux auteurs, notamment Elizalde (2006), qui décline les approches ainsi :

1. Les modèles structurels :

Ces modèles utilisent les variables structurelles de la firme, la valeur de ses actifs et de ses dettes pour anticiper la survenance du défaut.

Le premier modèle à avoir été développé par **Merton (1974)** est fondé sur la théorie des options. Ce modèle repose sur l'idée que l'éventualité du défaut se manifeste dès lors que la valeur des actifs d'un débiteur ne couvre pas le montant de la dette à échéance.

Une deuxième approche a été avancée dans le cadre structurel par **Black et Cox (1976)**. Les auteurs avancent alors que le défaut peut se produire dès que la valeur des actifs de l'entreprise passe en dessous d'un certain seuil, à n'importe quel moment, au cours de la vie de la dette et non pas seulement à échéance comme proposé par Merton.

A ce titre, **Vasicek et Kealhofer (Crosbie, 2003)** ont étendu le modèle de **Black-Scholes-Merton** pour déterminer un modèle de probabilité de défaut appelé modèle Vasicek-Kealhofer (VK), lequel a d'ailleurs été implanté par Moody's. L'idée générale du modèle se fonde dans la logique du modèle de Merton (1974) : si la valeur des actifs tombe sous un certain niveau, appelé « point de défaut », la firme est déclarée en défaut.

De manière plus simplifiée, le risque de défaut d'une entreprise croît lorsque la valeur des engagements tend vers sa valeur de marché jusqu'à ce que cette dernière soit inférieure à la valeur des engagements.

Autrement dit, la valeur nette de l'entreprise pour ses actionnaires correspond à la différence entre la « Valeur de marché des actifs » et « la Valeur des engagements ». L'entreprise fera défaut si sa valeur nette est inférieure à zéro.

2. Les modèles à intensité :

Ces modèles appréhendent l'évènement de défaut comme étant un processus exogène et s'affranchissent de la structure financière de l'entreprise contrairement aux modèles structurels. Ils s'intéressent principalement aux données de marchés observables et notamment les spreads de taux qui en constituent le principal input. Cet avantage constitue aussi la faiblesse de ces modèles (**David Lepage, 2000**) car le modèle risque dans ce cas de perdre son fondement théorique en ignorant certains facteurs économiques du défaut lié à la firme elle-même. Toutefois, l'auteur a démontré que cette faiblesse pouvait être quelque peu corrigée en faisant varier l'intensité des variables économiques.

Selon ce même auteur, les modèles à intensité les plus célèbres sont : le premier historiquement proposé par **Jarrow et Turnbull (1995)**, le modèle de **Duffie et Singleton (1998)**, le modèle de **Madan et Unal (1998)**.

3. Méthodes statistiques :

3-1 L'analyse discriminante :

L'origine de cette méthode remonte aux travaux de **Fisher (1936)** et de **Mahalanobis (1936)**. Par la suite, plusieurs études relatives à la prévision des défaillances des entreprises ont été réalisées en recourant à l'analyse discriminante :

L'analyse génère une fonction linéaire des variables appelées « fonction score », les variables sont généralement choisis parmi un grand nombre de ratios comptables, des facteurs qualitatifs, et des jugements sur la base de leur signification statistique, à savoir, leur contribution à la probabilité de défaut.

De manière générale, les coefficients de la fonction score représentent les contributions (poids) de chaque ratio rapport au score global. Les scores sont souvent désignés comme Z-score ou simplement Z.

Une fois arriver à l'estimation d'une bonne fonction discriminante à l'aide des données historiques sur les bons emprunteurs et ceux ayant fait défaut, il est possible d'assigner un nouvel emprunteur à un des groupes qui aurait été préalablement défini sur la base du score produit par la fonction linéaire de l'analyse discriminante (LDA) sachant que si k est le nombre de groupe, $k-1$ est le nombre de fonctions discriminantes générées.

Le procédé s'est développé au fil du temps et aujourd'hui il existe une multitude de méthode d'analyse discriminante, la référence en la matière étant la fonction linéaire discriminante de Fisher analogue à la régression linéaire dans le cas particulier de deux classes ($k = 2$).

La méthode est basée sur une optimisation min-max: minimiser la variance à l'intérieur des groupes et maximiser la variance entre les groupes.

Principalement, LDA a des fins de classification, car elle permet à la population initiale d'être divisée en deux groupes qui sont plus homogènes en termes de défaut probabilité, spécifiant un seuil Z-score discriminante optimal pour distinguer entre les deux groupes.

La LDA a été l'une des premières approches statistiques utilisées pour répondre au problème d'attribution des clients à une classe de risque à partir de données quantitatives.

Altman (1968) a proposé un premier modèle à partir d'un échantillon composé de 33 entreprises ayant fait défaut et 33 saines et 22 ratios financiers.

Le modèle estimé au final prend la forme suivante :

$$Z = 1,21 x_1 + 1,40 x_2 + 3,30 x_3 + 0,60 x_4 + 0,999 x_5$$

Équation 12: Le modèle d'Altman 1968

Il est constitué de 5 ratios discriminants :

$$x_1 : \text{Ratio de liquidité} = \frac{\text{Fonds de roulement}}{\text{Actif total}}$$

$$x_2 : \text{Ratio de rentabilité cumulative} = \frac{\text{Réserves}}{\text{Actif total}}$$

$$x_3 : \text{Ratio de rentabilité} = \frac{\text{Exédent brut d'exploitation}}{\text{Actif total}}$$

$$x_4 : \text{Ratio de structure de capital} = \frac{\text{Fonds propres}}{\text{Dettes totales}}$$

$$x_5 : \text{Ratio d'efficacité} = \frac{\text{Chiffre d'affaire}}{\text{Actif total}}$$

L'interprétation du résultat se base sur l'idée que plus Z est élevé et plus les chances d'être classé dans la classe des entreprises saines le sont.

Aussi, comme on peut le constater les signes des variables sont cohérents avec la théorie financière.

La valeur discriminante de Z fixé par Altman est de 2.675, en anglais dite « cut-off value » :

$$Z_{\text{Cut-off}} = \frac{\overline{Z_{\text{solv}}} - \overline{Z_{\text{insolv}}}}{2}$$

Équation 13: Calcul de la valeur Z cut-off

Le numérateur étant la différence entre la moyenne du score de chaque groupe.

Autrement dit :

Les règles de décision conclues sont les suivantes :

- Une firme est saine possède un score ≥ 2.675
- Une firme défailante possède un score < 2.675

Le taux de bon classement réalisé par **Altman** était de 95% sur cet échantillon et de 82%.sur l'échantillon de validation.

Deakin (1972) a quant à lui, construit une fonction discriminante à partir de la combinaison de 14 ratios. Ce qui lui a permis d'élaborer un outil statistique capable de prévoir la défaillance des entreprises à partir des données comptables au moins trois (3) années à l'avance.

Edminster (1972) a pu dégager une fonction discriminante au taux de bon classement de 93%. Les indicateurs mis en avant sont ceux relatifs au cashflow, le fonds de roulement, l'endettement, la rotation des stocks, la liquidité.

Par la suite, **Altman, Haldeman et Narayanan (1977)** ont présenté un modèle jouissant d'un pouvoir de prévision supérieur à celui du premier modèle initial **d'Altman (1968)** avec un taux de bon classement global de 92%.

Zuccaro (2010) a effectué une comparaison entre les différentes méthodes de classification. L'auteur s'était alors plutôt intéressé à la clientèle des particuliers et a pris en compte des variables telles que les salaires, l'âge, la profession. Le taux de bon classement obtenu était à hauteur de 99.4% pour les « mauvais clients » bien classés et de 83% pour les « bons clients » bien classés. Le modèle construit repère alors plus facilement les mauvais que les bons clients. Ceci atteste néanmoins du pouvoir discriminant de l'analyse discriminante.

En Tunisie, plusieurs chercheurs se sont penchés sur la question notamment **Matoussi et Krichène (2010)** qui ont obtenu un taux global de bon classement de l'ordre de 94.8%. Les résultats obtenus indiquaient:

- Une corrélation négative du score avec les ratios suivants : Liquidité des comptes clients, le ratio de fonds de roulement, la liquidité générale et la couverture des dettes par les flux de trésorerie.
- Une corrélation positive du score avec la valeur liquidative, la capacité d'autofinancement, le taux de marge, la rentabilité des actifs et la taille de l'entreprise.

Une récente application de la LDA a été faite par Moody's appelée RiskCalc™ et dédiée spécialement à l'évaluation de la qualité des crédits pour les PME non cotées dans différents pays notamment les pays émergents. Le modèle a recours à l'information financière habituelle disponible sur le marché en prenant en compte des variables représentatives de la rentabilité, le levier financier, la couverture de la dette, la croissance, la liquidité et la taille de l'entreprise.

➤ **Hypothèses de la LDA :**

- Les variables doivent être indépendantes et suivre une loi normale,
- Absence d'hétéroscédasticité¹³,
- Une faible multi-colinéarité entre les variables (à vérifier sur la matrice Variance-Covariance),
- Homogénéité des matrices des variances-covariances entre les deux groupes.

➤ **Calibrage du modèle :**

Une fois que la fonction scoring est estimée, il y'a encore quelques étapes avant que le modèle ne puisse être utilisé.

¹³ « Hétéroscédasticité » signifie que que la variance des erreurs du modèle ne soit pas la même pour toutes les observations.

Lorsque le modèle a été utilisé à des fins de prise de décision (accepter/rejeter un dossier), il suffit d'ajuster le $Z_{cut-off}$ de manière à distinguer entre population et échantillon.

En revanche, lorsque l'objectif est de classer les clients en différentes classes de rating et d'assigner à chaque emprunteur une probabilité de défaut, le calibrage nécessite en plus de l'ajustement de $Z_{cut-off}$ d'autres étapes afin de quantifier les probabilités de défaut.

Deux approches sont alors possibles :

- a. **Approche empirique** : Si l'échantillon est suffisamment important, il est possible d'observer un nombre important de score que cela soit pour des entreprises saines ou en défaut. Il est alors possible de diviser la distribution en intervalles discrets. Par la suite, il suffit de calculer le taux de défaut pour chaque tranche ce qui constituera les probabilités des défauts. Par la suite, il faudra tester la robustesse des résultats.
- b. **Approche analytique** : Elle est basée sur une application du théorème de Bayes. Au final, la probabilité de défaut de l'individu i est déterminée suivant une fonction prenant la forme d'une fonction logistique :

$$p(\text{insolv}|X) = \frac{1}{e^{\ln\left(\frac{q_{solv}}{q_{insolv}}\right) - z_{cut-off} + Z_i}}$$

Équation 14: détermination de la probabilité de défaut

3-2 La régression logistique :

La régression logistique **Rakotomalala(2015)** est une technique de modélisation qui, vise à prédire et expliquer les valeurs d'une variable binaire Y , variable endogène, à partir d'une collection de variables explicatives X continues ou binaires.

Cette technique (**Eric Paget-Blanc ,2003**) présente l'avantage de ne pas requérir que les variables indépendantes aient une distribution normale.

Ohlson (1980) et Aziz A. & Lawson G. (1989) ont exploré cette technique et ont abouti à des résultats comparables à ceux obtenus par l'analyse discriminante linéaire. En effet, ils en ont conclu que les variables tailles et rentabilité influent négativement sur la probabilité de défaut alors que la variable endettement influait de manière positive.

Matoussi, Krichène (2010) ont réalisé plus récemment dans leur étude dans le contexte tunisien ont pu avoir un taux de bon classement de l'ordre de 88,7% pour l'ensemble des entreprises et pour un niveau de probabilité de défaillance égal à 0.5. Ce pourcentage est de 93,10% pour les entreprises saines et de 84,4% pour les entreprises risquées.

➤ **Les propriétés mathématiques de la régression logistique¹⁴ :**

Soit :

Y_i = La variable à expliquer

- $Y_i=1$ c'est-à-dire la firme « i » est saine
- $Y_i=0$ c'est-à-dire la firme « i » est défaillante

X = La matrice des variables explicatives

Soit un exemple de :

- «3 » variables explicatives
- « n » entreprises

$$\begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ X_{i1} & X_{i2} & X_{i3} \\ \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} \end{bmatrix}$$

Pour une entreprise « i » la variable Y_i est la suivante :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } X_i\beta + U_i > 0 \\ 0 & \text{si } X_i\beta + U_i \leq 0 \end{cases}$$

- β : Les coefficients des ratios à estimer
- U_i : Terme d'erreur, moyenne = 0, variance = 1 ces erreurs suivent la loi logistique de fonction de répartition : $F(x) = \frac{e^x}{1+e^x}$, il s'agit du modèle « Logit », si on suppose que les U_i suivent la loi de Gauss il s'agit du modèle « Probit ».

La méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance :

P_i = la probabilité de défaillance de l'entreprise « i » :

- $P_i = P(Y_i=0/X_i) = P(X_i\beta + U_i \leq 0) = P(U_i \leq -X_i\beta) = F(-X_i\beta) = \frac{e^{-X_i\beta}}{1+e^{-X_i\beta}} = F(-Score)$

La probabilité de non défaillance de l'entreprise « i » :

- $P(Y_i=1/X_i) = P(X_i\beta + U_i > 0) = P(U_i > -X_i\beta) = 1 - P(U_i \leq -X_i\beta) = 1 - \frac{e^{-X_i\beta}}{1+e^{-X_i\beta}} = \frac{e^{X_i\beta}}{1+e^{X_i\beta}} = F(Score)$

Soit :

L : La vraisemblance de l'échantillon

$$L = \prod_{i=1}^n [F(-X_i\beta)]^{y_i} \times [F(X_i\beta)]^{1-y_i}$$

$$\text{Log}(L) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln[F(-X_i\beta)] + (1 - y_i) \ln[F(X_i\beta)]]$$

Donc il s'agit d'estimer le vecteur des β qui maximise la vraisemblance.

¹⁴Les références de ce développement : le support de cours de Monsieur « Mouhamed Hlél ».

Section3 : Approche par les experts – logiques/numériques

1. Système expert :

Le système expert est l'une des plus anciennes méthodes d'analyse du risque crédit et de rating. **Rouges (2003)** reprend des définitions des systèmes experts, notamment **Mahe de Boislandelle (1998)** qui définit un système expert comme étant un logiciel informatique simulant le raisonnement d'un expert dans un domaine de connaissance spécifique. Selon les usages possibles, un système expert peut être considéré comme :

- Un système de décision : on suit les choix que préconise le système,
- Un système d'aide à la décision : on s'inspire des choix proposés par le système en gardant une latitude d'interprétation,
- Un système d'aide à l'apprentissage : dans ce cas, l'expert joue le rôle d'outil pédagogique.

L'auteur fait aussi référence à **Roseinberg et Gleit (1994)** qui en plus de donner une définition similaire, décrivent les composantes d'un système expert :

- Une base de connaissances comprenant tous les faits et règles,
- Une machine à inférences qui combine les faits et les règles pour en tirer des conclusions,
- Une interface qui permet aux utilisateurs de comprendre le raisonnement qui soutient la décision et d'ajouter ou mettre à jour les informations.

Dans le domaine de la gestion du risque crédit, il est possible d'utiliser les systèmes experts dans un objectif décisionnel. Le système sera basé sur les règles de décision d'octroi de crédit qui permettront d'identifier et de mesurer le risque de défaut des emprunteurs.

Une bonne illustration de l'utilisation des systèmes experts serait celle faite par la Bundesbank depuis 1999 (**De Laurentis, Maino, Molteni, 2010**). En effet, la banque en question a élaboré et utilisé un système hybride constitué d'une combinaison entre l'analyse discriminante et un système expert notamment en vue d'étudier les entreprises qui ont été classées par le modèle discriminant dans ce que l'on nommerait zone « grise » c'est-à-dire l'attribution à une classe « défaillante »/ « performante » est incertaine.

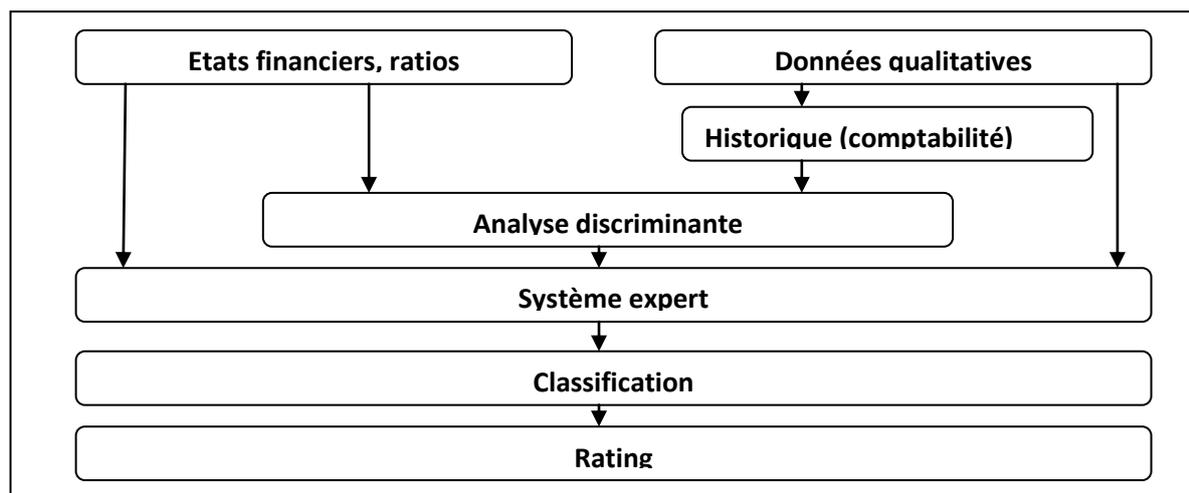


Figure 5: modèle d'évaluation du risque crédit à la Bundesbank's
(Traduit de De Laurentis, Maino, Molteni, 2010)

L'application du système expert a relevé la précision de 18,7% des cas mal classés par la fonction discriminante contre un taux d'erreur de 16% seulement pour le modèle global.

2. Les réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont des outils visant à reproduire le raisonnement humain, ils sont constitués de couches de neurones d'entrées, cachées et de sorties interconnectées (Rouges 2003).

Ils comprennent des parties interagissant fortement connectées en vue de mimer des propriétés neurobiologiques (De Laurentis, Maino, Molteni 2010).

Les premiers travaux sur le sujet datent de 1943 et ont été effectués par Mac Culloch et Pitts (Tuffery 2010).

La variable que l'on souhaite estimer « Y » est une fonction non linéaire des variables explicatives « x_i ». $Y = f(x)$. Les variables explicatives sont pondérées par des coefficients « w_i » appelés poids synaptiques.

Ces poids représentent des connexions pondérées qui gouvernent le fonctionnement du réseau et programment une application de l'espace des entrées vers l'espace des sorties grâce à une transformation non linéaire (Parizeau, 2004).

L'utilisation des RNA en vue de prédire les défaillances des entreprises s'est développée à partir des années 80 en réponse aux insuffisances des autres techniques utilisées à cet effet, notamment l'analyse discriminante.

Matoussi et Krichene (2010) ont fait le point sur les résultats obtenus en matière d'octroi des crédits. La plus importante est celle de Reilly, Collins, Scofield et Gosh (1990). Ces derniers ont mené une étude dans le cadre de l'octroi de crédit en utilisant un réseau RCE

« Restricted Coulomb Energy » à trois couches sur des prêts hypothécaires accordés durant les années 1984, 1985 et 1986.

L'état des remboursements a été évalué fin 1987 et les chercheurs conclurent qu'il est possible de prévoir avec une précision de 95% les prêts qui, s'ils sont acceptés, conduiront à des problèmes de remboursement.

Margheni, Benrejeb (2012) ont effectué une étude sur le crédit scoring par les réseaux de neurones artificiels. Pour ce faire, les chercheurs ont procédé à une comparaison entre le modèle utilisé par la banque, un modèle hybride associant un système expert à un modèle statistique de régression non linéaire. La régression linéaire donne une bonne performance (76.8%), mais la préparation des données reste une tâche lourde car cette méthode reste sensible aux valeurs extrêmes, manquantes ou fausses. Le système expert quant à lui a une performance plus faible (65.1%) bien qu'il s'appuie sur un raisonnement logique. Le modèle global offre une performance de 73.4% contre de meilleurs résultats obtenus par le réseau de neurones artificiels avec un bon classement global de 78.3% offrant ainsi plus de précision lors du classement des risques. Ce constat est confirmé par **Matoussi, Abdelmoula (2010)** qui ont confirmé la supériorité de la méthode basée sur les RNA en termes de bons classements, notamment appuyés par **Tam Kiam (1992)**.

Plus précisément, un RNA est constitué de :

- **Des entrées** : qui sont les variables explicatives: x_i , les ratios financiers dans notre cas.
- **Les poids synaptiques associés** : w_i
- **Une fonction de sommation** : $a = \sum w_i * x_i - b$
- **Une fonction de transfert ou fonction d'activation** : $f(a)$, généralement c'est la fonction sigmoïde $(\frac{1}{1+e^{-a}})$.
- **La sortie** : étant comprise entre 0 et 1.

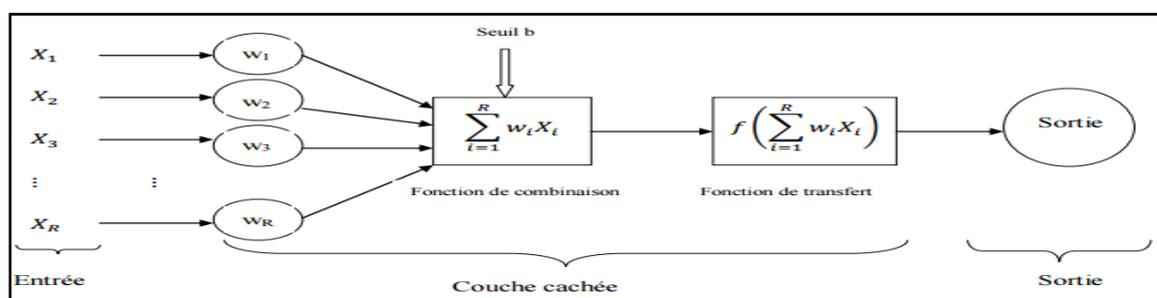


Figure 1: Schéma des réseaux de neurones¹⁵

¹⁵A.Guisani (2014) dans sa thèse de doctorat : « Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers » adapté de Tufféry, 2012.

Il existe différents modèles de réseau de neurones (**Stéphane Tufféry, 2010**), les principaux sont :

- **Le perceptron multicouche (PMC) :**

Le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels organisé en couches dans lequel l'information voyage dans un seul sens de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La couche d'entrée est une couche virtuelle associée aux entrées du système, elle ne contient aucun neurone. Les couches suivantes sont des couches de neurones.

Théoriquement, ce réseau peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones ou d'entrées par couche également quelconque. Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées. Les poids de ces connexions gouvernent le fonctionnement du réseau et programment une application de l'espace des entrées vers l'espace des sorties à l'aide d'une transformation non linéaire.

Ce réseau est bien adapté à la découverte de modèles complexes et non linéaires. Sa puissance s'appuie sur la possibilité d'approcher n'importe quelle fonction suffisamment régulière.

- **Le réseau à fonction radiale de base (RBF : Radial Basis Function) :**

Le RBF est similaire au PMC à la différence qu'il travaille avec une seule couche cachée et utilise pour calculer la valeur de chaque nœud de la couche cachée pour une observation non pas la somme des valeurs pondérées des nœuds du niveau précédent, mais la distance séparant dans l'espace cette observation du centre du nœud.

- **Le réseau de Kohonen :**

Le réseau de Kohonen est un réseau à apprentissage non supervisé, c'est un réseau qui s'auto-organise autour des données. La différence avec le PMC est qu'il n'y a pas de variable à prédire. Son objectif est d'apprendre la structure des données afin de pouvoir y distinguer des classes. Plus récemment on recourt (**Stéphane Tufféry, 2010**) aux réseaux par estimation de densité de Speck (1990) soit pour le classement (Réseau PNN : Probabilistic neural networks) ou pour la prédiction (réseau GRNN : general regression network)

Les principaux reproches adressés à cette méthode sont :

- La principale limite des RNA est que les résultats émanent de ce qu'on pourrait qualifier par abus de langage de « boîte noire ». En effet, il n'est pas possible de suivre le raisonnement étape par étape. En d'autres termes, il n'est pas possible d'expliquer et de justifier les résultats obtenus.

- Comme les autres modèles, les RNA sont sensibles à la qualité des données d'entrées, ils conviennent plus pour traiter des variables quantitatives continues.
- Le risque de sur apprentissage, en effet, la méthode a tendance à coller à l'année au cours de laquelle a été appliquée la méthode ce qui réduit considérablement sa performance dans le temps.

Lors de ce chapitre nous avons exposé les différentes méthodes que pouvait employer une banque afin de construire son système de notations internes tout comme, à défaut, elle pouvait se référer aux notations externes lorsque celles-ci sont disponibles.

Au final, il n'existe pas de modèle pouvant être appliqué dans tout les cas de figure. Chaque banque à la latitude, dans les respects des normes et de la réglementation nationale qui lui ai imposé, de construire son propre modèle. Ce dernier est sensé être cohérent avec son appétence pour le risque mais aussi être adapté au portefeuille faisant l'objet de la modélisation. En effet, les modèles totalement experts sont généralement dédiés aux grandes Corporate, les pondérations étant fixées par des experts au sein de la banque.

Les modèles purement statistiques conviennent bien au PME, même si il est fréquent de rencontrer des modèles hybrides faisant appel à des techniques statistiques pour la partie financière et à l'expertise pour la partie qualitative et comportementale.

CHAPITRE 3

*Éléments conceptuels et
contexte de l'étude*

Chapitre 3 : Eléments conceptuels et contexte de l'étude

La chute vertigineuse des prix du pétrole en 2014 conjuguée à la forte appréciation du dollar par rapport à l'euro et à d'autres devises a eu un impact important sur l'économie algérienne et notamment le secteur bancaire.

En effet, eu égard au choc externe, le rythme d'expansion des crédits à l'économie qui ont progressé de 16.57% au cours de l'année 2015 contre 26.15% en 2014, ne semble plus être soutenable sans que les banques aient recours au refinancement auprès de la banque d'Algérie. Or, l'une des principales conséquences de ce choc est la forte baisse des dépôts du secteur des hydrocarbures ce qui a engendré une forte contraction de la liquidité bancaire en 2015.

Par ailleurs, l'analyse de la structure des crédits à fin 2015 par secteur juridique, déduction faite des rachats de créances non performantes, montre que :

- 50,69 % des crédits sont accordés au secteur public,
- 49,31 % au secteur privé dont seulement 6,39 % aux ménages.

En conséquence, les banques doivent faire preuve de plus de sélectivité lors de l'octroi des crédits et adopter une stratégie cohérente en matière de gestion de ce risque à l'origine de leur activité principale.

La notation interne est un outil qui pourrait s'avérer bien utile à cet effet.

Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser de plus près au contexte de notre étude. La Banque Nationale d'Algérie en quelques chiffres ainsi que ces pratiques en matière de gestion du risque crédit. Pour finir nous aborderons d'un point de vue théorique les exigences qualitatives d'un bon système de notation interne.

Section 1 : Présentation de la structure de stage

1. Présentation de la Banque Nationale d'Algérie

La Banque Nationale d'Algérie, première banque commerciale nationale en Algérie indépendante, a été créée par l'Ordonnance n°66-178 du 13/06/1966 portant création et fixant les statuts de la Banque Nationale d'Algérie, publiée dans le journal officiel de la république algérienne n° 51 du 14 juin 1966.

Elle exerçait toutes les activités d'une banque universelle et était chargée en outre du financement de l'agriculture.

En 1982, la BNA est restructurée avec la création d'une nouvelle banque spécialisée qui aura pour vocation principale la prise en charge du financement et la promotion du monde rural, la Banque de l'Agriculture et du Développement Rural (BADR).

La loi n° 88-01 du 12 janvier 1988 portant orientation des entreprises économique vers leur autonomie a eu des implications incontestables sur l'organisation et les missions de la BNA qui devient une entité juridique autonome dotée du statut d'Entreprise Publique et Economique (EPE).

La loi n° 90-10 du 14 avril 1990 relative à la Monnaie et au Crédit (présentement abrogée) quant à elle, a posé une refonte radicale du système bancaire en harmonie avec les nouvelles orientations économiques du pays.

Ainsi, au vu de ces deux textes, la BNA a engagé des réformes tant sur le plan interne que sur celui de la gestion sociale. Ces actions soutenues ainsi que la situation et les performances de l'institution ont fait, par délibération du Conseil de la Monnaie et du Crédit du 05 septembre 1995 que la BNA a été la première à obtenir son agrément.

A l'instar des autres banques, la BNA est dès lors, considérée comme une personne morale qui effectue, à titre de profession habituelle et principalement des opérations portant sur la réception de fonds du public, des opérations de crédit ainsi que la mise à disposition de la clientèle, des moyens de paiement et la gestion de ceux-ci.

Au mois de Juin 2009, le capital de la BNA a été augmenté. Il a été porté de 14.600 milliards de dinars à 41.600 milliards dinars par l'émission de 27.000 nouvelles actions de 01 million de dinars chacune, souscrites et détenues par le Trésor Public.

2. La BNA en quelques chiffres

Afin d'avoir une vision plus précise de l'activité de la BNA, il serait intéressant de se pencher sur certains indicateurs d'activité :

Intitulés	2014	2013	Ecart
Rentabilité			
Rentabilité des Fonds Propres	13,10%	11,33%	1,77
Rentabilité des Actifs	1,14%	1,38%	-0,24
Ratios financiers			
Fonds Propres / Total Bilan	8,67%	12,22%	-3,55
Dépôts / Total Bilan	62,43%	64,21%	-1,78
Crédits / Total Bilan	69,41%	60,21%	9,20
Crédits / Dépôts	111,18%	93,77%	17,41
Productivité			
Marge d'Intérêts / PNB	73,08%	71,24%	1,84
Commissions Nettes / PNB	26,47%	28,27%	-1,80
Masse Salariale / PNB	7,44%	8,09%	-0,65
Commissions Nettes / Masse Salariale	355,79%	349,21%	6,58
Ratios Réglementaires			
Ratio de solvabilité	-	29,55%	-
Activité commerciale		En millions de Dinars	
Total du bilan	2 620 619	2 185 693	434 926
Fonds propres	227 101	267 176	-40 075
Bancarisation			
Effectif global	5 078	5 143	-65
Comptes clientèle	2 406 796	2 331 789	75 007
Nombre de sièges	209	208	01
Intitulés	2014	2013	Ecart
Produits bancaires	113 743	97 441	16 302
Charges bancaires	24 636	18 948	5 688
Marge bancaire (PNB)	89 107	78 493	10 614
Résultat net	29 754	30 260	-506

Tableau 10: Indicateurs chiffrés sur la BNA

3. Commentaires et interprétation

Le total du bilan, a progressé de 19,90%, en passant de 2 185 693 millions de Dinars en 2013 à 2 620 619 millions de Dinars à fin 2014.

Sur le plan commercial, l'encours global des crédits hors impayés s'est élevé à 1 800 420 millions de Dinars, un accroissement de 504 926 millions de Dinars par rapport au précédent exercice.

En parallèle, les dépôts de la clientèle ont évolué de 16,57% (232 563 millions de Dinars) en 2014 passant de 1 403 422 millions de Dinars en 2013 à 1 635 985 millions de Dinars en 2014.

En termes de rentabilité, le produit net bancaire (PNB) est de 89 107 millions de Dinars à fin 2014 contre 78 493 millions de Dinars l'année précédente affichant une progression de 10 614 millions de Dinars (13,52%).

Le bénéfice net accuse une légère baisse de 506 millions de Dinars en 2014, comparativement à fin décembre 2013 pour passer de 30 260 millions de Dinars à 29 754 millions de Dinars.

Section 2 : Gestion du risque crédit au niveau de la BNA

1. Focus sur la situation de l'activité crédit

Alors que les emplois à court terme ont accusé une baisse à hauteur de (5.24%) en 2014 par rapport à 2013, les emplois à long terme, donc les crédits d'investissement ont connu une évolution notable de 44.42%.

Cette évolution des emplois est accompagnée par une hausse des impayés publics de 24.38% atténué par une baisse des impayés privés de 18,84%. En revanche, les créances compromises ont connu une hausse de 10.53% ce qui est assez important, notamment si l'analyse se fait en montant (9 097 millions de dinars).

En millions de Dinars

Intitulés	2014	2013	Ecart	
			valeur	(%)
Emplois à court terme	134 645	142 096	-7 451	-5,24
Publics	125 718	132 062	-6 344	-4,80
Privés	8 927	10 034	-1 107	-11,03
Emplois à MLT	1 665 775	1 153 398	512 377	44,42
Publics	1 468 909	1 008 774	460 135	45,61
Privés	196 866	144 624	52 242	36,12
Impayés	18 535	20 435	-1 900	-9,30
Publics	5 612	4512	1 100	24,38
Privés	12 923	15923	-3 000	-18,84
Total emplois publics	1 600 239	1 145 348	454 891	39,72
Total emplois privés	218 716	170 581	48 135	28,22
Total Emplois (1)	1 818 955	1 315 929	503 026	38,23
Autres emplois (2)	12 711	-81	12 792	-15 792,6
Créances compromises	95 478	86 381	9 097	10,53
Provisions pour dépréciation	-90 751	-88 117	-2634	-2,99
Autres créances	7 984	1 655	6 329	382,42
Total des créances (1+2)	1 831 666	1 315 848	515 818	39,20

Tableau 11: Indicateurs sur l'activité crédit de la BNA

2. Classement et provisionnement des créances

Le classement et le provisionnement des créances à la BNA se fait conformément au disposition du règlement de la Banque d'Algérie n14+03 du 16 février 2014 relatif aux règles de provisionnement. La Banque d'Algérie définis alors les classes ainsi que les taux de provisionnement suivantes :

- **Créances à problème potentiels : Au taux de provisionnement de 20%**

Ce sont les créances dont le recouvrement total ou partiel est incertain à savoir :

- Les crédits enregistrant au moins un impayé depuis 90jours,
- Les crédits-bails dont, au moins un loyer n'est pas honoré depuis 90jours,
- Les soldes débiteurs des comptes courants n'ayant pas enregistré de mouvements créditeurs, pendant une période de 90 à 180jours,
- Les crédits immobiliers particuliers enregistrant des impayés depuis au moins 6 mois.

- **Les créances très risquées : *Au taux de provisionnement de 50%***

Les créances de toute nature dont le recouvrement total ou partiel est plus qu'incertain, il s'agit notamment :

- Des crédits enregistrant au moins, un impayé depuis 180 à 360 jours,
- Des crédits immobiliers aux particuliers enregistrant des impayés depuis au moins 12 mois,
- Des créances détenues sur une contrepartie déclarée en règlement judiciaire,
- Des créances dont la matérialité ou la consistance est contestée par voie judiciaire.

- **Les créances compromises : *Au taux de provisionnement de 100%***

Les créances dont le recouvrement total ou partiel est compromis et dont le reclassement en créances courantes n'est pas prévisible, il s'agit notamment de :

- Des crédits enregistrant au moins, un impayé depuis 360 jours,
- Des crédits immobiliers aux particuliers dont les échéances mensuelles n'ont pas été honorées depuis plus de 18 mois,
- Des soldes débiteurs des comptes courants n'ayant pas enregistré de mouvements créditeurs depuis plus de 360 jours,
- Des créances frappées pas de déchéance du terme,
- Des créances détenues sur une contrepartie en faillite, en liquidation ou en cessation d'activité.

3. Le CagexRating :

Le CagexRating est un système de notation financière externe.

Il s'agit d'un système d'évaluation et d'estimation du risque de crédit de l'entreprise en vue de renseigner sur sa solvabilité. Le CagexRating détermine une note à partir d'un score global permettant de qualifier le niveau de risque crédit.

Il a été mis en place à la BNA en 2014. Actuellement il est utilisé en tant qu'outil de prise de décision : acceptation de dossier avec ou sans conditions, prise de garantie, refus. D'autres parts, il sert aussi à classer les clients par catégories homogènes en termes de sa probabilité de défaut.

Le score est élaboré à partir d'indicateurs financiers mais aussi qualitatifs. Toute fois, de part la configuration de marché algérien des entreprises, il n'est pas toujours évident de remplir les champs qualitatifs, les entreprises étant à caractère familiale et se refusant parfois à

communiquer des informations relatifs au management par exemple. Par conséquent, la note est souvent le reflet des variables financières.

Telles que précisé dans sa note de présentation, le rating délivré est délivré sur la base d'un score, représente une opinion sur :

- La probabilité qu'une obligation financière soit honorée à temps et selon les prescriptions contractuelles ;
- La solvabilité et la crédibilité de l'entreprise notée ;
- Les risques liés à l'environnement économiques...

Section3 : La notation Interne

Rouges (2003) fait état de la littérature relative à la notation bancaire interne.

Selon **Saunders (2002)**, la notation permet de quantifier le risque lié à un client ou à un crédit. Elle est le plus souvent attribuée lors de l'entrée en relation du client avec la banque. Elle est généralement révisée à des intervalles réguliers ou à la suite d'événements susceptibles de modifier significativement le niveau de risque d'un client.

Selon **Rouges (2003)**, les études sur la notation bancaire restent rares du fait de la difficulté à se procurer des données bancaires. Toutefois, quelques auteurs s'y sont intéressés, notamment **Treacy et Carey (2000)** dans une étude descriptive où ils ont examiné les systèmes de notation des 50 plus grandes banques des Etats Unis.

Ils ont constaté une grande diversité dans les modèles de notation interne. Bien que l'ensemble des institutions financières utilisent des facteurs de risques similaires, il existe néanmoins des différences entre les poids affectés à chaque facteur lorsque le processus de notation est basé sur des systèmes experts mais ont également relevé la réticence des banquiers à laisser un modèle mécaniste attribuer la note, ce qui est cohérent avec leur méfiance vis-à-vis des scores.

La note est généralement attribuée lors de l'entrée en relation, qui coïncide souvent avec le premier crédit, et revue régulièrement, notamment lors de renouvellements ou de nouveaux octrois.

1. Architecture d'un système de notation (Treacy et Carey ,2000) :

L'architecture du système de notation interne peut être :

- A une dimension (une note globale est attribuée à chaque prêt)

- A deux dimensions; la solvabilité de chaque emprunteur est déterminée de manière globale, et la probabilité de défaut (PD) est évaluée séparément de la perte en cas de défaut (LGD), en tenant compte des garanties.

Ces deux auteurs recommandent un système de notation à deux dimensions, estimer que 60% des institutions financières dans leur enquête avait des systèmes unidimensionnels.

En outre, **Saunders (2002)** relève que la **BRI (2000)** a constaté que les banques sont plus en mesure d'évaluer la PD de leurs emprunteurs que d'estimer les LGD.

Rouges (2003) fait aussi référence à **Dietrich et Kaplan (1982)** qui semblent être les pionniers dans l'explication de la notation bancaire par des données comptables au moyen d'une régression linéaire. Il rajoute aussi **Laitinen (1999)**, dans le courant du « traitement humain de l'information », qui tente d'expliquer la décision bancaire d'attribution de la note par des données comptables et qualitatives et des méthodes de régression linéaire et *logit*.

Ainsi, et malgré la réticence des banquiers à laisser un modèle mécaniste attribuer des notes et leur méfiance vis-à-vis de ces méthodes **Treacy et Carey (2000)**, ces modèles semblent donner d'assez bons résultats.

Enfin, les travaux de **Krahenet Weber (2001)** sur des données bancaires allemandes, ont abouti à ce qu'on pourrait nommer des normes ou des critères en matière de rating : les « *Generally Accepted Rating Principles* ».

2. Exigences en matière d'élaboration d'un SNI

Les systèmes de notations peuvent être définis mathématiquement comme étant une fonction R qui assigne à chaque élément de l'ensemble « entreprises » une valeur de notations, telle que: $R: \{\text{entreprises}\} \rightarrow \{\text{Note}\}$.

Ces valeurs de notation, peuvent être des catégories, à savoir $\{A, B+, B, B-, \dots\}$, ou des valeurs d'un intervalle $[r_{\min}, r_{\max}]$.

Les auteurs définissent quelles sont les exigences que doit remplir un SNI. Ces exigences concernent particulièrement les Pd qui constituent la variable centrale d'un SNI. Par ailleurs ces Pd doivent être transposables en échelle de notation. Aussi, les auteurs proposent des exigences en matière de surveillance de la validité et de la fiabilité des SNI.

Exigence 1 (Exhaustivité): le système de notation d'une banque devrait être en mesure d'évaluer tous les clients passés, actuels et futurs. Cette exigence définit l'ensemble potentiel des entreprises à évaluer, le système de notation d'une banque devrait être en mesure de faire

face à tous les clients possibles. Cette disposition est tout à fait générale et reste difficile à satisfaire car il peut y avoir de futurs clients et des critères de risque qu'une banque n'est pas en mesure d'imaginer.

Cependant, la banque doit veiller à ce que son SNI soit suffisamment souple pour faire face à tous les types prévisibles de risque.

Il ne faudrait pas par exemple que le SNI ne soit pas en mesure d'évaluer des entreprises étrangères ou qu'il ne traite pas certains secteurs.

Exigence 2 (Complétude): Une banque doit évaluer tous les clients actuels et continuer à noter ses anciens clients. Dire qu'une banque devrait évaluer tous ses clients actuels est plutôt trivial, l'idée étant qu'une banque devrait continuer à noter ses anciens clients

Ce qui n'est pas toujours évident car les données comptables ainsi que les données qualitatives peuvent ne plus être disponibles pour les anciens clients.

C'est pourquoi, la banque devrait faire l'effort de maintenir et d'actualiser sa base de données de notation. En effet, il est important pour le back testing ainsi que pour le développement de la notation que la banque dispose d'un ensemble continu d'informations.

Exigence 3 (Complexité): Une banque devrait avoir autant de systèmes de notation différents que nécessaire et aussi peu que possible. Les raisons de choisir le nombre de notes. Les systèmes doivent être transparents.

La question est donc de savoir s'il faudrait avoir une seule fonction R ou s'il devrait y avoir plusieurs fonctions. Mathématiquement parlant, il est tout à fait possible de concevoir une fonction R applicable à toutes les sociétés

Exigence 4 (POD-définition):

Les probabilités de défaut doivent être bien définies.

Cette exigence stipule qu'une banque doit avoir une bonne définition des POD.

Exigence 5 (Monotonie):

Cette exigence décrit la relation entre la note et la Pd.

i) $Pd(\text{société X}) = Pd(\text{société Y}) \Rightarrow R(\text{société X}) \sim R(\text{société Y})$,

Si deux Pd sont identiques, les ratings sont équivalents.

ii) $Pd(\text{société X}) < Pd(\text{société Y}) \Rightarrow R(\text{société X}) \hat{=} R(\text{société Y})$,

Si la Pd de la société X est inférieure à celle de la société Y, alors le rating de la société X doit être au moins équivalent à celui de Y si ce n'est meilleur.

iii) $R(\text{société X}) \hat{=} R(\text{société Y}) \Rightarrow POD(\text{société X}) < POD(\text{société Y})$.

Si le rating d'une société X est meilleur comparé à une autre société Y alors la Pd de X doit être inférieure à celle de Y.

Exigence 6 (Finesse): Le système de notation peut varier dans le degré de finesse. Il devrait toujours être aussi fin que possible. Il s'agit surtout de définir correctement le nombre de catégories qu'il devrait avoir suite au mapping des Pd.

Exigence 7 (Fiabilité): Le système de notation doit être fiable.

Supposons qu'une entreprise ait une certaine Pd. La note doit être identique quelle que soit la personne qui évalue, ou le moment où l'estimation est faite. Notez que cette exigence ne suppose pas que la note ne change pas. La note pourrait changer avec la solvabilité du client, ou le long du cycle économique. Cependant, elle doit rester constante, si la solvabilité ne change pas.

Exigence 8 (Back-testing): La Pd ex-ante ne doit pas être significativement différente de la ex-post. Cette exigence souligne aussi la nécessité de disposer d'une base de données importante.

Exigence 9 (efficacité informationnelle): Toutes les informations disponibles doivent être modélisées correctement dans le classement.

Exigence 10 (développement du système): Un système de notation doit être amélioré au fil du temps. En effet, si une banque constate des lacunes dans sa note elle devrait être prête à changer ou améliorer son système de notation.

Exigence 11 (gestion des données): les données de notation passées et en cours devraient être facilement disponibles.

Exigence 12 (compatibilité d'encouragement): Le processus de notation doit être intégré dans l'organisation des activités de crédits.

Exigence 13 (conformité interne): Les résultats obtenus par les ratings doivent être constamment surveillés et faire l'objet de suivi.

Exigence 14 (conformité externe): Cette exigence est dictée dans la même optique que la précédente. Le SNI doit être contrôlé soit périodiquement soit de manière aléatoire par une entité neutre.

3. Notations et probabilité de défaut

Selon (Weber et Krahnén 2000), le rating d'une corportate est défini comme étant le mapping de sa probabilité de défaut avec un nombre discret représenté par une classe ou une catégorie de rating.

La Pd est une variable continue comprise entre 0 et 1, ce qui tombe sous le sens vu que c'est une probabilité. **Pd : firme** → [0,1]

4. Les modèles de notation

Selon **Weber et Krahn** (2000). Il existe une variété de procédures pour arriver à une note : La procédure typique utilisée est le scoring. Elle repose sur un ensemble bien défini de critères, dont chacun est marqué séparément. Les scores individuels relatifs à l'ensemble des critères sont pondérés et additionnés, ce qui donne la note globale.

Ce score est traduit dans l'une des classes de notation, définie comme un intervalle sur la ligne réelle qui va d'un score global minimum à son maximum.

L'exemple le plus connu est la fonction z-score proposé par Edward Altman en 1977.

Cet auteur a suggéré de faire une régression des taux de défaut historiques sur un ensemble de variables comptables, afin de discriminer entre les émetteurs ayant fait défaut par la suite et ceux n'ayant pas fait défaut.

Les coefficients de pondération estimés sont ensuite utilisés pour déterminer la probabilité de défaut d'une entreprise, dans une fonction appelée le z-score. Cette z-score peut être par la suite traduite en classe de notation. Aussi, l'ensemble des méthodes statistiques décrites dans le chapitre précédent peuvent être utilisé pour aboutir au score.

Une approche différente de la notation est illustrée par le modèle de l'entreprise publique KMV. Construite à partir du modèle de Merton (1974) basée sur la théorie des options. Les taux de défauts sont estimés à partir de la variation du cours des actions attendus sur une période déterminée, généralement une année.

A la différence du scoring, il n'est pas nécessaire de recueillir des informations comptables, ni de recourir à une fonction de pondération. L'approche de KMV nécessite une série chronologique retraçant l'évolution du cours des actions sur le marché et une estimation du niveau de la dette de la firme.

L'étude porte sur les plus grandes banques allemandes de la place. Toutes les banques incluses dans le champ de l'étude ont recours au scoring pour construire leur notation.

Les principales différences entre les institutions sont dans le choix des critères ainsi que les poids qui leurs sont accordés, notamment les critères qualitatifs.

Aux termes de ce chapitre nous avons posé le contexte de notre étude ainsi que les concepts afférents à la construction d'un système de notation interne.

Tout comme chaque agence de notation à sa propre méthodologie de notation, chaque banque est en mesure d'adopter sa propre méthode. Un même emprunteur, noté par plusieurs banques peut avoir une cote différente.

Comme souligné précédemment, la notation est sensé mesuré le risque de non remboursement, c'est pourquoi elle doit être précise et refléter au mieux la capacité d'un débiteur à honorer ses engagements au terme convenu. Dans le chapitre qui suit nous allons tenter de proposer un modèle pouvant satisfaire ce besoin.

CHAPITRE 4

Mise en place d'un système de notation interne au sein de la Banque Nationale d'Algérie

Chapitre 4 : Mise en place d'un système de notation interne au sein de la BNA

Au vue de ce qui a été exposé précédemment nous entamons dans ce dernier chapitre l'analyse empirique. Le modèle de notation que nous allons proposer est un modèle purement statistique. A cet effet, il est utile de faire référence à certains concept en matière de data Mining.

Littéralement, le data Mining signifie « fouille de données ». Selon **Stéphane Tueffery (2010)**, il s'agit de « *l'ensemble des méthodes et techniques destinées à l'exploration et l'analyse de bases de données en vue de détecter dans ces données des règles, des associations, des tendances inconnues ou cachées, des structures particulières restituant l'essentiel de l'information utile tout en en réduisant la quantité de données* »

Les principales techniques de data Mining et d'analyse peuvent être répartis en deux grandes familles :

- **Les techniques descriptives** : dites aussi « exploratoires » Elles ont pour objet de réduire, résumer et synthétiser les données, il n'ya pas de variable cible.
- **Les techniques prédictives** : Elles visent à expliquer les données à travers une extrapolation des données existantes. il ya une variable cible une variable à expliquer : Le défaut dans notre cas.

Dans ce dernier chapitre nous allons présenter les différentes variables utilisées dans l'analyse empirique en vue de construire un système de notation interne. L'approche adoptée comme on le verra est quantitative.

Section1 : Données et méthodologie de l'étude

1. L'échantillon de l'étude :

Notre étude a porté sur un échantillon de 103 entreprises domiciliées auprès de la BNA et ayant bénéficié de financement d'investissement et d'exploitation, dont 58 défailtantes.

La base a été extraite à partir du logiciel CagexRating et complétée par des supports disponibles au niveau de la DPME au vue de l'insuffisance du nombre de dossiers, notamment les dossiers classés.

L'échantillon comprend des entreprises appartenant à différents secteurs d'activité (commercial, industriel, service...). Aussi les entreprises sont de taille relativement différente. Les états financiers utilisés pour la construction de l'échantillon datent de 2013.

20 % de l'échantillon a été réservé pour l'étape de validation du modèle. Les 85 observations restantes se sont réparties ainsi :

Hypothèse : L'échantillon d'études est représentatif de la population

Variable	Modalités	Effectifs	%
Classe	0 saines	36	42%
	1 Non saines	49	58%

Tableau 12: La répartition de la population entre les deux groupes

L'entreprise est considérée défailtante si elle a un impayé de 3 mois et plus ce qui correspond à la définition baloise du défaut.

2. Choix des variables de l'étude :

2.1 Justification du choix des variables :

Eric Paget-Blanc (2001) a dans ses travaux, après une brève revue de la littérature, a mis en évidence quels étaient les déterminants du rating notamment, à partir des méthodologies publiées par les agences de rating.

Académiquement, de nombreuses études empiriques ont été effectuées afin d'identifier les déterminants des ratings.

Horrigan (1966), West (1970) et Pogue et sodofsky (1969), précurseur dans ce champ, ont utilisé de simples modèles de régression par les moindres carrés ayant pour variable dépendante le rating. Dans l'ensemble, les coefficients de détermination ont indiqué que le

rating pouvait s'expliquer conséquemment par un nombre de variables relativement réduit (entre trois et cinq). En outre, les facteurs ayant eu le plus d'impact sur le rating sont l'actif total, le niveau d'endettement (mesuré par rapport aux fonds propres ou au cash-flow), la couverture des charges d'intérêt, la rentabilité et la volatilité des résultats. En revanche, que les variables de liquidité ne sont pas citées.

Les résultats de **Eric Paget-Blanc (2001)** ont montré que :

- Les corrélations les plus importantes avec Pd ont été enregistrées avec les ratios de rentabilité,
- Les corrélations les plus faibles ont été constatées avec les ratios de liquidité, le ratio de couverture des frais financiers,
- Une corrélation significative est observée pour les indicateurs d'endettement de capitalisation de génération de cash-flow et de croissance du chiffre d'affaire.

Ces résultats tendent à prouver que les critères de rentabilité et de taille sont les indicateurs financiers qui influencent le plus les agences de notation. Toute fois, il confirment le poids accordé par ces dernières à la capacité des entreprises à rembourser leur dette par la génération de cash-flow.

En Tunisie, Matoussi et al (2010) ont utilisé le ratio de structure financière dans leur étude de la faillite des firmes Tunisiennes et ont en déduit un impact positif sur la probabilité de défaut. Ce qui tombe sous le sens de la logique économique : Plus la proportion de la dette est importante dans la structure financière d'une entreprise et plus elle risque de subir un risque d'insolvabilité.

La taille (R1) pose soulève un certain dilemme, en effet, on peut dire que plus la taille de la firme est importante plus l'entreprise est puissante plus elle est solvable, néanmoins, rien nous empêche de dire que plus la taille de la firme est modérée plus elle est gérable plus elle est solvable. Krichène et al (2010) ont utilisé la taille afin de discriminer entre les firmes saines ou non ils ont trouvé que la taille permet d'accroître la probabilité de non défaillances.

Les ratios ont été choisis pour la simple raison qu'ils réduisent l'effet de la taille des entreprises. Nous avons par conséquent opté pour une multitude de ratios Une multitude de ratios organisés par thème (solvabilité, liquidité, structure financière.....). Par la suite, seules les variables significatives et peu corrélées entre elles ont été finalement retenues.

2.2 Présentation des variables et hypothèse de travail :

Hypothèse : Monotonie structurelle et empirique des variables.

La variable	La mesure	Le signe attendu
Indicateur de taille1	$R_1 = \text{Log}(\text{Actifs})$	<i>Négatif</i>
Indicateur de taille2	$R_2 = \text{Log}(\text{Fonds propres})$	<i>Négatif</i>
Structure financière 1	$R_3 = \text{DLMT} / \text{Capitaux propres}$	<i>Positif</i>
Structure financière 2	$R_4 = \text{DLMT} / \text{Capitaux permanents}$	<i>Positif</i>
Autonomie financière	$R_5 = \text{Capitaux propres} / \text{Dettes totales}$	<i>Négatif</i>
Autonomie financière à court terme	$R_6 = \text{Capitaux propres} / \text{DCT}$	<i>Négatif</i>
Poids de charges financières	$R_7 = \text{Charge financière} / \text{Chiffre d'affaire}$	<i>Positif</i>
Structure d'endettement à court terme (1)	$R_8 = \text{DCT} / \text{Total passifs}$	<i>Positif</i>
Structure d'endettement à long terme (2)	$R_9 = \text{DMLT} / \text{Total passifs}$	<i>Positif</i>
Rentabilité financière (ROE)	$R_{10} = \text{Résultat net} / \text{Capitaux propres}$	<i>Négatif</i>
Rentabilité économique (ROA)	$R_{11} = \text{Résultat net} / \text{Total actifs}$	<i>Négatif</i>
Marge nette	$R_{12} = \text{Résultat net} / \text{Chiffre d'affaire}$	<i>Négatif</i>
Profitabilité	$R_{13} = \text{Excédent brut d'exploitation} / \text{Total actifs}$	<i>Négatif</i>
Solvabilité 1	$R_{14} = \text{Capitaux propres} / \text{Total passifs}$	<i>Négatif</i>
Solvabilité 2	$R_{15} = \text{Frais financiers} / \text{Excédent brut d'exploitation}$	<i>Positif</i>
Liquidité 1	$R_{16} = \text{Fonds de roulement} / \text{Total actif}$	<i>Négatif</i>
Liquidité 2	$R_{17} = \text{Actifs courant} / \text{Passif à court terme}$	<i>Négatif</i>
Liquidité 3	$R_{18} = \text{Actifs courant} / \text{actif total}$	<i>Positif</i>
Rotation de l'actif	$R_{19} = \text{Chiffre d'affaire} / \text{Total actifs}$	<i>Négatif</i>
Rotation des immobilisations	$R_{20} = \text{Chiffre d'affaire} / \text{Immobilisations nettes}$	<i>Négatif</i>
Ratio relatif à l'exploitation1	$R_{21} = \text{Fonds de roulement} / \text{total actif courant}$	<i>Négatif</i>
Ratio relatif à l'exploitation2	$R_{22} = \text{créances client} / \text{CATTC}$	<i>Positif</i>

2.3 Assainissement des variables :

Avant de construire la fonction score qui servira de base pour le modèle, il est utile de procéder à un assainissement des variables utilisés en procédant à des tests univariés et multivariés.

➤ **Tests univariés :**

L'Objectif de ces tests est d'évaluer le pouvoir discriminant des variables **DeLaurentis (2010)**. En présence d'une variable qualitative et quantitative, la mesure adéquate est l'Eta. Un Eta proche de 10% indique une faible corrélation entre les variables. L'Eta-carré quant à lui est un estimateur de la taille de l'effet et de la puissance statistique. Ces deux mesures peuvent être obtenues sur SPSS. **Bourque, Blais et Larose (2009)**.

Mesures des associations		
	Eta	Eta carré
R9=DMLT/ Total passifs * Etat	,617	38%
R4=DLMT/ Capitaux permanents * Etat	,593	35%
R15=Frais financières /EBE * Etat	,497	25%
R3=DLMT/Capitaux propres * Etat	,481	23%
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs * Etat	,456	21%
R18=actifs courant/ actif Total * Etat	,435	19%
R1= Log(Actifs) * Etat	,403	16%
R8=DCT/Total passifs * Etat	,401	16%
R2=Log (Fonds propres) * Etat	,399	16%
R14=Capitaux propres/Total passifs * Etat	,355	13%
R10=Résultat net /Capitaux propres * Etat	,279	8%
R21=Fonds de roulement/Total actif courant * Etat	,236	6%
R22=créances client/CATTC * Etat	,217	5%
R17=actifs courant/ Passif à court terme * Etat	,202	4%
R20=Chiffre d'affaire/ Immobilisations nettes * Etat	,137	2%
R16=Fonds de roulement/ Total actif * Etat	,101	1%
R5=Capitaux propres /Dettes totales * Etat	,076	1%
R13=EBE/ Total actifs * Etat	,057	0%
R6=Capitaux propres/ DCT * Etat	,038	0%
R12=Résultat net/ Chiffre d'affaire * Etat	,016	0%
R7=Charge financière / Chiffre d'affaire * Etat	,013	0%
R11=Résultat net / Total actifs * Etat	,004	0%

Suite à cette mesure nous avons retenus les variables : **R9, R4, R15, R3, R19, R18, R1, R8, R2, R14, R10** afin d'effectuer les tests de corrélations bivariées.

➤ **Test bivarié :**

L'analyse des corrélations bivariés reste une étape indispensable **DeLaurentis (2010)** car :

- Une corrélation trop importante peut conduire à un problème dans l'estimation des coefficients de la fonction score,
- Des coefficients de corrélation important illustrent une quantité d'informations similaires contenues dans les variables ce qui peut être une source de confusion pour l'analyse,
- Certaines techniques, comme la régression logistique sont sensibles à la multi colinéarité des variables.

Pour l'analyse des corrélations nous avons utilisé le coefficient de *Spearman* (Bourque, Blais et Larose, 2009). Fondamentalement, il s'agit d'un cas particulier du coefficient linéaire de Pearson 'ρ', car il est calculé à partir des transformations des variables originelles. Toute fois, il présente l'avantage d'être non paramétrique Autrement dit, l'inférence statistique ne repose plus sur la normalité bivarié du couple de variables (X, Y).

Le ρ de Spearman étant une variante du coefficient de Pearson, il en reprend les propriétés essentielles, notamment en matière d'interprétation à savoir :

- $-1 \leq \rho \leq +1$;
- ρ prend la valeur 0 lorsque les variables sont indépendantes.

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

		Corrélations					
Rho de Spearman	R4=DLMT/ Capitaux permanents	R15=Frais financières /EBE	R18=actifs courant/ actif Total	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	R8=DCT/Total passifs	R1= Log(Actifs)	R10=Résultat net /Capitaux propres
R4=DLMT/ Capitaux permanents	1,000	,489	-,556	-,418	-,627	-,370	,489
R15=Frais financières /EBE	,489	1,000	-,378	-,351	-,541	-,430	,341
R18=actifs courant/ actif Total	-,556	-,378	1,000	,500	,661	,552	-,118
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	-,418	-,351	,500	1,000	,250	,094	,195
R8=DCT/Total passifs	-,627	-,541	,661	,250	1,000	,596	-,297
R1= Log(Actifs)	-,370	-,430	,552	,094	,596	1,000	-,395
R10=Résultat net /Capitaux propres	,489	,341	-,118	,195	-,297	-,395	1,000

Tableau 13: Analyse des corrélations Rho de Spearman

2.4 Statistiques descriptives :

Descriptives

Etat			Statistique	Erreur standard
R1= Log(Actifs)	saine	Moyenne	20,5904	,23020
		Asymétrie	,480	,393
		Aplatissement	,185	,768
	non saine	Moyenne	18,2942	,45928
		Asymétrie	,111	,340
		Aplatissement	-,667	,668
R4=DLMT/ Capitaux permanents	saine	Moyenne	,1999	,04055
		Asymétrie	1,515	,393
		Aplatissement	2,252	,768
	non saine	Moyenne	,6818	,05380
		Asymétrie	-,750	,340
		Aplatissement	-1,014	,668
R8=DCT/Total passifs	saine	Moyenne	,5074	,04354
		Asymétrie	-,484	,393
		Aplatissement	-,770	,768
	non saine	Moyenne	,2377	,04832
		Asymétrie	1,734	,340
		Aplatissement	3,478	,668
R10=Résultat net /Capitaux propres	saine	Moyenne	,5017	,27637
		Asymétrie	5,853	,393
		Aplatissement	34,773	,768
	non saine	Moyenne	4,0614	1,13075
		Asymétrie	2,080	,340
		Aplatissement	3,584	,668
R15=Frais financières /EBE	saine	Moyenne	,0531	,01446
		Asymétrie	1,957	,393
		Aplatissement	2,618	,768
	non saine	Moyenne	,3738	,05146
		Asymétrie	2,416	,340
		Aplatissement	7,051	,668
R18=actifs courant/ actif Total	saine	Moyenne	,6846	,03416
		Asymétrie	-,614	,393
		Aplatissement	-,706	,768
	non saine	Moyenne	,4367	,04119
		Asymétrie	,685	,340
		Aplatissement	-1,033	,668
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	saine	Moyenne	1,1818	,17327
		Asymétrie	2,662	,393
		Aplatissement	9,587	,768

	non saine	Moyenne	,4519	,04300
		Asymétrie	,927	,340
		Aplatissement	,658	,668

Tableau 14: Analyse des variables -statistiques descriptives-

Le **kurtosis** (asymétrie) et le **skewness** (aplatissement) sont des indicateurs de normalité des distributions, ils sont tout deux différents de zéro (0).

On en conclut que les distributions ne sont pas normal, d'où le recours au coefficient de corrélation de Spearman et non celui de Pearson dans ce qui vient de précéder.

Section 2 : Construction de la fonction score

1. L'analyse discriminante :

Hypothèse : Les distributions des variables sont normales.

L'analyse discriminante est une technique qui vise à étudier les relations une variable qualitative et un ensemble de variables explicatives quantitatives. Une de ses principales résultantes est la détermination les variables explicatives les plus discriminantes vi à vis des classes déterminées (**Ludovic LE MOAL , 2002**). (**Annexe 6**).

L'analyse des résultats de l'analyse discriminante se fera en trois (3) étapes successives (**Ludovic LE MOAL , 2002**):

1. Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes,
2. Vérification de la validité de l'étude,
3. Estimation des coefficients de la fonction discriminante.

a. Vérification de l'existence de différences entre les sous- groupes :

La vérification peut se faire grâce à trois (3) indicateurs: la moyenne ou la variance, le test du F et le Lambda de Wilks. Cette première analyse permet en outre de visualiser les variables les plus discriminantes entre les groupes.

	En cas d'influence	En absence d'influence
Moyenne ou variance	Différence	Similitude
Test du F	: F élevé Sig F tend vers 0,000	F faible SIG F >= 0,01 ou 0,05
Lambda de Wilks	<= 0,90	Tend vers 1

Tableau 15: Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes

Source : (**Ludovic LE MOAL , 2002**)

On opté sur SPSS pour la sélection des variables par le *Lambda de Wilks*. En procédant ainsi, étape par étape, les variables sont entrées dans l'analyse d'après leur capacité à faire baisser le lambda de Wilks.

Les variables qui minimisent le lambda de Wilks sont celles qui maximisent le F-ratio (**De Laurentis, 2010**). Ces deux indicateurs peuvent s'observer dans le tableau «**Tests d'égalité des moyennes des groupes**»

	Lambda de Wilks	F	Signification
R1= Log(Actifs)	,837	16,135	,000
R4=DLMT/ Capitaux permanents	,648	45,063	,000
R8=DCT/Total passifs	,839	15,892	,000
R10=Résultat net /Capitaux propres	,922	7,033	,010
R15=Frais financières /EBE	,753	27,273	,000
R18=actifs courant/ actif Total	,811	19,388	,000
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,792	21,757	,000

Tableau 16: Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes- Lambda de Wilks- F-

L'examen du F montre que ce sont les variables (**R4=DLMT/ Capitaux permanents**), (**R15=Frais financières /EBE**) et (**R19= Chiffre d'affaire / Total actifs**) qui sont les plus discriminantes. La variables ayant le moins d'influence est (**R10= Résultat net /Capitaux propres**) avec une significativité de 0,01. En outre selon le test du Lambda de Wilks, seule la variable (**R4= DLMT/ Capitaux permanents**) semble avoir une influence, ce qui est cohérent d'un point de vue financier vu que ce ratio est un indicateur de solvabilité. Autrement dit, un R4 élevé suppose une structure faiblement capitalisée, l'entreprise finance donc son activité avec de la dette et risque d'avoir des difficultés à faire face à ses différentes échéances.

b. Vérification de la validité de l'étude :

La validité de l'analyse discriminante peut être estimée à partir de trois (3) indicateurs :

• **Le test de Box :**

Ce test est utilisé pour tester l'homogénéité des matrices de covariances

Résultats du test	
M de Box	128,210
F	Approximativement 20,500
	Signification ,000

Tableau 17: Résultat du test de BOX

Le M doit être le plus élevé possible, il est de (128,210) dans notre cas. La significativité du test de F doit tendre vers 0, l'analyse ne serait pas valide s'il était supérieur à 0,05, l'analyse n'est pas valide. Dans notre cas, elle tend vers 0.

• **La corrélation globale :**

La corrélation globale se mesure quant à elle dans le tableau «Valeurs propres ». Plus la corrélation canonique est proche de 1, meilleur sera le modèle.

Elle est de 0.695 dans notre cas, ce qui atteste de la performance du modèle.

• **Le Lambda de Wilks :**

Plus la valeur du Lambda de Wilks est faible, plus le modèle est bon. On observe également sa significativité : plus elle est tend vers 0, meilleur, plus le modèle est bon.

Le modèle affiche un lambda de Wilks de 0.516 et un niveau de significativité proche de 0. Le modèle est donc bon.

Lambda de Wilks	Signification
,516	,000

Tableau 18: Le lambda de Wilks

c. Estimation des coefficients de la fonction discriminante.

Au final il est possible d'observer les pouvoir discriminant des axes dans le tableau « **Coefficients des fonctions discriminantes canoniques** » et d'en déduire ainsi la fonction discriminante, laquelle dans notre cas est égale à :

$$-0.858 + 1.905 R_4 + 1.763 R_{15} - 0.620 R_{19}$$

Équation 15: La fonction discriminante

$$P(Y_i = défaut) = \frac{1}{1 + \exp(-(-0.858 + 1.905 R_4 + 1.763 R_{15} - 0.620 R_{19}))}$$

Équation 16: Calcul de la probabilité de défaut (AD)

d. Qualité de la représentation :

Apprécier la qualité de la représentation revient à vérifier que la fonction discriminante classifie bien les individus en sous-groupes. Cette analyse peut se faire à travers l'analyse de la matrice de confusion qui regroupe les individus bien classés et mal classés.

Pour cela, on analyse la matrice de confusion qui regroupe les individus bien classés et les mal classés, il en sort que :

- 94.4% des entreprises saines sont biens classées
- 75.5% des entreprises non saines sont biens classées
- Le modèle a une performance globale de 83.5%

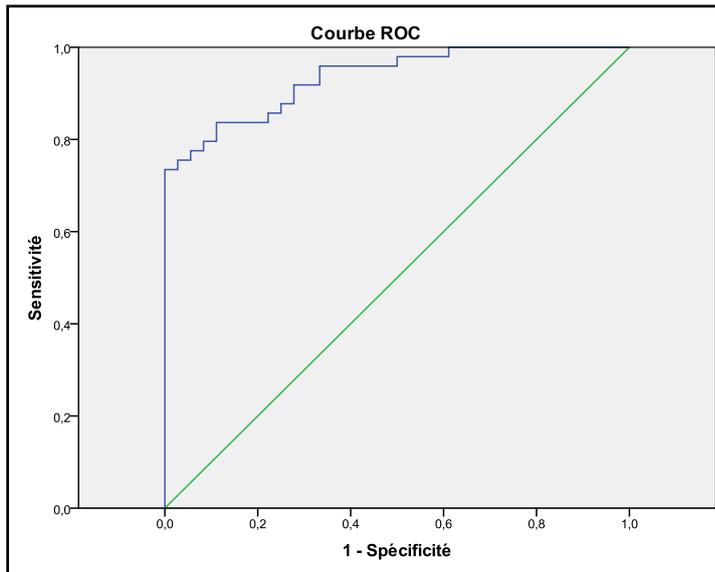


Figure 6: Courbe ROC Analyse discriminante

La courbe est au dessus de la bissectrice et l'AUC 0,935 indique une discrimination parfaite.

e. Passage d'un score à une probabilité de défaut :

Comme expliqué précédemment dans la partie théorique il est possible de déduire la probabilité de défaut à partir du modèle Logit.

2. Réseau de neurones :

Le réseau utilisé est le perceptron multicouche. Ce réseau (Stéphane Tufféry, 2010) se décompose en plusieurs couches : les variables en entrée, la ou les variables en sortie, et un ou plusieurs niveaux cachés. Chaque nœud d'un niveau est connecté à l'ensemble des nœuds du niveau précédent.

L'échantillon d'apprentissage regroupe 69.4% des observations. Le reste 30.6% à été utilisé pour le test. Cette répartition s'est fait par SPSS (Annexe 5).

Graphiquement, le réseau peut être schématisé ainsi :

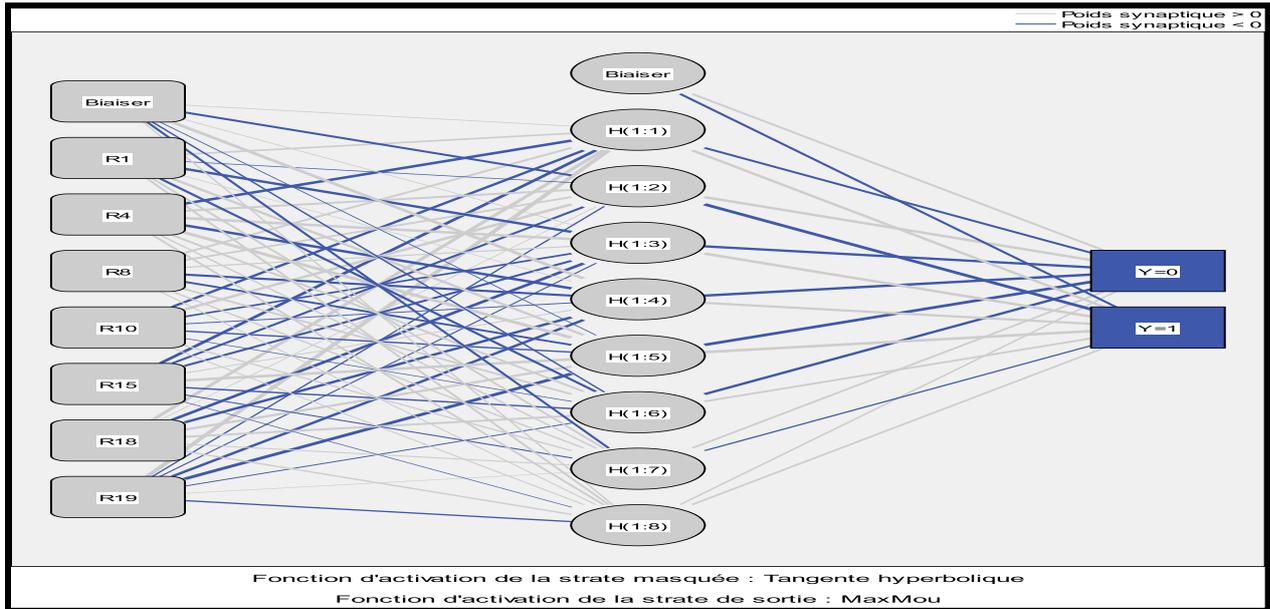


Figure 7: Représentation graphique du RNA "perceptron multicouche"

Le réseau est constitué de 8 couches d'entrées, 9 neurones sur une seule couche cachée, 2 couches de sorties.

a. Résultats :

Les résultats du traitement sur SPSS sont les suivants :

Classification				
Echantillon	Observations	Prévisions		
		saine	non saine	Pourcentage correct
Apprentissage	saine	28	0	100,0%
	non saine	1	30	96,8%
	Pourcentage global	49,2%	50,8%	98,3%
Test	saine	8	0	100,0%
	non saine	4	14	77,8%
	Pourcentage global	46,2%	53,8%	84,6%

Tableau 19: Taux de bon classement par le RNA

Pour l'échantillon d'apprentissage le modèle à obtenu un taux de bons classement de 98.3% avec un taux de 100% pour le groupe des entreprises saines, contre 96.8% pour le groupe des entreprises non saines.

Pour l'échantillon test, le réseau de neurone à obtenu une performance globale de 84,4% avec une identification parfaite des entreprises saines contre 77.8% pour les entreprises non saines.

b. La courbe ROC et l'indicateur AUC:

La courbe ROC (**Rakotomalala, 2015**) est un outil graphique qui permet d'évaluer et de comparer globalement le comportement des classifieurs. De plus il est possible de lui associé un indicateur synthétique AUC (Area Under the Curve), air sous la courbe.

Interprétation :

La courbe ROC met en relation le taux de vrais positifs TVP « Sensibilité » et le taux de faux positifs TFP en calculé comme « $TFP = 1 - \text{Spécificité}$ » dans un graphique nuage de points.

La courbe ROC peut être appréhendé comme étant une généralisation de la matrice de confusion.

Deux situations extrêmes peuvent survenir :

- La discrimination est parfaite. Tous les positifs sont situés devant les négatifs, la courbe ROC est collée aux extrémités Ouest et Nord du repère.
- Les scores sont totalement inopérants, le classifieur attribuent des valeurs au hasard, dans ce cas les positifs et les négatifs sont mélangés. La courbe ROC se confond avec la première bissectrice.

Le critère AUC peut être perçu comme étant une caractérisation numérique de la courbe ROC en calculant la surface située sous la courbe.

Elle exprime la probabilité de placer un individu positif devant un négatif. Un $AUC = 1$ exprime une discrimination parfaite. En revanche, si le classifieur attribue des scores au hasard, la courbe ROC se confondrait avec la première bissectrice ce qui équivaut à avoir un $AUC = 0.5$.

Valeur de l'AUC	Commentaires
AUC = 0.5	Pas de discrimination
$0.7 \leq AUC < 0.8$	Discrimination acceptable
$0.8 \leq AUC < 0.9$	Discrimination excellente
AUC ≥ 0.9	Discrimination exceptionnelle

Tableau 20: Interprétation de l'AUC

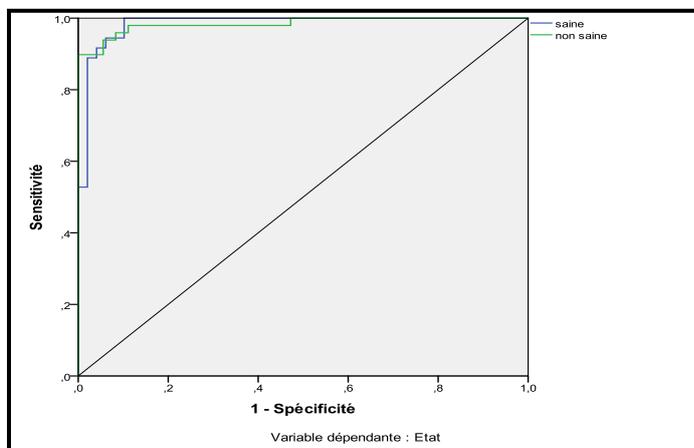


Figure 8: Courbe ROC RNA

		Zone
Etat	saine	,984
	non saine	,984

Tableau 21: Zone sous la courbe -RNA-

Les 2 courbes sont au dessus de la bissectrice et l'AUC indique une discrimination parfaite pour les deux groupes.

3. La régression logistique :

Nous avons procédé à la modélisation avec 7 ratios.

a. Résultats des traitements :

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau suivant :

Ratio	Signe attendu	β	Probabilité
Constante	-	7.262301	0.1534
R1= Log(Actifs)	Négatif	-0.460660	0.0773**
R4=DLMT/ Capitaux permanents	Positif	4.620752	0.0127*
R8=DCT/Total passifs	Négatif	-1.085137	0.3635
R10=Résultat net /Capitaux propres	Négatif	-0.239978	0.0875**
R15=Frais financières /EBE	Positif	14.46000	0.0023*
R18=actifs courant/ actif Total	Positif	2.172813	0.2807
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	Négatif	-2.268837	0.0181*

Tableau 22: Résultat de la régression logistique

- * Significatif au seuil de 5%, ** Significatif au seuil de 10%

Seules 3 variables sont significatifs au seuil de 5% parmi les 7 retenus dans le modèle. Nous avons testé l'hétéroscédasticité pour le modèle non linéaire logit.

La question de l'hétéroscédasticité dans les modèles non linéaire n'est pas tranchée en littérature. Toute fois, certains professeurs¹⁶ ont abordé la question et suggèrent que la présence d'hétéroscédasticité dans la variance des erreurs dans un modèle non linéaire estimé, pouvait conduire à des paramètres biaisés, voir non significatives.

En outre, Stéphane Tufféry (2010) argue que l'hétéroscédasticité pouvait être due à la présence d'individus hors norme. Quant à l'existence de relations non linéaires entre les variables explicatives, ou colinéarité, elle entraîne une moindre stabilité des résultats et éventuellement une aberration dans le signe des paramètres.

Et d'ailleurs, c'est pourquoi il est possible d'appliquer « Huber-White » lors de l'estimation sur e-views et stata.

Par ailleurs, cette hypothèse s'est confirmée dans notre travail, vu que suite à l'application de « Huber-White » la significativité des variables s'est améliorée.

Seules les variables significatives ont été maintenues dans le modèle finale: (Annexe 7)

¹⁶ <https://stat.ethz.ch/pipermail/r-help/2006-July/108722.html>
<http://davegiles.blogspot.com/2013/05/robust-standard-errors-for-nonlinear.html>

$$Z = 5.780171 - 0.348390R_1 + 3.941517 R_4 - 0.184697 R_{10} + 13.27059 R_{15} - 1.831866 R_{19}$$

Équation 17: Régression logistique après correction "Huber-White"

Variable	Coefficient	Prob.	Analyse financière des ratios
C	5.780171	0.1275	-
R1	-0.348390	0.0523	Plus la taille de l'entreprise augmente et plus le taux de défaut diminue
R4	3.941517	0.0048	Plus le taux d'endettement dans la structure financière de l'entreprise augmente et plus le taux de défaut augmente
R10	-0.184697	0.0277	Plus le ROE augmente et plus l'entreprise est capable de générer des résultats simplement par ses fonds propres, donc plus elle est rentable, donc le taux de défaut diminue
R15	13.27059	0.0017	Plus les charges financières absorbent l'excédent brute d'exploitation et plus l'entreprise est susceptible de se retrouver en situation de défaut.
R19	-1.831866	0.0023	Plus le chiffre d'affaire augmente, et plus l'entreprise est susceptible d'améliorer ses soldes de gestion et donc de couvrir ses charges financière, par conséquent de réduire sa probabilité de défaut.

Tableau 23: Interprétation des résultats

Le modèle ainsi construit est satisfaisant vu que le signe attendu de tous les ratios est cohérent avec la logique économique. En effet, l'endettement affecte positivement la probabilité de défaut, alors que le ROE l'affecte positivement... En outre, la constante est non significative, ce qui indique qu'il n'y a pas de variable omise dans la conception de ce modèle.

En se basant sur cette fonction on peut estimer la probabilité de défaut des entreprises :

$$P(Y_i = \text{défaut}) = \frac{1}{1 + \exp(-(5.780171 - 0.348390R_1 + 3.941517 R_4 - 0.184697 R_{10} + 13.27059 R_{15} - 1.831866 R_{19}))}$$

Équation 18: Calcul de la probabilité de défaut -Régression logistique-

b. Significativité globale du modèle :

➤ Test du rapport de vraisemblance :

Le test de rapport de vraisemblance consiste à confronter deux déviances **Rakotomalala (2015)**, celle du modèle étudié et du modèle trivial.

La statistique du test se calcule $LR = 2\log(L(\beta)) - 2\log(L(0))$ Elle suit une loi χ^2 de degré de liberté équivalent au nombre de variables inclus dans le modèle. Il est aussi possible de vérifier la significativité de la probabilité à un seuil fixé, généralement 5%.

Avec :

- $-2 (L(\beta))$: Dit aussi Log likelihood se calcule comme étant la valeur de $-2 * \ln$ (vraisemblance) lorsque tous les coefficients sont pris en compte.
- $-2 (L(0))$: Restr. log likelihood , se calcul comme étant la valeur de $-2 * \ln$ (vraisemblance) lorsque tous les paramètres égalent à zéro sauf la constante.

Log likelihood (L(β))	-22.61233
Restr. log likelihood (L(0))	-57.91948
LR statistic (5 df)	70.61431
Khi-deux χ^2_5	11,0704978
Probability (LR stat)	7.64E-14

Tableau 24: Test du rapport de vraisemblance

Le modèle est globalement significatif (Pr<0.05).

➤ **Le coefficient de détermination de McFadden :**

Le R² de McFadden est le plus adapté à la régression logistique **Rakotomalala (2015)**. Conceptuellement, il est proche du coefficient de détermination de la régression linéaire multiple et admet une interprétation similaire, en effet, il varie entre 0 (modèle pas meilleur que le trivial) et 1 (modèle parfait).

Le R² se calcule comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{L(\beta)}{L(0)}$$

Équation 19: Calcul du R de McFadden

Dans notre modèle il est égal à 60.96%, ce qui indique une bonne capacité prédictive

➤ **Le taux de bons classements :**

Le taux global de bon classement est de 85.88% avec 86.11% pour les entreprises saines contre 85.88% pour les entreprises en défaut.

➤ **Le test de Hosmer and Lemeshow :**

Le test de Hosmer-Lemeshow consiste à (**Rakotomalala, 2015**) évaluer la concordance entre les valeurs prédites et observées des observations regroupées en quantiles, typiquement des déciles (10 groupes).

La statistique de Hosmer & Lemeshow suit une loi de khi deux à g-2 degrés de liberté.

Lorsque la probabilité critique du test (p-value) est plus grand que le risque choisi, le modèle issu de la régression logistique est accepté. Autrement dit, cela signifie qu'il n'y a donc aucune différence significative entre les valeurs observées et celles prédites par le modèle

Les résultats obtenus sont les suivants :

H-L Statistic:	Prob. Chi-Sq(8)
3.3835	0.9080

Tableau 25: Test de Hosmer and Lemshow

Notre modèle est validé puisque la p-value est supérieure au risque de 5% prédéfini.

c. L'analyse de la significativité individuelle des ratios :

Pour tester la significativité individuelles des coefficients, il est possible d'avoir recours au test de Wald. Ce test est d'autant plus simple à mettre en œuvre vu qu'on dispose directement de la variance des coefficients. La statistique de Wald se calcule ainsi : $\frac{\beta_i^2}{\sigma_i^2}$ elle est comparée à une loi du χ^2 à 1 degré de liberté. Il est par ailleurs possible de vérifier directement si la probabilité est inférieure au seuil fixé (5% dans notre cas). Cette comparaison a été effectuée antérieurement lors de la sélection des variables à garder dans le modèle.

Avec :

β_i : Le coefficient estimé

σ_i : C'est l'écart type

d. Courbe ROC et AUC:

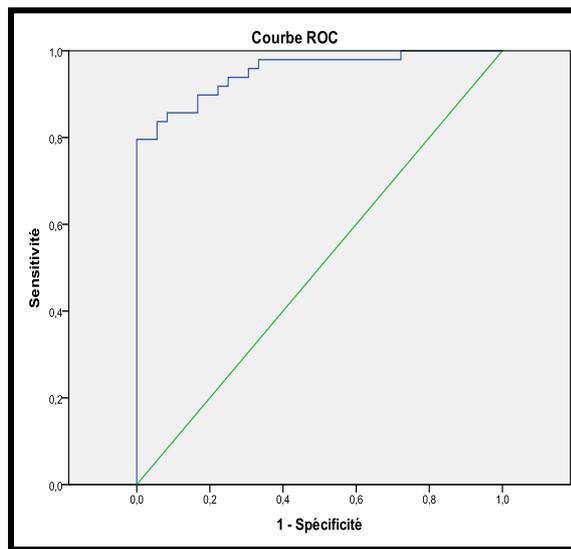


Figure 9: Courbe ROC régression logistique

L'AUC est de 0.952 et la courbe ROC est au dessus de la première bissectrice ce qui indique une discrimination parfaite

Section3 : Principaux résultats et interprétations

Avant de présenter les principaux résultats, un rappel théorique dans lequel nous procédons à une comparaison entre les différentes méthodes employés s'impose :

	Avantages	Inconvénients
Réseau de neurones	<ul style="list-style-type: none"> ○ Bonne prise en compte des relations non linéaires et des interactions complexes entre les variables, ○ Technique non paramétrique, ne suppose pas que les variables explicatives suivent des lois probabilistes particulières ○ Résiste mieux aux données défectueuses (si une variable en entrée est trop bruitée, le nœud correspondant verra son poids diminuer jusqu'à zéro). 	<ul style="list-style-type: none"> ○ La convergence vers la solution globale n'est pas toujours assurée, ○ Le risque de sur-apprentissage est important si le nombre de cas est trop faible par rapport au nombre de nœuds. ○ Des résultats non explicites ce qui est rédhibitoire pour certaines applications, notamment dans le cas d'un scoring où il est nécessaire de connaître le poids des différentes variables entrant dans le calcul du score.
Analyse discriminante	<ul style="list-style-type: none"> ○ Possède une solution analytique directe, les calculs sont rapides, ○ Optimale quand ces hypothèses de bases sont vérifiées, ○ Les coefficients des combinaisons linéaires constituent des résultats relativement interprétables. 	<ul style="list-style-type: none"> ○ Ne détecte que les phénomènes linéaires, ○ Ne s'applique en principe qu'aux variables explicatives continues sans valeurs manquantes, ○ Sensible aux individus hors norme, ○ Elle requiert les hypothèses de multi normalité, d'homoscédasticité, et d'indépendance linéaire des variables explicatives.
Régression logistique binaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Les conditions d'utilisation de la régression logistique sont moins restrictives que celles de l'analyse discriminante linéaire (pas d'hypothèse de multi-normalité ni d'homoscédasticité à formuler sur les variables explicatives, ○ Fournit des modèles souvent précis, ○ S'applique généralement bien aux petits échantillons, mieux même que l'analyse discriminante linéaire qui exige l'estimation d'un plus grand nombre de paramètres (moyennes de chaque groupe et matrice des covariances interclasse), ○ Les modèles produits sont concis et aisément interprétables et programmables par des informaticiens, ○ Elle modélise directement une probabilité de défaut, ○ Elle fournit des intervalles de confiance pour les résultats, ○ De nombreux tests statistiques, notamment la significativité des coefficients, sont disponibles. 	<ul style="list-style-type: none"> ○ Les variables explicatives doivent être linéairement indépendante (absence de colinéarité) ○ Sa précision est moindre que celle de l'analyse discriminante lorsque les hypothèses de cette dernière sont remplies, ○ Ne traite pas les valeurs manquantes des variables continues (un découpage en classes est nécessaire) ○ Sensible aux valeurs hors normes.

Tableau 26: Comparaison entre les différentes méthodes statistiques utilisées

Source : Stéphane Tufféry, 2010

Au terme de nos travaux, nous avons aboutis aux résultats suivants :

Le modèle	Saines	Non saines	Globale
RNA*	100,0%	96,8%	98,3%
Analyse discriminante	94.4%	75.5%	83.5%
Régression logistique	86.11%	85.88%	85.88%

Tableau 27: Comparaison entre les résultats

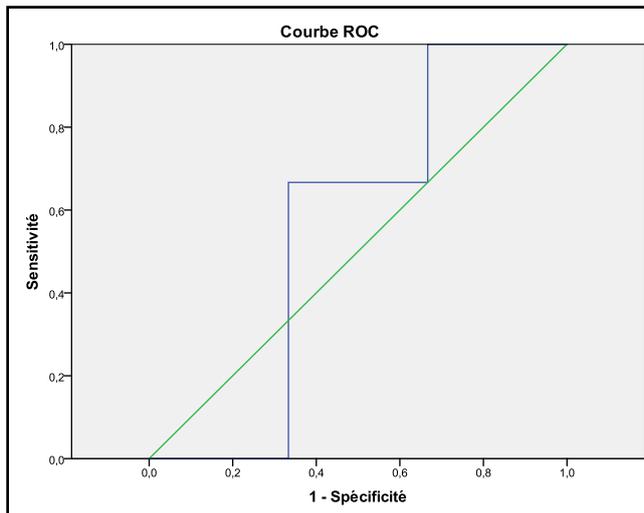
*Echantillon d'apprentissage

Dans les trois cas de figure, les modèles classent mieux les entreprises saines que les entreprises non saines. Le modèle offrant la meilleure performance globale reste le RNA et ce résultat était attendu. Toutefois ce modèle présente l'inconvénient de donner des résultats qui ne sont pas très explicites. Ensuite se positionne la régression logistique avec une performance globale (85.88%) supérieure à celle de l'analyse discriminante. Ce résultat était aussi attendu car la régression logistique convient mieux aux petits échantillons relativement à l'analyse discriminante. De plus, la régression logistique n'exige pas d'hypothèses aussi restrictives que celle de l'analyse discriminante.

Ainsi, au vue des considérations théoriques et des résultats empiriques, nous avons opté pour la construction de notre modèle de notation interne pour la régression logistique.

1. Backtest du modèle choisi:

Appelée aussi phase de validation du modèle. Cette phase permet de corroborer les résultats obtenus à partir d'un échantillon test prélevé au départ.



AUC = 0.556

Nous avons effectué un back testing à travers l'analyse de la courbe ROC et de l'AUC. Néanmoins, comme on peut l'observer sur le graphique les résultats obtenus ne sont pas très concluants et cela trouve sans doute son origine dans la faiblesse numérique de l'échantillon réservé à cet effet.

2. Transformation des probabilités de défaut en rating :

Il s'agit dans cette étape d'introduire des points de coupure « cut-off » afin de transformer les probabilités de défaut obtenues, lesquelles sont continues en classes de rating. Autrement dit,

il s'agit de procéder à la discrétisation de la variable. Il existe plusieurs méthodes pour discrétiser une variable. La plus simple est de procéder à une répartition égale des fréquences des classes.

Bale II exige un minimum de sept (7) classes de rating en plus de la classe de défaut. L'affectation à une classe peut s'avérer utile notamment en matière de perception du risque et de tarification.

Construction de l'échelle de notation issue du modèle logistique : (Annexe 8)

Une fois le modèle construit, chaque entreprise se voit attribué un score. Il convient par la suite de construire une échelle de notation adaptée en vue de regrouper les contreparties en classes homogènes de risque.. Autrement dit, il s'agit de faire un mapping entre le score est la note. En outre, L'affectation à une classe peut s'avérer utile notamment en matière de perception du risque et de tarification.

On peut recourir à plusieurs méthodes en vue de construire cette échelle. Le choix pour une méthode ou une autre dépend des données disponibles au niveau de la banque ainsi que de la taille de l'échantillon.

En admettant qu'une entreprise ayant un score élevé aura une probabilité de défaut plus importante qu'une entreprise ayant un score plus faible, plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour le découpage des classes de risque¹⁷ (découpage iso effectif, découpage en classes optimales –test du Chi2, découpage en intervalles d'amplitude constante)

Suivant cette logique **DeLaurentis (2010)**, il est possible définir des zones de scores ou intervalles des valeurs du score.

En effet, pour obtenir la fréquence de défaut de chaque classe, qui sera interprétée comme étant la probabilité de défaut et tester l'association entre la variable Y et le « rating associé », Bale II exige un minimum de sept (7) classes de rating en plus de la classe de défaut.

Nous avons opté pour un découpage similaire à celui proposé par l'agence de notation Standard&Poor's. En procédant sur SPSS, nous avons obtenu les probabilités de défaut suivantes :

¹⁷ Cours Gouja Redhouane- Ifid-

Tableau croisé Etat * rating equalperc

		rating equalperc							Total	
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC		Défaut
non	Effectif	1	0	3	5	9	10	11	10	49
saine	% compris dans rating equalperc	9,1%	,0%	30,0%	45,5%	81,8%	100,0%	100,0%	100,0%	57,6%

Tableau 28: Construction de l'échelle de notation

Ces pourcentages expriment les probabilités de défaut à l'intérieur de chaque zone de score mais ils ne concernent que les entreprises de l'échantillon de construction.

On peut observer la monotonie dans l'évolution des probabilités de défaut. Toute fois, vu le nombre réduit de l'échantillon nous avons obtenu une classe « AA » sans effectif. Par ailleurs, les trois catégories « B », « CCC », « défaut » enregistre une probabilité de défaut similaire maximum (100%).

Aussi, si la taille de l'échantillon le permettait, le découpage aurait pu se faire en employant les arbres de décisions

Cependant, étant donné la taille réduite de l'échantillon de construction ainsi que celui de validation, la pertinence des résultats d'une segmentation par classe de risque pourrait être remise en cause.

Compte tenu de ce qui vient d'être traité précédemment, il serait judicieux de souligner qu'il existe d'autres techniques de modélisation mais qui n'ont pas été abordé dans notre travail, les plus populaires sont :

- La régression linéaire qui n'est autre qu'un cas particulier de l'analyse discriminante dans le cas particulier de deux (2) groupes.
- L'analyse discriminante DISQUAL qui traite des variables à expliquer nominales et des variables explicatives qualitatives.
- Les arbres de décisions, technique employée en classement pour détecter des critères permettant de répartir les individus d'une population en n classes prédéfinies. Les principaux algorithmes des arbres de décision sont :
 - **CART (Classification And Regression Tree)**, adapté à tout type de variables,
 - **C5.0**, adapté à l'étude de tout type de variables,
 - **CHAID (Chi-Square Automation Interaction Detection)**, initialement réservé à l'étude des variables explicatives et à expliquer, discrètes et qualitatives.

Toutefois le recours aux arbres de décision nécessite un nombre suffisamment grand d'individus sans quoi l'arbre aura vite fait de sur-apprendre l'échantillon ce qui induit un problème de robustesse du modèle par rapport à la modélisation par la régression logistique.

On peut aussi citer les **SVM « Support Vecteur Machine »** lesquels malgré leur bonnes capacité à modéliser les phénomènes non linéaires, restent faiblement implémentaient dans les logiciels. En outre, tout comme les RNA ils présentent l'inconvénient de donner des résultats opaques, pas toujours explicites...

CONCLUSION GENERALE

Ce mémoire se propose de répondre à la problématique de mise en place d'un système de notation interne au niveau de la Banque Nationale d'Algérie.

En conclusion, il appert opportun de résumer et de rappeler les principaux résultats auxquels nous sommes parvenus tout en mettant en lumière l'intérêt et les limites de notre travail ainsi que les voies possibles de développement.

Lors de nos recherches, nous avons pu tester différentes techniques statistiques en vue d'élaborer un système de notation interne que la Banque Nationale d'Algérie pouvait adopter. Afin d'être plus à même de tirer des conclusions concernant justement le contexte BNA et répondre utilement à la problématique de notre recherche, nous avons sélectionné un échantillon de 103 entreprises domiciliées auprès de cette banque et ayant bénéficié de crédits d'investissement et d'exploitation au cours de l'année 2013. L'échantillon inclut 58 entreprises défaillantes.

Une revue de la littérature nous a permis de présélectionner quelques variables déterminantes des prêts non performants dont notamment le ROE, le taux d'absorption de l'excédent brut d'exploitation par les charges financières, le part de l'endettement dans les capitaux permanents.

Au terme de nos tests, nous avons opté pour une modélisation avec la régression logistique pour construire une échelle de notation. En effet, cette technique présente l'avantage de ne pas requérir de variables indépendantes (**Paget-Blanc 2003**) suivant une loi normale contrairement à l'analyse discriminante et offre des résultats plus explicites que ceux donnés par les réseaux de neurones. En outre, elle présente un taux de bons classements supérieur à celui de l'analyse discriminante. Ceci est probablement dû au fait qu'elle s'applique mieux aux petits échantillons que l'analyse discriminante (**Stéphane Tufféry, 2010**).

Néanmoins, notre recherche présente un certain nombre de limites due notamment à la taille réduite de l'échantillon, mais aussi à la nature des données incluses dans le modèle, les données qualitatives et comportementales ayant été omises.

En effet, le modèle de notation proposé est une combinaison linéaire d'indicateurs purement financiers. Face à l'incertitude quant à la qualité des données qualitatives collectées ainsi qu'à

CONCLUSION GENERALE

la difficulté de collecter des données comportementales, nous avons choisi de modéliser notre système de notation uniquement avec les informations financières disponibles sur la base de données CagexRating que nous avons complétées avec quelques dossiers sur supports papier vu le nombre réduit des entreprises enregistrées sur cette base. Ceci signifie que le modèle n'est pas définitif et que dans le cas où la banque déciderait d'opter pour un système similaire, elle devra le compléter par des indicateurs qualitatifs et comportementaux.

S'agissant des données comportementales, telles que le nombre d'impayés, nombre de jours débiteurs, mouvements créditeurs par rapport au chiffre d'affaire..., bien qu'elles soient disponibles sur le système d'information de la banque, elle reste souvent difficile à extraire dans le sens où il n'est pas toujours possible d'avoir une vision d'ensemble de manière rapide.

En ce qui concerne les données qualitatives, le problème subsiste. Des informations telles que « les compétences et la qualité des dirigeants », « stabilité du management au sein de l'entreprise », « l'entreprise et son marché » etc... sont difficilement mesurables du fait que dans le contexte algérien, les dirigeants des entreprises sont souvent retissant à communiquer ce type d'informations. Or, la note qualitative est susceptible de valider, d'améliorer ou de dégrader la note financière. Concrètement, elle repose sur quatre types de critères :

- La documentation financière ;
- L'environnement et le positionnement stratégique ;
- La qualité du management et la gouvernance ;
- Le soutien financier.

Ces critères vont se décliner en un certain nombre de questions pour lesquelles une réponse doit être choisie parmi des réponses préétablies. Chaque réponse sera caractérisée par une note en fonction de la grille de notation arrêtée pour chaque critère.

Par conséquent, nous recommandons vivement à la Banque Nationale d'Algérie d'élaborer une base de données informatisée ou de greffer d'autres modules au système d'information actuellement en place de manière à systématiser la mise à disposition d'outils de support de notation et de permettre un regroupement et une exploitation aisés des données clients qu'elles soient d'ordre qualitatif, quantitatif ou comportemental.

Aussi, il serait intéressant pour une banque ayant pour ambition de s'internationaliser de prendre en compte des considérations telles que la responsabilité sociale et environnementale

CONCLUSION GENERALE

en envisageant d'intégrer une note sociale et environnementale ou se que l'on nomme « notation extra financière ». Il est possible de prendre en compte des es critères tels que :

- Impact sur la création d'emploi,
- Impact sur l'éducation,
- Diversité et égalité des opportunités,
- Impact sur l'environnement.

L'élaboration d'un système de notation interne doit donc s'inscrire dans le cadre d'un projet global. Le modèle de la **Cagex** reste un bon fondement.

Un bon exemple serait aussi celui de la **SYNTEC** engagée par la Direction Générale de la Supervision Bancaire de la Banque Centrale de Tunisie qui vise à noter des établissements de crédit.

Une question alors se pose, comment conduire ce projet ? Trois (3) composantes fondamentales nécessitent d'être clairement établies :

- Les Inputs : Données qualitatives, quantitatives et comportementales,
- Une plateforme informatique recouvrant tout le processus,
- Les outputs : Un rapport d'évaluation et de notation synthétique.

Pour finir, nous insistons sur le fait qu'un système de notation interne n'est pas une fin en soi et que son exploitation serait utile sur bien des abords, en effet, il peut être utilisé pour ; l'allocation du capital en utilisant une approche de type RAROC, la fixation d'exigences de capital économique, la tarification des crédits, la mise en place de mécanismes de provisionnement dynamiques et enfin la confection de modèle de recouvrement, ce qui n'est pas inintéressant.

BIBLIOGRAPHIE

Références bibliographiques

- AARON Meyer, ARMSTRONG Jim et ZELMER Mark, « La gestion des risques dans les banques canadiennes : un survol de la question », *Revue du système financier*, 2007
- AEBI Vincent, SABATO Gabriele, MARKUS Schmid, « Risk management, corporate governance, and bank performance in the financial crisis »; *Journal of Banking & Finance* 36 (2012) 321.
- ALTMAN Edward I., SAUNDERS Anthony, « Credit risk measurement: Developments over the last 20 years », *Journal of Banking & Finance* N21, 1998
- ANSART Sandrine, MONVOISIN Virginie, « Le métier du banquier et le risque : la dénaturation des fonctions de financement du système bancaire », *Cahiers d'économie Politique / Papers in Political Economy* 2012/1 (n° 62), p. 7-35.
- ARMSTRONG Jim et CALDWELL Gregory, « Les banques et le risque de liquidité : tendances et leçons tirées des récentes perturbations », banque du canada, DÉCEMBRE 2008.
- BALIOS, DIMITRIS, THOMADAKIS, STAVROS, TSIPOURI, LENA, « Credit rating model development: an ordered analysis based on accounting data. Research », *International Business and Finance*, 2016.
- Banque d'Algérie http://www.bank-of-algeria.dz/html/notes_fr.htm
- Banque Nationale d'Algérie <http://www.bna.dz/fr/>
- Basel Committee on Banking Supervision, *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*, Banque des Règlements Internationaux , July 2005
- BELKHERCHI, Nadjim. Appreciation du risque credit : notation interne, Diplôme supérieur des études bancaires, Ecole Supérieure de Banque, 2005
- BERGER, Allen N. « Potential Competitive Effects of Basel II on Banks in SME Credit Markets in the United States », *Board of Governors of the Federal Reserve System*, February 2004
- BLANCHARD, Chloé. Utilisation de la méthode affine pour l'évaluation du risque crédit. Comparaison avec les méthodes classiques », Diplôme d'universitaire d'actuaire de Strasbourg DUAS, Rapport de stage final- année universitaire 2007/2008.
- BOUJELBENE Younés, KHEMAKHEM Sihem, « Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale », 2013.
- BOURGAIN Arnaud, PIERETTI Patrice, ZANAJ Skerdilajda, « Financial openness, disclosure and bank risk-taking in MENA countries »; *Emerging Markets Review*, *Emerging Markets Review* 13 (2012) 283–300
- BOURQUE Jimmy, BLAIS Jean-Guy et LAROSE François, « L'interprétation des tests d'hypothèses : p , la taille de l'effet et la puissance », *Revue des sciences de l'éducation*, vol. 35, n° 1, 2009, p. 211-226.
- BOUZY, Bruno. Réseaux de neurones. cours d'apprentissage automatique, Master MISV, 2005

- BRUNEL Vivien et ROGER Benoît. Risque de défaut - Risque de crédit. Ecole Nationale des Ponts et Chaussées. 2009.
- BRUNEL Vivien, *Gestion des risques et risques de crédit*, 28 janvier 2009
- BRUNO Olivier, GIROD Alexandra, « Bâle II, réallocation des portefeuilles de crédits et incitation à la prise de risque » ; *Revue économique*, 2008/6, Vol. 59.
- BRUNO Olivier, GIROD Alexandra, « Bâle II, réallocation des portefeuilles de crédits et incitation à la prise de risque: Une application au cas des pays émergents d'Asie du Sud-Est », *Revue économique*, Vol. 59, No. 6, Finance, institutions et croissance dans les économies émergentes (Nov., 2008), pp. 1193-1213.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres*, Banque des Règlements Internationaux, Juin 2004
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, *Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres*, Banque des Règlements Internationaux, Juin 2006
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, *Deuxième document Consultatif Norme Révision de l'approche standard pour le risque de crédit*, Banque des Règlements Internationaux, Décembre 2015
- CREDITRISK+ *A CreditRisk management framework*, Credit Suisse First Boston International, 1997.
- CROSBIE Peter, BOHN Jeff, « *MODELING DEFAULT RISK –Modelling methodology* », Moody's KMV Company, 2003.
- CROUHY Michel, GALAI Dan, MARK Robert, « A comparative analysis of current credit risk models » ; *Journal of Banking & Finance* 24 (2000).
- DE LAURENTIS Giacomo, MAINO Renato et MOLTENI Luca, « *Developing, Validating and Using Internal Ratings: Methodologies and Case Studies* », John Wiley & Sons Ltd., 2010.
- DEBBABI, Jezia. « performance des méthodes d'évaluation du risque de crédit bancaire : « cas de la Banque de l'Habitat ». Banque. IFID, 2015.
- DECAESTECKER, Christine & SAERENS, Marco. Analyse discriminante. ULB & UCL, 2012
- *Default, Transition, and Recovery: 2014 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions*, Standard&Poor's rating services, 2015
- DIONNE Georges, *Gestion des risques : Histoire, définition et critique*, CIRRELT-2013-04, janvier 2013
- ELIZALDE Abel, « Credit risk models II : Structural models », *CEMFI Working Paper* No. 0606, Avril 2006.
- GOLITIN Valérie, « Le financement des PME et la réforme de Bâle II » ; *Bulletin de la Banque de France*, N° 165, Septembre 2007.
- GORDY Michael. B, « A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules », *Journal of Financial Intermediation* 12 (2003) 199–232
- GOUJA Redhouane. Risque crédit : GESTION DU RISQUE DE CREDIT ET MISE EN PLACE D'UN SYSTÈME DE NOTATION INTERNE. Tunis : IFID, semestre 4, 2016

- GUIZANI Asma, « Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers ». Business administration. Conservatoire national des arts et métiers - CNAM, 2014.
- GUPTON Greg M., FINGER Christopher C., BHATIA Mickey, « *CreditMetrics™- Technical Document* », Morgan, J.P., New York, April 2, 1997.
- HAKENES Hendrik, SCHNABEL Isabel, « Bank size and risk-taking under Basel II », *Journal of Banking & Finance* 35 (2011) 1436–1449
- HLEL Mohamed. Risque crédit : Evaluation du risque crédit. Tunis : IFID, semestre 4, 2016
- HUSSEIN A. Abdou, MARC D. DONGMO Tsafack, COLLINS G. Ntim , ROSE D. Baker, « Predicting creditworthiness in retail banking with limited scoring data », *Knowledge-Based Systems*, 000 (2016) 1–15
- IHADDADEN, Mohamed-el-fodil. Modélisation du risque de crédit sur un portefeuille de P.M.E par le modèle CREDITRISK+ : Cas de la BNA. Banque. IFID, 2015.
- JORION Philippe, « Credit Risk Management », *University of California at Irvine*, July 2004.
- KARMINSKY Alexander M., KHROMOVA Ella, « Extended modeling of banks' credit ratings », *Procedia Computer Science* 91 (2016) 201 – 210
- KERN Markus, RUDOLPH Bernd, « Comparative Analysis of Alternative Credit Risk Models – an Application on German Middle Market Loan Portfolios –», *Center for Financial Studies*, Janvier 2001, No. 2001/03
- KLOMP Jeroen, de HAAN jakob, « Banking risk and regulation: Does one size fit all? » ; *Journal of Banking & Finance* 36 (2012) 3197–3212.
- KOLLAR Boris, GONFZAROVA, BARBORA « Comparison of Current Credit Risk Models », *Procedia Economics and Finance* N23 (2015) 341 – 347.
- KOLLAR Boris, WEISSOVA Ivana, SIEKELOVA Anna, « Quantification of credit risk with the use of CreditMetrics » ; *Procedia Economics and Finance* 26 (2015) 311 – 316
- KOZAK Michal, MEYER Aaron et GAUTHIER Céline, « L'évaluation du risque de crédit dans le secteur canadien des entreprises par l'approche des créances contingentes » ; 2006
- KRAHNEN Jan Pieter, WEBER Martin, « Generally Accepted Rating Principles: A Primer », *Journal of Banking and Finance*, 2000.
- LAOUAR Ammar, *Manuel utilisateur du logiciel CagexRating*, Compagnie Algérienne d'Assurance et de Garantie des Exportations/ CAGEX, 2016
- LE MOAL Ludovic, *L'Analyse Discriminante sous SPSS*, 2002
- LE PAGE, David. Risque de Défaut : Une Approche Intensité ». ENSAE 2000
- *Les éléments déstabilisateurs ayant aggravé la crise*, banque de france • documents et débats • n° 4 • mai 2012.
- MAKANY Joanna N.S. Julie, GABSOUBO Yienezoune Chantal, « L'évaluation du risque de crédit des entreprises : cas de la banque congolaise de l'habitat », *Revue Congolaise de Gestion*, 2013/1 Numéro 17 | pages 87 à 130

- MAKANY Joanna. Julie, GABSOUBO YIENEZOUNE Chantal, « l'évaluation du risque de crédit des entreprises: cas de la banque congolaise de l'habitat », Editions ICES | « Revue Congolaise de Gestion », 2013/1 Numéro 17 | pages 87 à 130
- MARGHENI Oussama, BENREJEB Mohamed, « Sur le credit scoring par les réseaux de neurones artificiels», *Laboratoire de recherche LARA Automatique*, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 2015.
- MATOUSSI Hamadi, KRICHENE ABDELMOULA Aida. « la prévention du risque de défaut dans les banques tunisiennes. Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l'intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels. Crises et nouvelles problématiques de la Valeur », May 2010, Nice, France.
- Moody's KMV Company (éd)., *La plate-forme de notation interne Moody's KMV et les approches de notations internes de Bâle II*, 2005.
- NABNEET Arora, JEFFEREY R. Bohn, FANLIN Zhu, "Reduced Form vs. Structural Models of Credit Risk: A Case Study of Three Models », *Moody's KMV Company*, 2005.
- NEVILLE Arjani, « La procyclicité et les fonds propres bancaires» ; *revue du système financier*, BANQUE du CANADA, juin 2009.
- NIETO Begona Gutiérrez, SERRANO Carlos –Cinca, N-CALA Juan Camo, « A Credit Score System for Socially Responsible Lending », Springer Science & Business Media Dordrecht, 2014
- PAGET-BLANC Eric, « Rating et probabilité de défaut des entreprises européennes : détermination par un modèle de régression logistique ordonnée », *Banque & Marché* n65- Juillet-Aout 2003
- PARIZEAU, Marc. Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs, Département de génie électrique et de génie informatique, Université Laval, 2004.
- RACICOT François-Éric et THEORET Raymond, « De l'évaluation du risque de crédit », *Finance computationnelle et gestion des risques*, 2005.
- RAKOTOMOLALA Ricco, *Analyse de corrélation, Étude des dépendances - Variables quantitatives*, Université Lumière Lyon 2, 2015.
- RAKOTOMOLALA Ricco, *Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique Binaire et Polytomique*, Université Lumière Lyon 2, 2015.
- *Range of Practice in Banks' Internal Ratings Systems*, A discussion paper by the Basel Committee on Banking Supervision Basel, January 2000
- RONCALLI, Thierry. Introduction à la Gestion des Risques. Cours ENSAI de 3ème année, Groupe de Recherche Opérationnelle Crédit Lyonnais, 2001
- ROUGES Véronique, « Gestion bancaire du risque de non remboursement des crédits aux entreprises : une revue de la littérature », Belgique, May 2003.
- SAUNDERS Anthony et ALLEN Linda, "New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms", John Wiley & Sons, Inc., 2002.

- TENE Georges Colince, Evaluation statistique du risque de credit par la technique du scoring : Cas de Afriland First Bank, Mémoire de Master de Statistique Appliquée, ENSP 2006-2007
- THORAVAL Pierre-Yves, « Le dispositif de Bâle II : rôle et mise en œuvre du pilier 2 », Revue de la stabilité financière, *Banque de France*, N° 9, Décembre 2006.
- THORAVAL Pierre-yves, « Le dispositif de Bâle II : rôle et mise en œuvre du pilier 2 », *Revue de la stabilité financière*, Banque de France, Décembre 2006, N° 9
- TIESSET Muriel, TROUSSARD Philippe, « Capital réglementaire et capital économique », *Revue de la stabilité financière*, Banque de France ,N° 7, Novembre 2005.
- TRAECY William F., CAREY Mark S., « Credit Risk Rating at Large U.S. Banks », *Federal Reserve Bulletin*, November 1998
- VASICEK Oldrich Alfons, *Probability of loss on loan portfolio*, KMV Corporation, 1987
- WELLINK Nout, « Au-delà de la crise : la réponse stratégique du Comité de Bâle ; *Quel avenir pour la régulation financière ?* », *Banque de France*, Septembre 2009, N° 13.

TABLE DES MATIERES

Table des matières

Sommaire	1
Liste des Tableaux	2
Liste des figures.....	3
Liste des équations.....	4
INTRODUCTION GENERALE	5
Chapitre 1 : Généralités sur le risque crédit.....	8
Section1 : Notions Générales	10
1. Risques inhérents à l'activité bancaire :.....	10
2. Le risque crédit :	12
Section2 : Cadre réglementaire international : Les accords de Bâle	15
1. Capital réglementaire et capital économique	15
2. La réglementation en matière de risque de crédit.....	17
Section3 : Cadre réglementaire algérien.....	29
1. Définition du risque crédit :	29
2. Les normes prudentielles :	29
Chapitre 2 : Méthodologies de notations	33
Section1 : Approche par la notation externe	34
Section2 : Approche par les modèles statistiques	38
1. Les modèles structurels :.....	40
2. Les modèles à intensité :	41
3. Méthodes statistiques :.....	42
Section3 : Approche par les experts – logiques/numériques	47
1. Système expert :.....	47
2. Les réseaux de neurones :.....	48
Chapitre 3 : Eléments conceptuels et contexte de l'étude	53
Section1 : Présentation de la structure de stage	54
1. Présentation de la Banque Nationale d'Algérie :	54
2. La BNA en quelques chiffres :.....	55
3. Commentaires et interprétation :	56
Section 2 : Gestion du risque crédit au niveau de la BNA	56
1. Focus sur la situation de l'activité crédit :.....	56

2. Classement et provisionnement des créances :.....	57
3. Le CagexRating :	58
Section3 : La notation Interne	59
1. Architecture d'un système de notation (Treacy et Carey ,2000) :	59
2. Exigences en matière d'élaboration d'un SNI :	60
3. Notations et probabilité de défaut :.....	62
4. Les modèles de notation	63
Chapitre 4 : Mise en place d'un système de notation interne au sein de la BNA.....	65
Section1 : Données et méthodologie de l'étude.....	66
1. L'échantillon de l'étude :	66
2. Choix des variables de l'étude :	66
Section 2 : Construction de la fonction score.....	72
1. L'analyse discriminante :	72
2. Réseau de neurones :	75
3. La régression logistique :	78
Section3 : Principaux résultats et interprétations.....	81
1. Backtest du modèle choisi:.....	83
2. Transformation des probabilités de défaut en rating :	83
CONCLUSION GENERALE	87
Références bibliographiques	90
Table des matières	95
Liste des annexes.....	97

ANNEXES

Liste des annexes

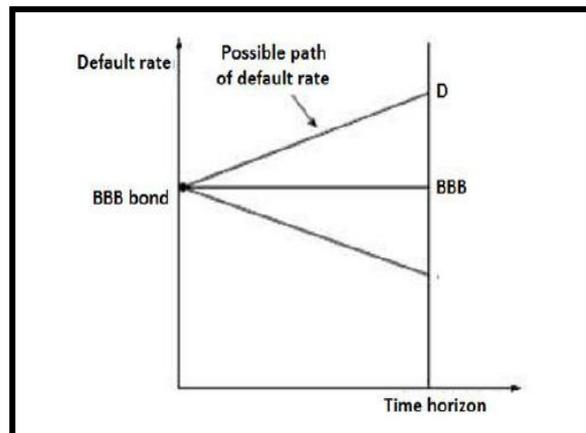
- **Annexe 1** : CreditMetrics,
- **Annexe 2** : Creditrisk+,
- **Annexe 3** : CreditPortfolioView de Mc KinseyCo,
- **Annexe 4** : KMV,
- **Annexe 5** : Réseau de neurones artificiel - Sorties SPSS,
- **Annexe 6** : Analyse discriminante - Sorties SPSS,
- **Annexe 7** : Régression logistique sur evIEWS,
- **Annexe 8** : Tranching par classe de risque - Sorties SPSS.

Annexe 1 : CreditMetrics

CreditMetrics est un outil développé par JP Morgan en 1997 dans le cadre des modèles VAR (Allen & Saunders 2002). Ce modèle est considéré comme l'une des représentations de la valeur des actifs qui part de nouveau des travaux de Merton (1974).

L'incitation au développement des modèles VAR a été boostée en 1996 avec l'amendement de Bâle I et la prise en compte du risque de marché. Le comité a dès lors autorisé les banques à développer des modèles internes pour calculer leur exposition au risque de marché. De ce fait, Creditmetrics est présenté comme étant l'équivalent de RiskMetrics pour la modélisation du risque crédit (**Kern & Rudolph -2001**).

Il est conçu pour les portefeuilles obligataires et se base pour l'estimation du risque sur la variation de la valeur de la dette due à la variation de la qualité de crédit de chacun des émetteurs sur un horizon de temps donné. Par conséquent, cette méthode estime que le risque de crédit provient non seulement du défaut mais aussi de la dégradation de la qualité du crédit.



Cette approche étant dans une optique portefeuille, il est nécessaire de calculer les corrélations entre les différents actifs composant le portefeuille en question.

CreditMetrics mesure le risque en se basant sur les deux indicateurs (JP Morgan, CreditMetrics Technical document 1997) : **Ecart type** et le **premier percentile**.

L'écart type permet de mesurer la dispersion autour de la valeur moyenne du portefeuille. Plus cette mesure est grande et plus le risque l'est.

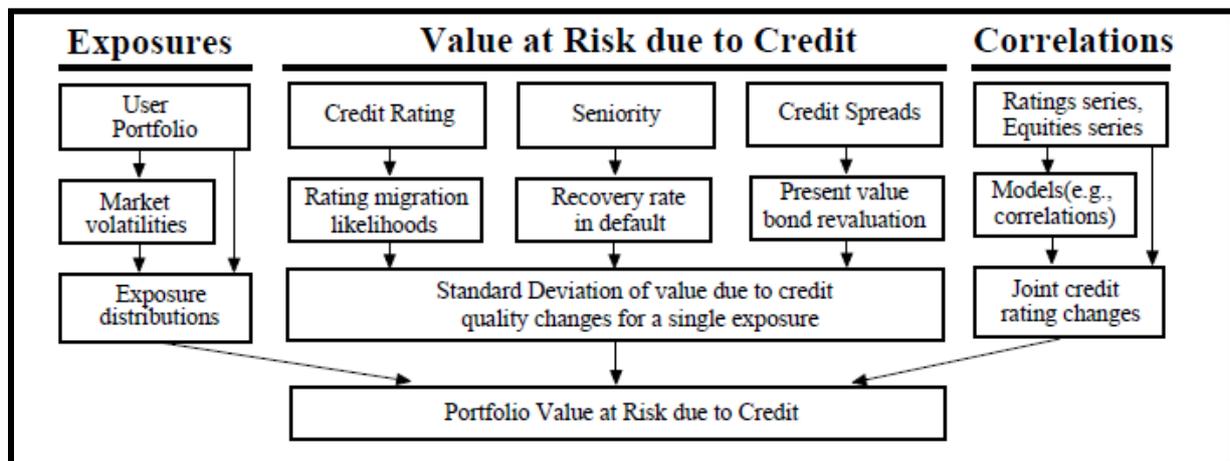
Le premier percentile indique la valeur la plus basse que le portefeuille va réaliser dans 1% du temps.

Le modèle CreditMetrics se décompose en quatre parties (**JP Morgan, CreditMetrics Technical document 1997**) :

La première est appelée « Value at Risk Crédit », elle constitue une partie essentielle avec la deuxième qui est la « valeur du portefeuille à risque ». La troisième partie concerne les « corrélations » et la dernière « Les expositions ». Ensembles, ils reflètent le risque total du portefeuille. Le modèle suit une approche up-down, vu qu'il débute par une quantification individuelle du risque pour chaque obligation composant le portefeuille, et quantifie le risque pour l'ensemble du portefeuille par la suite.

Comme on peut le voir sur le schéma, la première partie consiste à déterminer le risque individuel en utilisant l'écart types et les percentiles. La deuxième, troisième et quatrième sont utilisés pour identifier le risque du portefeuille.

Le bloc 3 traite des corrélations entre les différentes obligations composant le portefeuille. Et la partie 4 – Exposition- est particulièrement importante pour l'analyse du risque crédit



Les données nécessaires pour ces calculs sont (Kollár, Gondžárova 2015):

- Les notations des firmes d'après Standard&Poor's ou Moody's.
- Le taux de recouvrement d'une entreprise en fonction du degré de sécurisation du titre. Il est considéré comme une variable aléatoire suivant une loi Bêta et modélisée avec une simulation de Monte Carlo.
- La « matrice de transition » contenant les probabilités de migration d'une notation à une autre sur un an pour une entreprise.

Ci-dessous un exemple de matrice de transition basée sur les notations de Standard&Poor's où l'on voit la probabilité pour chaque titre de passer d'un état à un autre :

Le modèle CreditRisk+ (Crouhy, Galai, Mark 2000) de Crédit Suisse Financial Products applique une approche actuarielle pour déterminer la distribution des pertes sur un portefeuille obligataire/crédit. CR+ est un modèle défaut, le risque de dégradation de la qualité d'un prêt n'est pas pris en compte.

Aucune hypothèse n'est faite quant aux causes du défaut :

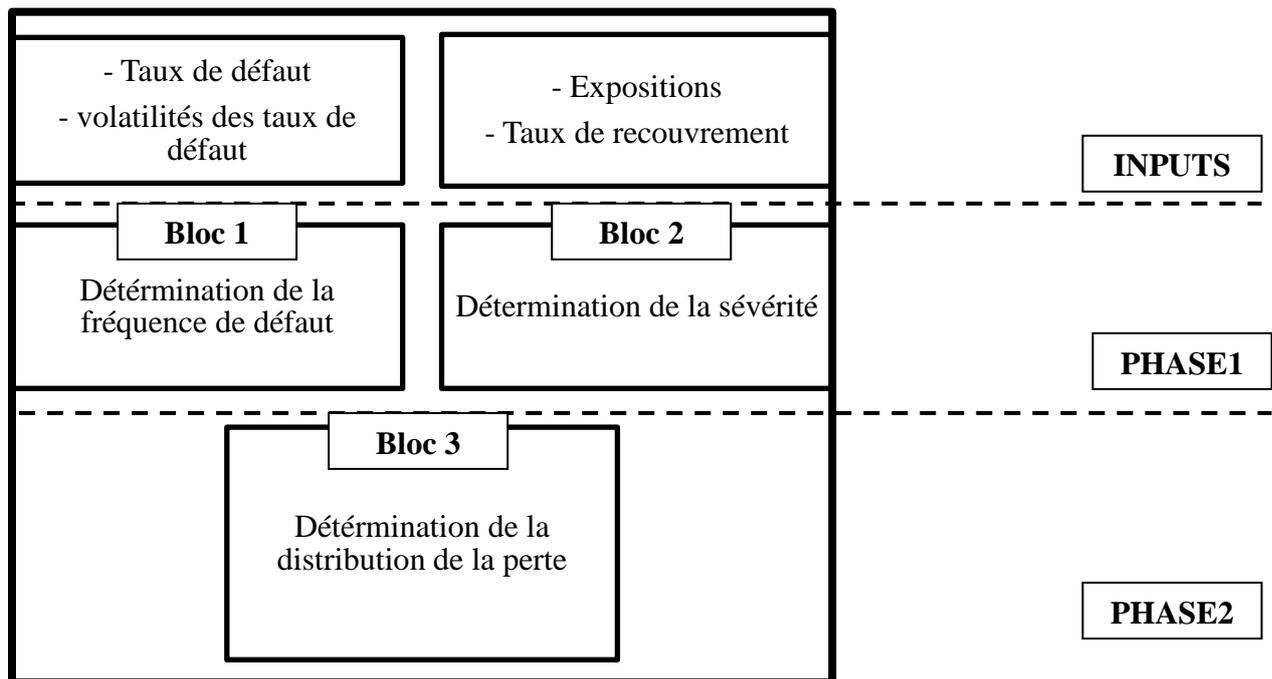
Soit un obligataire A,

- { A est en défaut avec une probabilité P_A
- { A ne fait pas défaut avec une probabilité $(1 - P_A)$

Les concepts à la base de CreditRisk+ sont les suivants (Roncalli 2001) :

- Les taux de défaut sont stochastiques.
- Le niveau du taux de défaut a une incidence sur l'occurrence du défaut, mais il n'y a pas de relations causales entre ces occurrences.

Le modèle est structuré selon le schéma suivant (Creditrisk+ 1997):



Étapes de modélisations :

1- La fréquence de défaut : [bloc 1]

CreditRisk+ modélise la distribution des pertes sur un portefeuille pour un nombre de défaut n , et une période donnée (une année), suivant une distribution de Poisson de paramètre μ telle que :

$$P(n \text{ défauts}) = \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!} \text{ Pour } n = 0, 1, 2, \dots,$$

Où μ représente le nombre de défauts attendus à l'horizon 1 an, avec $\mu = \sum P_A$.

Le nombre de défaut annuel n est une variable stochastique de moyenne μ et d'écart type $\sqrt{\mu}$.
 P_A étant Probabilité annuelle de défaut de l'obligataire A.

La distribution de défauts ne dépend pas du niveau d'exposition.

2- La sévérité des pertes : [bloc 2]

Dans le modèle CreditRisk+, les montants des différentes expositions sont ajusté par un taux de recouvrement anticipé, à fin de calculer la perte en cas de défaut (LGD).

En effet, dans le cas où une firme fait défaut, la banque subit une perte égale au montant de son exposition vis-à-vis de la firme dont on déduit un montant récupéré par une procédure de recouvrement.

3- La distribution des pertes de défaut : [bloc 3]

➤ On adopte les notations suivantes pour un émetteur A :

P_A : Probabilité de défaut de l'émetteur A,

L_A : Exposition de l'émetteur A,

λ_A : Perte attendue pour l'émetteur A

➤ Décomposons L_A et λ_A tel que

$$L_A = L \times v_A, \quad v_A \text{ étant l'exposition attendue}$$

$$\lambda_A = L \times \varepsilon_A, \quad \varepsilon_A \text{ étant la perte attendue}$$

L une exposition en une unité arbitraire choisie.

➤ Chaque niveau d'exposition attendue v_A est arrondi au nombre entier le plus proche.

Cette approximation permet de réduire le nombre v_A possible afin de répartir le portefeuille en m « bandes d'exposition » indexée par j , ce qui nous revient à retenir les notation suivantes :

v_j Exposition commune dans la tranche j en L

ε_j Pertes attendues dans la tranche j en L

μ_j Nombre de défaut attendu dans la tranche j

➤ Ensuite, la relation entre ces termes peut s'écrire :

Par définition, nous avons : $\varepsilon_j = v_j \times \mu_j$, Par conséquent, $\mu_j = \frac{\varepsilon_j}{v_j} = \sum_{A: v_A = v_j} \frac{\varepsilon_A}{v_A}$

avec $j = 1, \dots, m$.

Pour obtenir la distribution de pertes pour tout le portefeuille il est nécessaire de passer par certaines étapes qu'on ne présentera que succinctement :

- **Etape1** : Détermination de la fonction génératrice des probabilités pour chaque bande
- **Etape2** : Détermination de la fonction génératrice des probabilités pour les pertes sur tout le portefeuille
- **Etape3** : Détermination de la distribution des pertes du portefeuille

Au final, on aboutira à une relation de récurrence qui permet d'effectuer un calcul rapide de la distribution des pertes sur notre portefeuille.

$$A_n = \sum_{j: v_j \leq n} \frac{\varepsilon_j}{n} A_{n-v_j} \quad \text{Avec pour premier terme } A_0 = e^{-\mu}$$

Annexe 3 : CreditPortfolioView de Mc Kinsey&Co

Cette méthode, appelée "méthode économétrique" est beaucoup moins utilisée que celles vues précédemment, c'est pourquoi, il n'existe que très peu de données, de modèles, et de critiques concernant celle-ci.

Le plus de ce logiciel est de prendre en compte de nombreuses données macroéconomiques qui permettent à celui-ci de coïncider au plus près avec la réalité actuelle du marché. Les entrées concernant autant la domiciliation de l'entreprise, que son secteur industriel ainsi que les nombreux facteurs économiques présents permettent d'anticiper avec précision l'évolution du marché.

Cependant, ces entrées sont nombreuses, très difficile à trouver et souvent incertaines.

En effet, recueillir des données sur chaque entreprise et chaque pays reste un exercice long et compliqué. CreditPortfolioView est donc un modèle très difficile à implémenter, ce qui explique peut être sa faible utilisation.

Selon les auteurs, **Crouhy, Galai, Mark (2000)**, Moody's a étudié l'évolution des taux de défaut sur une période de 25ans et a démontré à l'aide d'une simulation de Monte Carlo que la moyenne des taux de défaut historiques et des probabilités de migration pouvait être significativement différente des taux de défaut actuels. En outre, KMV a aussi démontré que des différences substantielles pouvaient exister entre les taux de défauts d'émetteurs appartenant à la même classe de rating.

KMV n'utilise pas les données statiques des agences de notations pour attribuer une probabilité de défauts à l'obligataire mais déduit la probabilité de défaut, appelée Expected Default Frequency (EDF) pour chaque obligataire en se basant sur le modèle de Merton. La probabilité de défaut dépend donc la structure du capital de la firme, de la volatilité et de la valeur actuelle des actifs. L'EDF spécifique à chaque firme peut être déduite en faisant correspondre ce dernier avec n'importe quel système de rating. Il s'agira alors de faire un simple mapping.

Moody's KMV (MKMV) a implémenté le modèle VK pour calculer l'Expected Default Frequency (EDF : fréquence de défaut attendue) qui mesure la probabilité de défaut d'une entreprise cotée dans l'année à venir ou sur plusieurs années.

KMV se base principalement sur les deux hypothèses suivantes:

- La valeur des actifs de la firme suit une loi log-normale
- La structure du capital se compose de capitaux propres, de dettes à court terme assimilées à du cash, de dettes à long terme supposées à perpétuité et convertibles en actions.

Le processus de modélisation se décline en trois étapes que l'on va essayer de présenter une synthèse :

1- Estimation de la valeur de marché et de la volatilité des actifs de la firme :

Les hypothèses simplificatrices précitées permettent d'aboutir à une solution analytique pour la valeur de marché des fonds propres V_e et de la volatilité σ_e .

$$V_e = f(V_a, \sigma_a, K, c, r) \dots (*)$$

Avec

$$\sigma_e = g(V_a, \sigma_a, K, c, r)$$

K : Le leverage (Dettes/ V_e),

c : coupon moyen perçus sur les dettes long terme,

r : le taux sans risque

σ_e est instable et très sensible aux changements des données de marchés. V_e est observable sur le marché, on peut alors déduire V_a de l'équation (*) et trouver σ_a par itération.

2- Calcul de la distance au défaut (DD) :

KMV définit le défaut comme étant un retard ou un impayé du principal et /ou de l'intérêt à l'échéance convenue.

Le calcul de la distance au défaut (Distance to default) est une étape préalable au calcul de l'EDF

STD : Short term debt (Dettes à court terme)

LTD : Long term debt (Dettes à long terme)

DPT : Default Point (point de défaut)

= STD + 1/2 LTD

DD : Distance to default (Distance au défaut) :

qui représente la distance entre la valeur espérée des actifs à un an, $E(V1)$ et le point de défaut exprimée en écart type.

$$DD = \frac{E(V1) - DPT}{\sigma_a}$$

Placée dans le modèle Black & Scholes, la formule devient :

$$DD = \frac{\ln(V0/DPT) + (\mu - 1/2 + \sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}}$$

$V0$: La valeur de marché des actifs observée à l'instant 0

DPT : Le point de défaut à l'horizon T

σ : La volatilité annuelle des actifs

μ : Le rendement espéré des actifs

3- Transformation de la distance de défaut Expected Default Frequency (EDF) :

A présent, il s'agira de faire un simple mapping de la DD avec les probabilités de défauts actuelles à un horizon de temps donné, ces probabilités sont appelées par KMV « EDF ».

Un des exemples donnés par **Crouhy, Galai, Mark** (2000) à titre illustratif est le suivant :

$V0$	= 100	
μ	= 20%	

E(V1)	= 1200	DD est alors égale à : $DD = \frac{1200-800}{100} = 4$
σ_a	= 100	
DPT	= 800	

A présent, supposons que parmi les entreprises ayant une DD de 4 au même moment, par exemple 5000 entreprises, 20 d'entre elles ont fait défaut 1 an plus tard, alors :

$$EDF\ 1an = \frac{20}{5000} = 0.4\% \text{ (40pdb)}$$

Si on refait au rating de S&P, le rating implicite associé à cette probabilité de défaut est alors BB+.

EDF (bp)	S&P	Moody's	CIBC	Nationbank	SBC
2-4	≥ AA	≥ Aa2	1	AAA	C1
4-10	AA/A	A1	2	AA	C2
10-19	A/BBB+	Baa1	3	A	C3
19-40	BBB+/BBB-	Baa3	4	A/BB	C4
40-72	BBB-/BB	Ba1	4.5	BBB/BB	C5
72-101	BB/BB-	Ba3	5	BB	C6
101-143	BB-/B+	B1	5.5	BB	C7
143-202	B+/B	B2	6	BB/B	C8
202-345	B/B-	B2	6.5	B	C9

Perceptron multi-couches

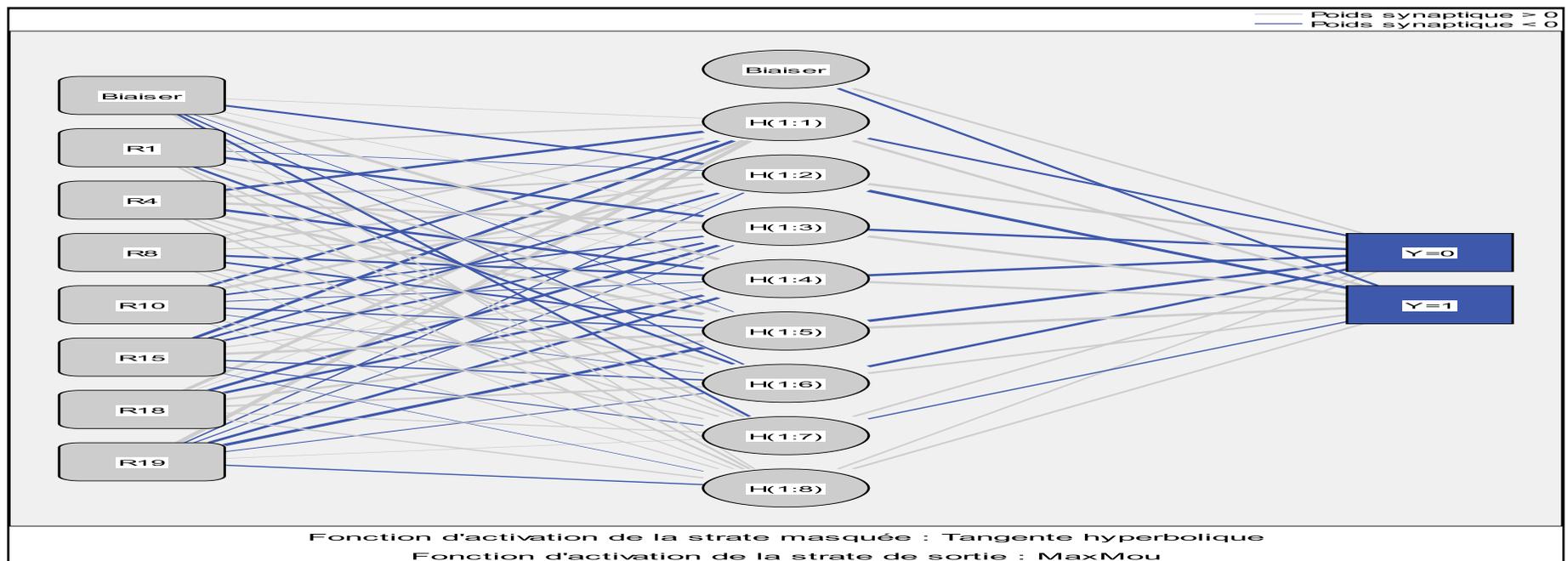
Récapitulatif de traitement des observations

		N	Pourcentage
Echantillon	Apprentissage	59	69,4%
	Test	26	30,6%
Valide		85	100,0%
Exclus		18	
Total		103	

Informations réseau

Strate d'entrée	Covariables	1	R1= Log(Actifs)
		2	R4=DLMT/ Capitaux permanents
		3	R8=DCT/Total passifs
		4	R10=Résultat net /Capitaux propres
		5	R15=Frais financières /EBE
		6	R18=actifs courant/ actif Total
		7	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs
		Nombre d'unités ^a	7
		Méthode de rééchelonnage pour les covariables	Standardisé
Strate(s) masquée(s)	Nombre de strates masquées		1
	Nombre d'unités dans la strate masquée 1 ^a		8
	Fonction d'activation		Tangente hyperbolique
Strate de sortie	Variables dépendantes	1	Etat
	Nombre d'unités		2
	Fonction d'activation		MaxMou
	Fonction d'erreur		Entropie croisée

a. Exclusion de l'unité biaisée



Récapitulatif des modèles

Apprentissage	Erreur d'entropie croisée	2,931
	Prévisions de pourcentage incorrectes	1,7%
	Arrêt de la règle utilisée	1 étape(s) consécutive(s) sans diminution dans l'erreur ^a
	Durée de formation	00:00:00,139
Test	Erreur d'entropie croisée	10,684
	Prévisions de pourcentage incorrectes	15,4%

Variable dépendante : Etat

a. Les calculs d'erreurs sont basés sur l'échantillon de test.

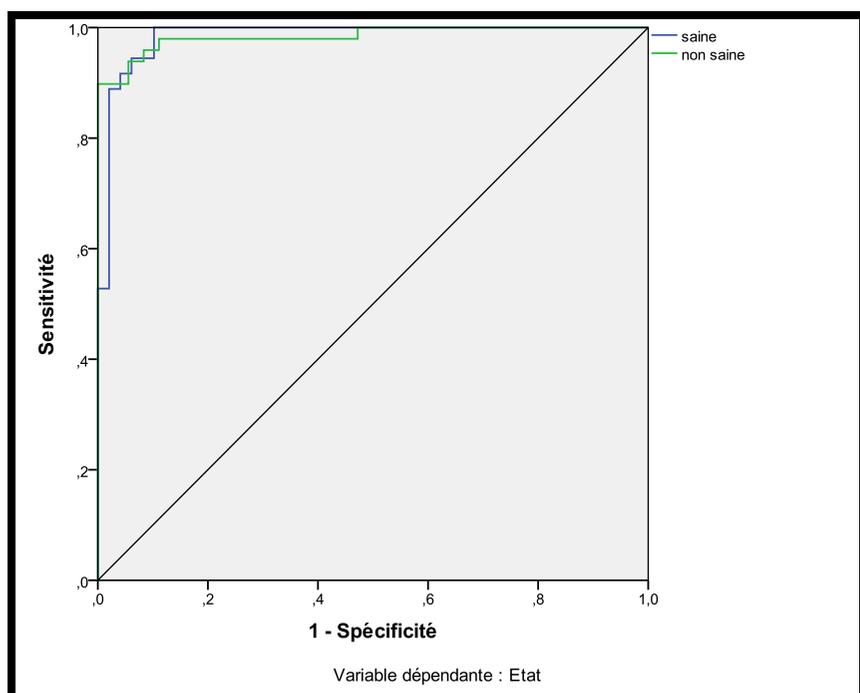
Estimations de paramètre

Variable indépendante		Prévisions									
		Strate masquée 1								Strate de sortie	
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	H(1:6)	H(1:7)	H(1:8)	[Y=0]	[Y=1]
Strate d'entrée	(Biaisé)	,155	-1,269	,100	1,814	-,017	-,245	-,370	,181		
	R1	,719	-,135	-1,955	,090	1,047	-,635	,345	,337		
	R4	-2,513	1,397	3,018	-2,148	3,544	,571	,267	,343		
	R8	,713	,727	,367	-1,554	-1,041	,640	,312	,138		
	R10	-1,049	1,822	-,700	-,243	-,457	-,093	,322	,210		
	R15	-1,315	-,673	-,780	,265	4,022	-,460	-,267	-,003		
	R18	1,400	,034	-1,538	-1,549	1,785	1,336	,296	,379		
	R19	2,081	-,221	-,157	-1,301	-2,836	-,226	,091	-,399		
	Strate masquée 1	(Biaisé)									,558
H(1:1)										-,723	1,159
H(1:2)										2,129	-2,584
H(1:3)										-2,145	2,395
H(1:4)										-2,770	1,911
H(1:5)										-4,166	4,355
H(1:6)										-1,428	,879
H(1:7)										,454	-,307
H(1:8)									,297	,401	

Classification

Echantillon	Observations	Prévisions		
		saine	non saine	Pourcentage correct
Apprentissage	saine	28	0	100,0%
	non saine	1	30	96,8%
	Pourcentage global	49,2%	50,8%	98,3%
Test	saine	8	0	100,0%
	non saine	4	14	77,8%
	Pourcentage global	46,2%	53,8%	84,6%

Variable dépendante : Etat



Variable dépendante : Etat

Zone sous la courbe

		Zone
Etat	saine	,984
	non saine	,984

Analyse discriminante

Analyse Observation Calculer Récapituler

Observations non pondérées	N	Pourcent
Valide	85	82,5
Exclues Codes de groupes manquants ou hors intervalle	0	,0
Au moins une variable discriminante manquante	0	,0
Codes groupes manquants ou hors intervalle et au moins une variable discriminante manquante	18	17,5
Total - exclues	18	17,5
Total - observations	103	100,0

Tests d'égalité des moyennes des groupes

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
R1= Log(Actifs)	,837	16,135	1	83	,000
R4=DLMT/ Capitaux permanents	,648	45,063	1	83	,000
R8=DCT/Total passifs	,839	15,892	1	83	,000
R10=Résultat net /Capitaux propres	,922	7,033	1	83	,010
R15=Frais financières /EBE	,753	27,273	1	83	,000
R18=actifs courant/ actif Total	,811	19,388	1	83	,000
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,792	21,757	1	83	,000

Statistiques de groupe

Etat		Moyenne	Ecart-type	N valide (liste)		
				Non pondérées	Pondérées	
saine	R1= Log(Actifs)	20,5904	1,38123	36	36,000	
	R4=DLMT/ Capitaux permanents	,1999	,24330	36	36,000	
	R8=DCT/Total passifs	,5074	,26125	36	36,000	
	R10=Résultat net /Capitaux propres	,5017	1,65823	36	36,000	
	R15=Frais financières /EBE	,0531	,08676	36	36,000	
	R18=actifs courant/ actif Total	,6846	,20495	36	36,000	
	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	1,1818	1,03962	36	36,000	
	non saine	R1= Log(Actifs)	18,2942	3,21496	49	49,000
		R4=DLMT/ Capitaux permanents	,6818	,37660	49	49,000
R8=DCT/Total passifs		,2377	,33827	49	49,000	
R10=Résultat net /Capitaux propres		4,0614	7,91523	49	49,000	
R15=Frais financières /EBE		,3738	,36023	49	49,000	
R18=actifs courant/ actif Total		,4367	,28832	49	49,000	
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs		,4519	,30103	49	49,000	
Total		R1= Log(Actifs)	19,2667	2,82911	85	85,000
		R4=DLMT/ Capitaux permanents	,4777	,40385	85	85,000
	R8=DCT/Total passifs	,3519	,33435	85	85,000	
	R10=Résultat net /Capitaux propres	2,5538	6,33062	85	85,000	
	R15=Frais financières /EBE	,2380	,32044	85	85,000	
	R18=actifs courant/ actif Total	,5417	,28318	85	85,000	
	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,7610	,79608	85	85,000	

Analyse 1

Test de Box de l'égalité des matrices de covariances

Déterminants Log

Etat	Rang	Déterminant Log
saine	3	-7,698
non saine	3	-6,576
Intra-groupes combinés	3	-5,505

Les rangs et logarithmes naturels des déterminants imprimés sont ceux des matrices de covariance du groupe.

Résultats du test

M de Box	128,210
F	Approximativement 20,500
ddl1	6
ddl2	39176,817
Signification	,000

Teste l'hypothèse nulle d'égalité de matrices de covariance des populations.

Statistiques pas à pas

Variables introduites/éliminées^{a,b,c,d}

Pas	Introduite	Lambda de Wilks							
		Statistique	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistique	ddl1	ddl2	Signification
1	R4=DLMT/ Capitaux permanents	,648	1	1	83,000	45,063	1	83,000	,000
2	R15=Frais financiers /EBE	,569	2	1	83,000	31,057	2	82,000	,000
3	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,516	3	1	83,000	25,294	3	81,000	,000

A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite.

- Le nombre maximum de pas est 14.
- Le F pour introduire partiel minimum est 3.84.
- Le F partiel maximum pour éliminer est 2.71.
- Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.

Variables de l'analyse

Pas	Tolérance	F pour éliminer	Lambda de Wilks
1 R4=DLMT/ Capitaux permanents	1,000	45,063	
2 R4=DLMT/ Capitaux permanents R15=Frais financières /EBE	,975 ,975	26,472 11,403	,753 ,648
3 R4=DLMT/ Capitaux permanents R15=Frais financières /EBE R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,956 ,975 ,981	17,728 10,490 8,265	,629 ,583 ,569

Variables absentes de l'analyse

Pas	Tolérance	Tolérance minimale	F pour introduire	Lambda de Wilks
0 R1= Log(Actifs) R4=DLMT/ Capitaux permanents R8=DCT/Total passifs R10=Résultat net /Capitaux propres R15=Frais financières /EBE	1,000 1,000 1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000 1,000 1,000	16,135 45,063 15,892 7,033 27,273	,837 ,648 ,839 ,922 ,753
R18=actifs courant/ actif Total R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	1,000 1,000	1,000 1,000	19,388 21,757	,811 ,792
1 R1= Log(Actifs) R8=DCT/Total passifs R10=Résultat net /Capitaux propres R15=Frais financières /EBE R18=actifs courant/ actif Total R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,915 ,777 ,832 ,975 ,740 ,981	,915 ,777 ,832 ,975 ,740 ,981	2,981 ,552 ,007 11,403 ,829 9,132	,625 ,644 ,648 ,569 ,642 ,583
2 R1= Log(Actifs) R8=DCT/Total passifs R10=Résultat net /Capitaux propres R18=actifs courant/ actif Total R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	,897 ,752 ,744 ,736 ,981	,897 ,752 ,744 ,733 ,956	1,390 ,018 1,357 ,376 8,265	,559 ,569 ,560 ,566 ,516
3 R1= Log(Actifs) R8=DCT/Total passifs R10=Résultat net /Capitaux propres R18=actifs courant/ actif Total	,881 ,736 ,740 ,709	,878 ,736 ,740 ,709	2,237 ,284 ,825 ,004	,502 ,514 ,511 ,516

Lambda de Wilks

Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistique	ddl1	ddl2	Signification
1	1	,648	1	1	83	45,063	1	83,000	,000
2	2	,569	2	1	83	31,057	2	82,000	,000
3	3	,516	3	1	83	25,294	3	81,000	,000

Récapitulatif des fonctions discriminantes canoniques

Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,937 ^a	100,0	100,0	,695

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	,516	53,876	3	,000

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques

standardisées

	Fonction
	1
R4=DLMT/ Capitaux permanents	,623
R15=Frais financières /EBE	,493
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	-,442

Matrice de structure

	Fonction
	1
R4=DLMT/ Capitaux permanents	,761
R15=Frais financières /EBE	,592
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	-,529
R18=actifs courant/ actif Total ^a	-,491
R10=Résultat net /Capitaux propres ^a	,426
R8=DCT/Total passifs ^a	-,379
R1= Log(Actifs) ^a	-,230

Les corrélations intra-groupes combinés entre variables discriminantes et les variables des fonctions discriminantes canoniques standardisées sont ordonnées par tailles absolues des corrélations à l'intérieur de la fonction.

a. Cette variable n'est pas utilisée dans l'analyse.

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques

	Fonction
	1
R4=DLMT/ Capitaux permanents	1,905
R15=Frais financières /EBE	1,763
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs (Constante)	-,620
	-,858

Coefficients non standardisés

Fonctions aux barycentres des groupes

Etat	Fonction
	1
saine	-1,116
non saine	,820

Fonctions discriminantes canoniques non standardisées évaluées aux moyennes des groupes

Statistiques de classement

Récapitulatif du classement

Traitées	103
Exclues	0
Codes de groupes manquants ou hors intervalle	
Au moins une variable discriminante manquante	0
Utilisées dans le résultat	103

Probabilités à priori des groupes

Etat	A priori	Observations utilisées dans l'analyse	
		Non pondérées	Pondérées
saine	,500	36	36,000
non saine	,500	49	49,000
Total	1,000	85	85,000

Coefficients des fonctions de classement

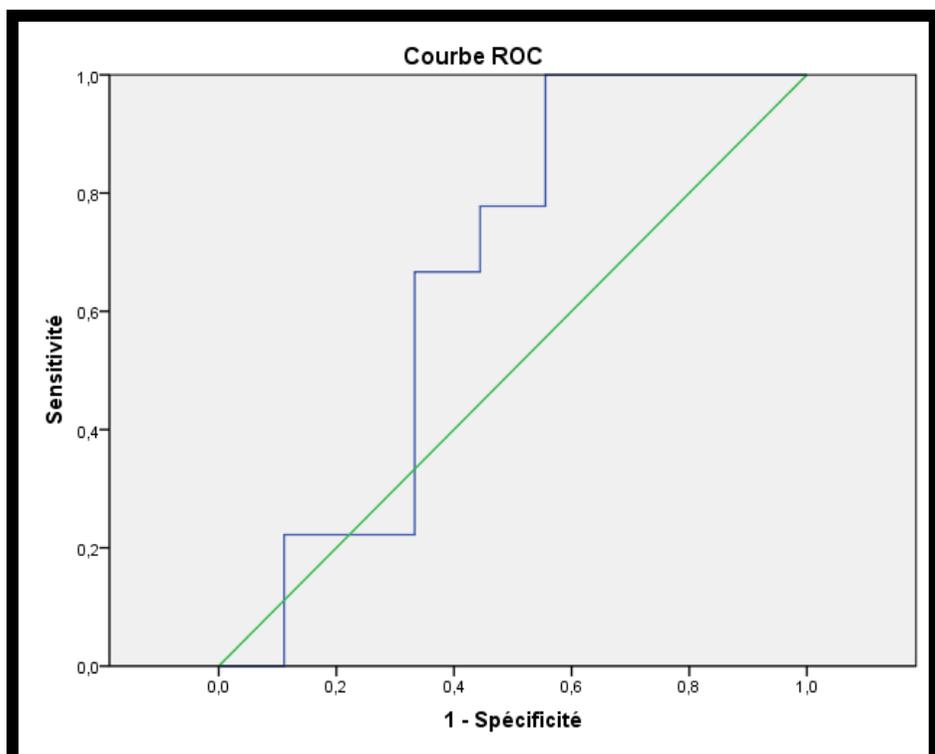
	Etat	
	saine	non saine
R4=DLMT/ Capitaux permanents	2,585	6,272
R15=Frais financiers /EBE	,223	3,635
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs (Constante)	2,489	1,289
	-2,428	-3,802

Fonctions discriminantes linéaires de Fisher

Résultats du classement^{b,c}

	Etat		Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			saine	non saine	
Original	Effectif	saine	34	2	36
		non saine	12	37	49
		Observations non classées	0	18	18
	%	saine	94,4	5,6	100,0
		non saine	24,5	75,5	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	saine	34	2	36
		non saine	12	37	49
		Observations non classées	,0	100,0	100,0
	%	saine	94,4	5,6	100,0
		non saine	24,5	75,5	100,0

- a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse. Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.
- b. 83,5% des observations originales classées correctement.
- c. 83,5% des observations validées-croisées classées correctement.



Zone sous la courbe

Variable(s) de résultats
tests:S_test_AD

Zone
,654

Annexe 7 : Régression logistique sur eviews

Dependent Variable: Y
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 11/02/16 Time: 18:48
 Sample: 1 85
 Included observations: 85
 Convergence achieved after 7 iterations
 Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	7.262301	5.087255	1.427548	0.1534
R1	-0.460660	0.260745	-1.766710	0.0773
R4	4.620752	1.854340	2.491858	0.0127
R8	-1.085137	1.194173	-0.908693	0.3635
R10	-0.239978	0.140423	-1.708967	0.0875
R15	14.46000	4.744937	3.047459	0.0023
R18	2.172813	2.014207	1.078744	0.2807
R19	-2.268837	0.959876	-2.363677	0.0181

Régression logistique binaire

Dependent Variable: Y
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 11/07/16 Time: 20:47
 Sample: 1 85
 Included observations: 85
 Convergence achieved after 7 iterations
 QML (Huber/White) standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	7.262301	4.242163	1.711934	0.0869
R1	-0.460660	0.224604	-2.050991	0.0403
R4	4.620752	1.479914	3.122312	0.0018
R8	-1.085137	1.026117	-1.057517	0.2903
R10	-0.239978	0.093519	-2.566082	0.0103
R15	14.46000	4.866912	2.971083	0.0030
R18	2.172813	1.799068	1.207744	0.2271
R19	-2.268837	0.760390	-2.983779	0.0028

Mean dependent var	0.576471	S.D. dependent var	0.497050
S.E. of regression	0.305300	Akaike info criterion	0.701162
Sum squared resid	7.177026	Schwarz criterion	0.931059
Log likelihood	-21.79939	Hannan-Quinn criter.	0.793633
Restr. log likelihood	-57.91948	Avg. log likelihood	-0.256463
LR statistic (7 df)	72.24019	McFadden R-squared	0.623626
Probability(LR stat)	5.20E-13		

Obs with Dep=0	36	Total obs	85
Obs with Dep=1	49		

Régression logistique binaire avec Huber/White

Dependent Variable: Y
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
Date: 11/07/16 Time: 20:45
Sample: 1 85
Included observations: 85
Convergence achieved after 7 iterations
QML (Huber/White) standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	5.780171	3.792901	1.523945	0.1275
R1	-0.348390	0.179532	-1.940544	0.0523
R4	3.941517	1.398700	2.817986	0.0048
R10	-0.184697	0.083890	-2.201661	0.0277
R15	13.27059	4.220992	3.143951	0.0017
R19	-1.831866	0.600956	-3.048251	0.0023
Mean dependent var	0.576471	S.D. dependent var	0.497050	
S.E. of regression	0.306841	Akaike info criterion	0.673231	
Sum squared resid	7.437971	Schwarz criterion	0.845654	
Log likelihood	-22.61233	Hannan-Quinn criter.	0.742584	
Restr. log likelihood	-57.91948	Avg. log likelihood	-0.266027	
LR statistic (5 df)	70.61431	McFadden R-squared	0.609590	
Probability(LR stat)	7.64E-14			
Obs with Dep=0	36	Total obs	85	
Obs with Dep=1	49			

Régression logistique binaire (Huber/White) avec les coefficients significatifs

Dependent Variable: Y
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
Date: 11/07/16 Time: 20:43
Sample: 1 85
Included observations: 85
Andrews and Hosmer-Lemeshow Goodness-of-Fit Tests
Grouping based upon predicted risk (randomize ties)

	Quantile of Risk		Dep=0		Dep=1		Total Obs	H-L Value
	Low	High	Actual	Expect	Actual	Expect		
1	3.E-05	0.0354	8	7.88265	0	0.11735	8	0.11909
2	0.0397	0.1037	8	8.29584	1	0.70416	9	0.13484
3	0.1069	0.1454	8	6.97228	0	1.02772	8	1.17920
4	0.1872	0.3441	5	6.50093	4	2.49907	9	1.24798
5	0.3891	0.6034	5	4.09017	3	3.90983	8	0.41410
6	0.6292	0.9238	2	1.97852	7	7.02148	9	0.00030
7	0.9334	0.9938	0	0.25303	8	7.74697	8	0.26130
8	0.9953	0.9991	0	0.02268	9	8.97732	9	0.02274
9	0.9992	0.9998	0	0.00331	8	7.99669	8	0.00331
10	0.9998	1.0000	0	0.00058	9	8.99942	9	0.00058
Total			36	36.0000	49	49.0000	85	3.38345
H-L Statistic:			3.3835		Prob. Chi-Sq(8)		0.9080	
Andrews Statistic:			41.4067		Prob. Chi-Sq(10)		0.0000	

Test de Hosmer-Lemeshow

