

Remerciement

Je tiens à remercier mon encadrante M^{me}. Olfa. BENOUDA pour son soutien et ses conseils.

Je remercie aussi tous les cadres au sein de mon entreprise de parrainage la CNEP- Banque spécialement le directeur de la formation M^{eur} A. KASSIOUI, pour m'avoir accueillie et aidé à la réalisation de ce mémoire.

Mes remerciements vont aussi à toute l'équipe de l'Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe, Direction, Administration et Corps enseignant.

Mes remerciements s'étendent également à ma très chère famille pour sa contribution, son soutien et sa patience.

Mes vifs remerciements s'adressent finalement aux membres de jury qui ont accepté de juger ce travail.

Dédicace

A la mémoire de mon cher père.

*A ma très chère mère, qui a toujours cru en moi et pour qui
tous les mots de remerciement seraient insuffisants.*

*A mes très chères sœurs Chahira, Farida, son mari
Karim et Mes frères Toutou et Farid.*

Et surtout ma nièce Melissa et notre petit coucou

AMEN.

Sans oublier mon cher Bélaïd.

En fin à ma chère amie Sabrina.

Kamilia.

Sommaire

<i>Sommaire</i>	
<i>Introduction générale</i>	1
CHAPITRE I : L'environnement bancaire réglementation et exigence en termes de risques	2
<i>Introduction</i>	4
Section 1 :L'environnement bancaire.....	5
<i>Tableau n°1 : composition des fonds propres</i>	12
<i>Tableau n°2: pondération des différents risques sous Bâle II</i>	17
Section 3 : Le risque de crédit	21
<i>Figure n°1 : Distribution des pertes sur un portefeuille de crédits.</i>	27
<i>Conclusion</i>	31
CHAPITRE II : Les approches d'évaluation du risque de crédit proposées par Bâle II	33
Section 1 : L'approche standard	34
Section 2 : L'approche Notation Interne (NI).....	39
Section 3 : les méthodes d'appréciation du risque de crédit.....	45
<i>Conclusion</i>	57
CHAPITRE III: l'estimation de probabilités de défaut des entreprises :Cas de la CNEP- Banque	58
<i>Introduction</i>	59
Section 1 : Etude descriptive et statistique des données.....	60
Section 3 : Comparaison entre les deux modèles (ADL, RL)	89
<i>Conclusion</i>	91
<i>Conclusion générale</i>	92

Introduction générale

*L*e système bancaire joue un rôle fondamental lorsqu'il permet aux entreprises de tirer plus de profit et de maximiser leur rentabilité en bénéficiant des rendements, parce que leur accès direct aux marchés des capitaux est souvent difficile voire impossible pour les PME.

Le risque de crédit, sujet de notre présent mémoire, est un risque de perte financière résultant de l'incertitude quant à la possibilité ou la volonté des contreparties de remplir leurs obligations. En effet, il existe un risque pour la banque dès lors qu'elle se met en situation d'attendre une entrée de fonds de la part d'un client ou d'une contrepartie de marché.

Dans cette optique, les instances réglementaires ont compris la nécessité de renforcer les procédures de leur gestion et de leur contrôle. Dans le cadre de la gestion du risque de crédit qui devient un impératif pressant, l'apparition de nouvelles méthodes de son appréciation ne cesse de se développer.

Les accords de Bâle II ont été signés en 2004 afin de limiter les risques bancaires dont le risque de crédit ou de contrepartie, en jouant sur les exigences de capitaux propres. En particulier, ils proposent la mise en place du « ratio Mc Donough », qui limite le montant des prêts accordés en fonction du niveau des capitaux propres et du risque des prêts. Ces normes prennent la suite des normes issues des accords de Bâle I, dont le « ratio Cooke », qui ne prenait pas en compte finement le risque. Ils sont entrés pleinement en vigueur au 1^{er} janvier 2008.

Fort de ce constat, le Comité reste toujours aussi exigeant vu le danger qu'il présente le risque crédit, et propose l'élaboration d'un modèle de prévision des probabilités de défaut dans le cadre de schéma simplifié de l'approche IRB (IRB fondation) pour la couverture du risque crédit selon le degré de modernisation des banques, en espérant qu'in fine celles-ci adopteront la méthode rendant le plus compte des risques encourus.

De ce fait, la notation interne des contreparties est la dernière recommandation du comité de Bâle en matière d'appréciation du risque crédit. Celle-ci peut être utilisée non

seulement comme outil d'identification et de mesure du risque mais aussi comme outil de pilotage de la politique de crédit et ce en matière de tarification et d'allocation en fonds propres. Il est donc nécessaire aux banques algériennes de se doter d'un tel système fondé sur le calcul d'un score pour chaque emprunteur dans le but d'apprécier sa capacité réelle de remboursement.

Notre mémoire de fin d'études s'inscrit dans ce cadre et vise la réduction du risque de défaut et du volume des créances douteuses dans le portefeuille de crédit des banques. Cela nous ramène à poser la problématique suivante : « **comment estimer les probabilités de défaut des entreprises clientes à la CNEP-Banque par l'application des deux méthodes de discrimination linéaire et logistique?** »

Pour bien cerner ce problème, je tenterai de répondre aux questions annexes suivantes :

- En quoi consiste le risque de crédit ? et quel impact a-t-il sur la banque ?
- Qu'apporte la réforme bâloise à la gestion du risque de crédit ?
- Quelles sont les méthodes les plus utilisées dans la construction d'un système de scores, et comment combiner entre elles pour aboutir à un modèle le plus approprié à prévenir la défaillance ?

Pour traiter notre problématique, j'ai réparti mon travail en trois chapitres :

- Un premier chapitre qui nous permettra d'aborder des éléments liés à l'environnement bancaire : réglementation et exigence en termes de risque ;
- Dans un deuxième chapitre nous allons présenter les différentes approches proposées par l'accord de Bâle II ainsi les techniques statistiques utilisées afin d'estimer les probabilités de défaut des entreprises ;
- Le troisième chapitre qui constituera notre cas pratique, sera consacré à l'estimation des probabilités de défaut, en utilisant les deux méthodes de discrimination linéaire et logistique sur un échantillon réel, extrait de portefeuille de la CNEP-Banque.

***CHAPITRE I : L'environnement bancaire
réglementation et exigence en termes de
risques***

Introduction

L'environnement bancaire est devenu très instable et très vulnérable face aux différentes fluctuations de la sphère monétaire, face à ses différentes perturbations les banques sont de plus en plus menacées par une diversité de risques nuisant à son activité et à sa position sur le marché financier.

Toutes les difficultés et les faillites des banques ont été dans la plupart des cas à cause du risque de crédit, ce qui a amené le comité de Bâle sur la supervision bancaire en 1988 à instaurer la première version de la supervision prudentielle qui a édité des règles de conduite strictes et uniformes en matière de risque de crédit uniquement.

Le risque est une exposition à un danger potentiel, inhérent à une situation ou une activité. A cet effet, toute banque doit adopter une politique de gestion intégrée des différents risques découlant de son activité basée sur des positions par rapport aux limites, aux standards internationaux en la matière.

Nous avons consacré ce chapitre dans sa première section à la présentation de l'environnement bancaire, la deuxième section portera un aperçu théorique sur la réglementation bancaire et dans la troisième section, nous allons traiter le risque de crédit.

Section 1 :L'environnement bancaire

1.1. L'activité et risques bancaires

1.1.1. Le rôle de la banque dans l'économie

Le secteur bancaire occupe une place importante dans l'économie des pays développés et en développement. Il est toujours au cœur de l'économie en permettant la circulation des fortunes et le financement des différentes activités économiques.

Le rôle joué par la banque dans l'économie est fondamental puisqu'elle se comporte à la fois comme une entreprise de production, une entreprise commerciale et une entreprise de prestation de services.

En tant qu'entreprise de production, elle procède à la transformation des échéances et des risques en mettant en rapport les divers agents économiques qui ont une capacité de financement (offreurs de capitaux) et ceux qui ont un besoin de financement (demandeurs de capitaux).

En tant qu'entreprise commerciale, elle fait le commerce de l'argent en collectant l'épargne et en la distribuant sous forme de crédits, tout en essayant de réaliser un bénéfice qu'elle distribuerait éventuellement à ses actionnaires, d'où sa vocation commerciale.

En tant qu'entreprise de prestation de services, elle propose à sa clientèle divers services bancaires tels que la gestion des moyens de paiement, le recouvrement des créances, les opérations de change, le conseil et l'assistance, etc.

La banque donc joue le rôle d'un intermédiaire financier spécifique dans la mesure où elle consiste à garantir la sécurité du dépôt et sa restitution aux déposants et la mise à disposition du prêt jusqu'aux échéances convenues aux emprunteurs.

Dans ce cadre, la déréglementation et la mondialisation des services financiers ainsi que la sophistication croissante de la technologie financière ont rendu l'activité bancaire plus complexe et plus risquée. Le risque se trouve être en effet au cœur du métier des banques du fait qu'elles gèrent l'argent d'autrui. Par conséquent, il est devenu plus important que jamais pour les banques de gérer efficacement les différents types de risques auxquels elles sont confrontées.

1.1.2. La typologie des risques bancaires

La notion du risque

« Le risque est liée à la notion d'incertitude (variabilité des gains ou pertes) mais également au fait qu'il a des conséquences négatives : Ces deux aspects de la notion du risque sont contenus dans les mesures de risque habituellement utilisées. La variabilité des gains est mesurée par la volatilité, alors que les conséquences négatives d'un risque sont mesurées par la VaR (Value at Risk) »¹.

La caractéristique propre du risque est donc l'incertitude temporelle d'un événement ayant une certaine probabilité de survenir et de mettre en difficulté la banque et pour cette raison que le risque doit être identifié et évalué.

Les risques bancaires sont multiples et multidimensionnels. Il faut les classifier et les définir le mieux possible en vue de les mesurer et de les maîtriser.

Processus de gestion des risques



Source : cours de la gestion des risques.

a-Identification du risque : La phase d'identification permet de formuler les énoncés de risques et d'identifier leurs informations contextuelles.

¹Vivien BRUNEL, « Gestion des risques et risque de crédit », This version: January 28, 2009.

b-Evaluation du risque : Ce qui inclut d'une part d'évaluer la perte potentiellement générée par la réalisation du risque, d'autre part (et c'est encore plus difficile) d'estimer la probabilité de réalisation du risque. En effet, il est nécessaire de déterminer l'impact potentiel de risque car il ne serait pas rationnel d'appliquer des mesures coûteuses pour prévenir un risque faible.

c-Contrôle de risque : Qui consiste à limiter a priori l'exposition en définissant des limites au-delà desquelles il n'est plus possible de prendre une position sans l'autorisation d'un responsable du risque. Cette méthode est particulièrement utilisée pour le contrôle de risque crédit.

d-Couverture contre le risque : La phase de couverture constitue le pivot de processus de gestion des risques. Elle consiste à prendre une position sur des instruments financiers, souvent des produits dérivés, dont la valeur varie en sens inverse des actifs exposés au risque. C'est dans ce cas de réalisation du risque que la couverture intervient pour en diminuer les effets. Par contre, si le risque ne se réalise pas, la couverture aura seulement généré un coût.

e-Transfert de risque : Il est possible également de transférer le risque sur un tiers, soit en sous-traitant une activité, soit en souscrivant une assurance.

Le transfert peut également se faire à travers la titrisation qui constitue une alternative à l'assurance et qui est particulièrement adaptée aux risques à fort impact, il s'agit de transfert de risque sur le marché financier.

Il existe une multitude de risques que la banque doit gérer à savoir :

✓ **Le risque de marché**

« Le risque de marché est le risque de perte qui peut résulter de fluctuations des prix des instruments financiers qui composent un portefeuille. Le risque peut porter sur le cours des actions, les taux d'intérêts, les taux de change, les cours de matières premières, etc. »².

Le risque de marché peut être défini également comme : « les risques de pertes sur des positions de bilan et de hors bilan à la suite de variations des prix de marché. »³

² Comité mixte BSIF,AMF et Assuris Octobre 2008.

³ L'article 2 du règlement de la banque d'Algérie n°11-08 du 28 Novembre relatif au contrôle interne et établissement de crédit.

✓ **Le risque opérationnel**

Il peut être défini comme : « le risque de perte directe résultant des carences ou défaillances au niveau des procédures internes, de personnel, des systèmes ou d'événements extérieurs »⁴. Il a la spécificité d'être difficilement quantifiable ce qui rend sa gestion assez complexe. Nous donnons quelques chiffres relatifs aux pertes dues au risque opérationnel de quelques grandes banques:

2001 : UBS Warburg : erreurs de transactions sur le portefeuille bancaire japonais entraînant des pertes estimées à 50 millions USD⁵;

2002 : Allied Irish Bank : pertes de 700 millions USD; fraude interne⁶.

Ces chiffres viennent en confirmation de la contribution de ce type de risque dans les pertes subies par le portefeuille des banques. Ceci a poussé les autorités de régulation (le comité Bâle) à intégrer, dans leur nouvel accord, le risque opérationnel comme composante dans le calcul des fonds propres pour la couverture des pertes de portefeuille.

✓ **Le risque de liquidité**

Appelé aussi risque de transformation, il représente la possibilité pour un établissement de crédit de ne pas pouvoir faire face, à un instant donné à ses engagements par la mobilisation de ses actifs.

Ce risque peut notamment survenir à l'occasion d'un retrait massif de dépôts de la clientèle, d'une crise de confiance du marché à l'égard d'un établissement ou d'une crise de liquidité générale du marché.

Le risque de liquidité a été défini par l'article 2 du règlement de la banque centrale d'Algérie n° 11-08 du 28 Novembre 2011 relatif au contrôle interne des banques et établissements financiers comme suit : « le risque de ne pas pouvoir faire face a ses engagements ou de ne pas pouvoir dénouer ou

⁴CHIHEB GHANMI ; cours sur le risque opérationnel; Avril 2014 ;IFID.

⁵R.Guellati, «RAROC : outil de gestion du risque de crédit » Ecole Supérieure de Banque, Alger, 2006.

⁶Idem.

compenser une position, en raison de la situation du marché, dans un délai déterminé et à un coût raisonnable.»

✓ **Le risque systématique**

Le risque systémique est inhérent au système bancaire et financier, du fait des interrelations existantes dans ce secteur entre les différentes institutions et les différents marchés. Le risque systémique du secteur financier est d'autant plus dangereux que le plus souvent, les effets négatifs se diffusent sur l'économie réelle.

La Banque de Règlements internationaux (BRI) donne la définition suivante du risque systémique : « c'est un événement à l'origine de pertes économiques importantes ou d'une perte de confiance »

La faillite **de Lehmn Brothers** en 2008 était à l'origine d'un risque systématique car, elle a entraîné une grave crise de liquidité qui a failli précipiter le système financier mondial à sa perte.

✓ **Le risque de crédit**

Appelé également risque de contrepartie, il se matérialise essentiellement dans l'incapacité du débiteur à rembourser ou dans son refus à rembourser le principal et /ou l'intérêt au terme convenu.

Le risque de crédit fait partie intégrante à l'activité de la banque et peut conduire à des pertes suite à la détérioration de la situation financière de l'emprunteur et son incapacité à rembourser la dette. La gestion de ce type de risque est la tâche la plus fondamentale dans les opérations bancaires. En vertu de maintenir une activité fiable et solide, la banque accorde la plus haute

priorité à assurer la solidité de ses actifs et tend à améliorer en permanence ses capacités de gestion du risque de crédit.

I.2. Les fonds propres comme palliatif aux risques

Les fonds propres assurent au sein d'une banque des fonctions multiples, ils sont d'une part une source de croissance et de rentabilité de ses activités, et d'autre part constituent une garantie fondamentale de sécurité à l'égard de ses créanciers.

Les fonds propres ou capital sont l'un des éléments de passif du bilan d'une banque. Ils représentent des ressources permanentes puisque leur remboursement n'a pas d'échéance. Ils sont constitués principalement du capital social, des résultats non distribués, des réserves, des provisions, etc.

Le rôle principal des fonds propres est donc d'amortir les pertes inattendues pour protéger les déposants et assurer la confiance des investisseurs et des agences de notation.

La littérature spécialisée présente l'adéquation du capital en utilisant les concepts suivants :

1.2.1.-Les fonds propres réglementaires

Le capital réglementaire se réfère aux exigences minimales de fonds propres que les banques doivent détenir conformément à la réglementation prévue par les autorités de supervision nationales. Il est défini par le régulateur et les autorités de contrôle bancaire comme palliatif aux risques auxquels est soumise la banque. Ainsi, conformément à l'accord de Bâle de 1988 et le communiqué de presse d'octobre 1998, les fonds propre réglementaires sont ventilés comme suit :

- **Les fonds propres de base (Tier one) :** « Les fonds propres de base sont composés du capital, des réserves, des résultats de l'exercice en instance d'affectation et, dans certains cas, les fonds pour risques bancaires généraux »⁷.
- **Les fonds propres complémentaires (Tier two) :** Ils comprennent les quatre ressources suivantes :

-**Les réserves de réévaluation** (la quote-part des plus values latentes) ;

-**Les emprunts subordonnés** à durée indéterminée « upper tier two » et à durée déterminée « lower tier two », il s'agit de fonds provenant de l'émission de titres d'une durée au moins

⁷M. Rosenbaum « Analyse et gestion du risque bancaire » Eska Editions, 2004, traduit de « Analyzing and Managing banking risk »

égale à 05 ans et ne comportant pas de clauses de remboursement anticipé , ces dettes ne seront intégrées dans le ratio de solvabilité que dans la limite de 50% des fonds propres de base.

-**Les provisions générales:** Ce sont les réserves qui n'ont pas été affectées à un actif spécifique, ces réserves sont prises dans le calcul du ratio de solvabilité dans la limite de 1,25% des actifs pondérés.

- **Autres capitaux hybrides:** Qui ne sont pas pris en compte à titre de fonds propres complémentaires excepté s'ils répondent aux conditions fixées par le comité.

○ **Les fonds propres sur complémentaires (Tier three) :**

Ils sont composés de trois catégories de ressources à savoir :

- les bénéfices intermédiaires tirés du portefeuille de négociation.
- les emprunts subordonnés d'une durée d'au moins 02 ans, et dont ni le paiement des intérêts ni le remboursement ne peuvent contrevenir au respect de l'exigence globale en fonds propres ;
- la part des ressources subordonnées non retenues au titre des fonds propres complémentaires.

Il est bon de noter que les fonds propres sur complémentaires ne sont valables que pour la couverture du risque de marché.

1.2.2. Les fonds propres économiques

Le capital économique doit permettre de se prémunir contre tous les risques détériorant la solvabilité de la banque. En effet , Le capital économique est une notion récente utilisée dans la théorie et la pratique financière qui est défini comme étant le niveau de capital que la banque estime nécessaire pour couvrir ses risques, générés par la défaillance de la clientèle à ses engagements envers la banque.

Le tableau ci- dessous reprend les composantes des trois catégories de fonds propres :

Tableau n°1 : composition des fonds propres

Catégorie	Composition
Fonds propres de base	Capital social + primes d'émission + réserves consolidées (hors réserves de réévaluation) +/- écart d'acquisition +/- intérêts minoritaires +/- différence de mise en équivalence de participation -Goodwill
Fonds propres Complémentaires	Réserves latentes + réserves de réévaluation +/- écart de conversion + provisions générales + titres de financement hybrides ou subordonnés
Fonds propres sur-complémentaires	Dettes subordonnées à court terme

Source : «Pilotage bancaire : les normes IAS et la réglementation Bale II » Pascal Dumontier et Denis Dupre , Revue Banque, édition, Paris, 2005.

Section 2 : présentation de la réglementation bancaire

Au fil des années, la Banque s'est dotée d'un dispositif de surveillance et de contrôle afin d'apprécier de façon homogène l'ensemble de son portefeuille de risque de contreparties (risque de crédit). Par ailleurs, le comité de Bâle prévoit que les banques pourront utiliser leur système d'évaluation pour mesurer les risques de crédit, sous réserve que leur autorité de tutelle valide la méthodologie et les séries historiques de résultats obtenus.

En corollaire, les fonds propres réglementaires de la banque seront calibrés selon la qualité de sa gestion du risque et de son portefeuille. De ce fait, les banques sont invitées à développer leurs systèmes d'évaluation de leurs risques autour de méthodes standards ou des méthodes fondées sur des notations ou des mesures internes qui devient l'un des éléments essentiel de la culture et de la gestion du risque de crédit.

2.1. Historique du comité de Bâle

Le Comité de Bâle a été créé par les gouverneurs des banques centrales du G 10⁸ en 1974, avec pour objectif premier l'amélioration de la stabilité du système bancaire international, lui-même garant de la stabilité d'un système financier de plus en plus internationalisé.

S'agissant dans un premier temps de limiter le risque de faillite, le Comité se concentra sur le risque de crédit.

Lorsqu'une banque subit des pertes sur les crédits accordés, elle ne peut couvrir ces pertes qu'en consommant son capital. Lorsque tout le capital est consommé, la banque commence à consommer les capitaux déposés.

L'approche du Comité a donc été de fixer une approximation du risque crédit global en pourcentage du portefeuille de crédit en général et d'utiliser ce pourcentage pour fixer le minimum de fonds propres à adosser aux crédits.

⁸ Organisation de Coopération et de Développement Economique constituée de l' Allemagne, Australie, Autriche, Belgique, Canada, Corée du Sud, Danemarks, Espagne, États-Unis, Finlande, France, Grèce, Hongrie, Irlande, Islande, Italie, Japon , Luxembourg, Mexique, Norvège, Nouvelle-Zélande ,Pays-Bas ,Pologne , Portugal ,République tchèque , Royaume –Uni , Slovaquie , Suède , Suisse et la Turquie .

2.2. Rappel de Bâle et le ratio Cooke

Bâle I fait référence à un ensemble de recommandations formulées en 1988 par le comité de Bâle, un comité rassemblant les banquiers centraux des pays du G-10 sous l'égide de la Banque des règlements internationaux à BÂLE.

L'accord de Bâle de 1988 a placé au centre de son dispositif le ratio cooke, qui veut que le ratio des fonds propres réglementaires (au sens large) d'un établissement de crédit par rapport à l'ensemble des engagements de crédit de cet établissement ne pouvait pas être inférieur à 8% (ce que l'on peut traduire ainsi: la banque doit financer chaque 100 Dinars de crédit de la façon suivante: minimum 8 Dinars en fonds propres en utilisant ses autres sources de financement telles que dépôts, emprunts, financement interbancaire, etc.

L'objectif principal de Bâle I était d'améliorer et de renforcer la santé et la stabilité du système financier international par l'introduction d'exigences de fonds propres applicables à toutes les banques afin de mesurer les risques et les couvrir. Il fallait atteindre, au sein du système bancaire, un niveau de couverture permettant de réduire considérablement le risque d'insolvabilité bancaire ou d'abaisser à un niveau acceptable les coûts que devraient supporter les investisseurs et les contribuables en cas d'insolvabilité bancaire. Ce but a été atteint. Bâle I a été intégré à la législation de plus d'une centaine de pays après avoir subi des adaptations aux besoins nationaux et peut être considéré comme un succès.

L'objet essentiel de Bâle II actuellement demeure le renforcement de la stabilité du système bancaire et à combler les lacunes de Bâle I dont on peut citer quelques unes :

- ✓ Une pondération de solvabilité rigide ne tenant pas compte de la qualité réelle des actifs du bilan ou des crédits ;
- ✓ Une prise en compte très limitée des sûretés et des garanties ;
- ✓ Aucune prise en compte des nouvelles techniques de diminution des risques de crédit (dérivés sur les risques de crédit, conventions de netting bilanciel, titrisation de crédits, conventions relatives à la sûreté, etc) ;
- ✓ Aucune prise en compte des durées ou de la diversification du portefeuille et l'ignorance du risque opérationnel.

Le cumul de ces faiblesses est à l'origine d'un rapport incohérent entre le capital propre réglementaire et la gestion des risques assurée par les banques d'un point de vue économique concernant le niveau de fonds propres requis.

L'objectif principal de Bâle II est d'abandonner le système de couverture forfaitaire imposé aux banques pour adopter une réglementation du capital propre minimal plus complète qui tienne mieux compte des risques. De plus, Bâle II cherche à harmoniser davantage entre les différents pays des normes de surveillance des banques et des obligations de publication.

2.3. Structure de Bâle II et le ratio Mac Donough

La nouvelle réglementation vise à renforcer la bonne santé et la stabilité du secteur bancaire. Il prévoit d'accorder aux banques une ristourne en terme de capital alloué aux crédits qu'elles consentent.

Dans sa nouvelle version, le ratio prend en compte d'autres catégories de risque que le risque de crédit, à savoir le risque de marché et le risque opérationnel et s'exprime de la façon suivante :

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

Bâle II repose sur trois piliers se complétant :

Le pilier 1 : Exigences minimales en fonds propres

Le premier pilier, qui reprend les dispositions de Bâle I, concerne **les exigences minimales de fonds propres**. Il concerne :

- ✓ Le risque de crédit (nouvelles approches de calcul) risque qu'un emprunteur ou qu'une contrepartie ne puisse pas honorer ses obligations contractuelles, il est considéré comme le principal domaine de vulnérabilité et source de problèmes des banques face aux PME.

- ✓ Le risque de marché (inchangé) risque d'évolution défavorable des prix, comme les taux de change, la valeur des titres et les taux d'intérêt.
- ✓ Le risque opérationnel (nouveau), sera dorénavant inclus, c'est un risque de pertes résultant d'une inadéquation ou d'une défaillance attribuable aux procédures, au facteur humain et aux systèmes internes, à des causes externes ou à la survenance d'événements extérieurs susceptibles d'entraver considérablement les activités bancaires. Le risque opérationnel (RO) viendra s'ajouter aux exigences en fonds propres réglementaires des banques. L'augmentation des coûts pour le RO pourrait annuler les économies réalisées sur le risque de crédit.

Le premier pilier exige, comme dans la réglementation de Bâle I, un taux de fonds propres obligatoire c'est-à-dire un rapport entre le capital propre réglementaire et les actifs pondérés du risque – d'au moins 8%.

Les propositions du Comité de Bâle visent donc à définir d'une façon plus différenciée les actifs pondérés par le risque. Le traitement des risques de crédit subit donc d'importants changements. Ce sont désormais des systèmes différenciés de pondération du risque qui seront appliqués en premier lieu et il sera possible de choisir entre plusieurs approches de définition du capital propre.

Le pilier 2 : Processus de surveillance prudentielle

Le deuxième pilier, règle le processus de contrôle accru de la gestion des risques et de la couverture en capital par les autorités prudentielles nationales. En effet, la surveillance par les autorités prudentielles a pour objectif de surveiller efficacement le respect des prescriptions de Bâle.

Elles sont surtout tenues de vérifier régulièrement comment les banques définissent leurs besoins en capitaux par rapport à leur profil de risque. Si les critères qu'elles ont fixés ne leur semblent pas remplis de façon satisfaisante, elles peuvent prendre des mesures supplémentaires comme, par exemple, exiger s'elles estiment que c'est nécessaire la constitution de fonds propres supérieurs aux exigences du Comité de Bâle.

Le pilier 3 : Discipline de marché

Enfin, le troisième pilier définit les obligations de publication imposées aux banques. **Transparence et discipline de marché:** Obligation accrue de publication et de communication d'information (notamment de la dotation en fonds propres et des méthodes d'évaluation des risques).

Le troisième pilier, il a pour but d'inciter les banques à plus de discipline par le biais de marché et non seulement par la surveillance prudentielle. Une transparence accrue doit permettre aux investisseurs et à un large public d'obtenir des informations très détaillées sur le calcul des fonds propres.

L'accord propose les pondérations suivantes :

Tableau n°2: pondération des différents risques sous Bâle II

Type de risque	Exigences en fonds propres	Répartition
Crédit	6,8%	85%
Marché	0,24%	3%
Opérationnel	0,96%	12%
Total	8%	100%

Source : établie à partir des données fournies par : Dov Ogien, comptabilité et audit bancaires , Dunod, Paris,2004.

Le présent travail se concentre sur les risques de crédit traités dans le premier pilier et n'a abordé les risques de marché et opérationnel ainsi que les deuxième et troisième piliers que de façon marginale.

Pour chaque portefeuille, les banques doivent choisir une approche parmi les trois approches du risque (voir l'annexe 1) qu'on va détailler dans le chapitre II.

2.4. Les Accords de Bâle III

Les Accords de Bâle III publiés le 16 décembre 2010, sont des propositions de réglementation bancaire. Cette réforme vise à renforcer davantage des exigences sur le capital et sur la liquidité afin d'instaurer un secteur bancaire plus solide, et d'améliorer sa capacité à résister aux chocs financiers et économiques et d'éviter les effets néfastes de ces derniers sur l'économie. En effet, la réforme de Bâle III, qui constitue la réponse du Comité de Bâle à la crise financière de 2008, vise principalement à :

- Renforcer les exigences en matière de fonds propres et leur qualité: le ratio minimal de fonds propres passe de 8 % à 10,5 % ;
- Contrecarrer l'effet pro-cyclique de Bâle II en encourageant la constitution en période de prospérité d'un second matelas de protection ou volant contra-cyclique .Son objectif est de prévenir la survenance de bulles et ce en freinant la croissance du crédit en période d'expansion et en renforçant davantage la solidité des établissements de crédit en période de récession ;
- Mettre en place un ratio d'effet de levier : e ratio présente le rapport entre les fonds propres (tiers1) et le total des actifs non ajustés au risque. Son plafond est fixé à 3%.

En résumé, l'un des plans les plus importants de la réforme Bâle III est l'introduction de deux ratios de liquidité et le taux net de financement stable

2.5. La réglementation algérienne en matière de gestion du risque crédit

2.5.1. La réglementation prudentielle

A. Le ratio de solvabilité : Ayant pour objectif d'assurer la gestion des risques engendrés par l'activité bancaire, un ratio de solvabilité a été mis en place par le règlement n° **14-01 du 16 février 2014** fixant les règles prudentielles de gestion des banques et des établissements financiers, et qui s'inspire largement du ratio Cooke. La formule de ce ratio se présente comme suit :

$$\frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Engagement nets pondérés}} \geq 9,5$$

Remarque : Les engagements nets représentent le montant des engagements après déduction de toute garantie reçue.

B. Le provisionnement actuel des créances : Les banques et établissements financiers sont obligés de :

- Distinguer leurs créances sur la clientèle par degrés de risque encouru en créances courantes et créances classées.
- Procéder à la constitution de provisions pour risque crédit.

A ce titre, les créances sont classées en deux catégories :

a. Les créances courantes : Ces créances doivent être provisionnées à 1% annuellement jusqu'à atteindre un niveau total de 3%.

Les créances courantes sont assimilées aux créances dont le recouvrement intégral dans les délais paraît assuré. Les provisions sur ces créances sont à caractère de réserves et viennent renforcer les fonds propres de la banque.

b. Les créances classées : Ces créances se décomposent en trois catégories :

✓ Les créances à problèmes potentiels : Ces créances, nettes de garanties, doivent être provisionnées à hauteur de 20%. Ces créances sont détenues sur des entreprises qui présentent certaines difficultés, mais qui restent relativement solvables (recouvrement des créances malgré un retard compris entre 3 et 6 mois) ;

✓ Les créances très risquées : Le niveau de provisionnement de ces créances est fixé à 50%. Ces créances présentent un recouvrement intégral incertain et un retard de remboursement des intérêts ou du principal échu compris entre 6 mois et 1 an. Aussi, ces créances sont détenues par des entreprises enregistrant des pertes probables ;

✓ Les créances compromises : Ces créances, nettes de garanties, sont provisionnées à 100%. Dans ce cas, il n'y a aucun espoir de recouvrement des créances et c'est pour cette raison que la banque doit les considérer comme pertes.

C. Les ratios de division des risques : Le but de ces ratios est de garantir la solvabilité des banques et établissements financiers grâce à une limitation des risques par rapport à leurs fonds propres.

Cette limitation des fonds propres s'effectue sur deux niveaux :

- ✓ Une limite individuelle (division des risques)
- ✓ Une limite globale (couverture des risques)

Cette double limitation est précisée par l'article 4 de l'instruction **14-02, du 16 février 2014** relative à la fixation des règles prudentielles, dans les termes ci-après :

Les banques et établissements financiers doivent veiller à tout moment à ce que :

- Le risque par bénéficiaire ne dépasse pas 25% du montant de leurs fonds propres nets;
- Le montant total des risques sur les bénéficiaires pour lesquels l'établissement est engagé ne doit pas dépasser huit (08) fois le montant de ses fonds propres réglementaires.

La réglementation internationale en matière de ratio de division des risques est identique à la réglementation algérienne.

D. Les réserves obligatoires : Les banques sont tenues de placer auprès de la Banque d'Algérie, en un compte bloqué, avec ou sans intérêts une réserve calculée sur la base de l'ensemble de leurs dépôts ou sur une seule catégorie de ceux-ci, ou sur l'ensemble de leurs placements ou une seule catégorie de ceux-ci.

E. Coefficient des fonds propres et des ressources permanentes : Grâce à ce ratio la banque réussit à maintenir un équilibre entre les ressources permanentes et les emplois à long terme.

$$\frac{\text{Fonds propres + ressources permanent} \geq 5\text{ans}}{\text{Emplois} \geq 5\text{ans}} \geq 60\%$$

F. Le ratio de liquidité : Il représente le rapport entre les liquidités ayant plus d'un mois à courir (au numérateur) et les exigibilités ayant plus d'un mois à courir (au dénominateur) ; il doit être supérieur à 100%.

Section 3 : Le risque de crédit

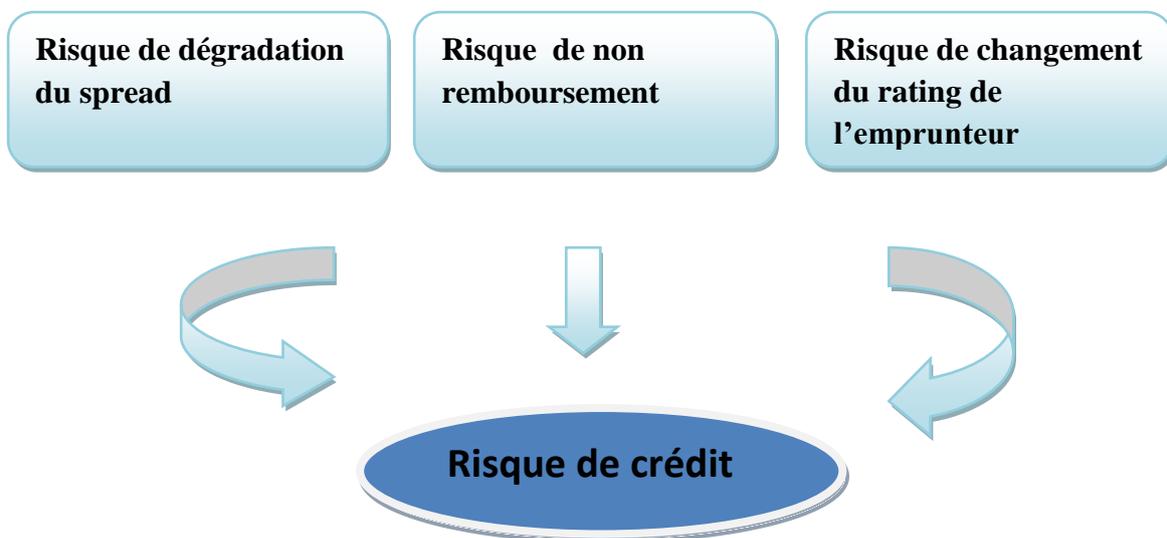
Le risque de crédit constitue la principale source de pertes pour les institutions financières. Depuis quelques années, la mesure et la gestion de ce risque ont pris de plus en plus d'importance dans l'industrie bancaire, suscitant ainsi le développement de nouveaux outils.

3.1. Définition du risque crédit

Le risque crédit peut être défini comme « la perte potentielle supportée par un agent économique suite à une modification de la qualité de crédit de l'une de ses contreparties, ou d'un portefeuille de contreparties, sur un horizon donné.»⁹

En effet, le risque de crédit résulte de l'incertitude quant à la possibilité ou la volonté des contreparties ou des clients de remplir leurs obligations.

Le risque de crédit peut prendre trois formes principales :



- **Le risque de non remboursement (ou de contrepartie) :** Qui intervient en cas de retard de la part de l'emprunteur sur le paiement du principal et / ou des intérêts de sa dette, selon la définition retenue par l'agence de notation Moody's. En effet, le risque

⁹Koffi Jean-Marie YAO, les accords de Bâle et la gestion du risque de crédit, version préliminaire, Mars 2003.

de défaut correspond à l'occurrence d'un défaut, caractérisé par l'incapacité de la contrepartie à assurer le paiement de ses échéances.

C'est le risque auquel nous allons nous intéresser tout au long de ce travail.

- **Le risque de changement du rating de l'emprunteur :** Etant donné la corrélation négative de la probabilité de défaut du débiteur et de son rating, il convient de préciser qu'en cas de dégradation de la situation financière du débiteur (et donc de son rating), la créance ou l'actif en question perd de sa valeur. Ce risque fait l'objet d'un suivi quotidien par les banques (mark to market)¹⁰ soucieuses de la valeur de leur portefeuille.

Les matrices de transition publiées par les agences de notation sont ici l'instrument privilégié du calcul des pertes potentielles. Elles indiquent par classe de rating et sur un horizon donné, les probabilités de passage d'un rating à un autre.

- **Le risque de dégradation du spread de signature :** Le risque de crédit peut prendre également la forme d'une dégradation du spread de signature attaché aux instruments de crédit qui sont de plus en plus côtés. Le spread (ou prime de risque : plus le risque est élevé, plus le spread est élevé) traduit en terme monétaire la vraisemblance de réalisation de l'évènement de défaut.

L'évolution aléatoire des spread constituent elle-même un risque de crédit puisqu'elle agit sur la valeur du marché. Il n'est donc pas nécessaire que le défaut se réalise pour affecter négativement la valeur d'un actif ou d'un portefeuille.

La notion du défaut

Le Comité de Bâle, dans son document consultatif de 2003, définit le défaut de la façon suivante : « Un défaut de la part d'un débiteur intervient lorsque l'un des deux événements ci-après se produit, sinon les deux :

- La banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité son crédit au groupe bancaire sans qu'elle ait besoin de prendre des mesures appropriées telles que la réalisation d'une garantie (si elle existe) ;

¹⁰Technique qui consiste à réévaluer la valeur du portefeuille d'une banque en fonction des nouveaux paramètres de marché.

- L'arriéré du débiteur sur un crédit important dû au groupe bancaire dépasse 90 jours.

Les découverts sont considérés comme des créances échues dès que le client a dépassé une limite autorisée ou qu'il a été averti qu'il disposait d'une limite inférieure à l'encours actuel». ¹¹

L'approche traditionnelle consistant à mesurer et gérer le risque de crédit qui se limite à une analyse financière des dossiers de crédit sur la base des états financiers fournis par les contreparties en collaboration avec des experts industriels sectoriels. Cette méthode bien que quantitative, n'introduit pas le « risque » ou incertitude. C'est en réponse à ce problème donnant lieu au défaut de remboursement qui ont été conçus les modèles de gestion du risque de crédit.

3.2. Les composantes du risque de contrepartie

Le risque crédit se compose de quatre éléments qui sont : le risque de défaut, le risque d'exposition, le risque de récupération et la maturité (l'échéance).

3.2.1. Les pertes attendues

Les banques estiment qu'une partie de leurs prêts ne sera pas remboursée. Elles connaissent donc *en moyenne* le montant de leurs pertes sur leur portefeuille de crédit en une période donnée. Ce montant correspond aux pertes attendues « expected loss » et est couvert par les provisions. Pour un prêt donné, le montant des pertes attendues (EL) se calcul en fonction de trois paramètres:

$$EL = EAD * LGD * PD$$

Où:

EL : La perte attendue;

EAD: L'exposition au défaut, c'est à dire le montant de crédit restant dû ;

¹¹Comite Bâle pour le contrôle bancaire, «Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres » Document soumis a Consultation, 2003, BIS, Juin 2003.

LGD: La perte en cas défaut. Elle dépend du taux de recouvrement de la créance (après mise en jeu des garanties et autres) ;

PD : La probabilité de défaut. C'est la probabilité que la contrepartie ne rembourse pas à l'échéance.

Les estimations des paramètres ont pour Objet de prévoir les résultats à venir. Les banques devraient déterminer les sources de l'incertitude liées à la quantification du risque, ainsi d'estimer les valeurs de la PD, de la LGD et de l'EAD d'une façon aussi précise.

■ L'exposition en cas de défaut (EAD)

L'exposition en cas de défaut (EAD) correspond au montant dû par l'emprunteur au moment où il fera défaut sur un engagement donné à un horizon correspondant à celui utilisé pour l'estimation des autres paramètres. Pour un prêt, il s'agit du capital dû à l'horizon considéré et éventuellement des intérêts courus non échus au même moment.

■ La perte en cas de défaut (LGD)

La perte en cas de défaut représente le taux de perte enregistré lorsque l'emprunteur fait défaut. A ce moment, le prêteur peut récupérer $(1-LGD)$ % de l'exposition totale. Evidement, la banque subit un coût supplémentaire correspond au défaut du client. Ces coûts peuvent être le coût de traitement de dossier et les frais généraux de gestion. Si les frais correspondant au défaut du débiteur sont négligeables, donc, la perte en cas de défaut définie simplement comme le complémentaire du taux de recouvrement sur crédits.

A ce niveau on peut dire que la perte en cas de défaut dépend de la politique de recouvrement, des procédures de contentieux et de la politique générale de gestion des impayés.

■ La probabilité de défaut (PD)

Les dettes de toute entreprise présentent toujours une probabilité de défaut, la notion *zéro défaut* est pratiquement inexcitable pour une entreprise même si cette dernière jouit d'une excellente santé financière.

La probabilité de défaut d'une entreprise repose sur la base de trois types d'informations pertinentes :

- ✓ La situation financière ;
- ✓ Le prix de marché de la dette ;
- ✓ Les actifs de l'entreprise et les évaluations des perspectives de l'entreprise.

La probabilité de défaut est simplement la probabilité que la valeur marchande des actifs de l'entreprise soit inférieure à la valeur de ses obligations (passif).

■ La maturité (M)

Appelée aussi échéance effective par le comité de Bâle. Il s'agit du délai imparti donné à l'emprunteur pour honorer ses engagements.

Elle permet de tenir compte de la possibilité de pertes dues au défaut et à la dégradation de la qualité de crédit de la contrepartie pendant l'année (pour les instruments de maturité supérieure à 1 an).

■ La perte inattendue(UL)

La perte inattendue représente la volatilité des pertes autour de la perte attendue (EL).

Elle est en fonction de la variation de la valeur moyenne attendue. Elle représente le risque et nécessite une couverture en capital.

La perte inattendue (l'Unexpected loss) peut se calculer de la manière suivante :

$$UL = EAD * LGD * \sqrt{PD\% * (1 - PD\%)}$$

Cette expression est la plus communément admise dans la littérature. Par ailleurs, elle est sujette à critique quand à son application à tous types de crédits. La perte inattendue d'un portefeuille est un paramètre relativement compliqué à estimer en raison de la difficulté de mesurer la corrélation entre les défauts.

C'est au niveau de la perte inattendue du portefeuille que le capital économique joue son rôle. En effet, il sert à couvrir les fluctuations des pertes autour de la perte attendue, autrement dit le risque.

Comme « UL » est fonction de cette volatilité, le capital requis est donc directement proportionnel. Plus le « UL » est élevé, plus le capital requis est élevé et plus la rentabilité de la banque est affectée.

Le montant du capital dépend aussi de capital multiplier K qui est fonction du degré de risque résiduel que la banque veut prendre. Le capital est déterminé à partir de la distribution statistique des pertes et du quantile de risque.

L'objet des modèles de risque de crédit est de déterminer le montant des pertes non attendues, c'est-à-dire « d'estimer, pour un portefeuille de crédits donné, la perte maximale attendue avec un certain pourcentage de chances (0,05 % par exemple) qu'elle survienne à un horizon donné (un an en général), ou encore d'estimer la probabilité que le prêteur subisse des pertes supérieures à un certain montant à un horizon donné »¹².

3.3. La fonction de densité des pertes et la détermination du montant des fonds propres économiques

Afin de mesurer la perte maximale, il est nécessaire de connaître la distribution des probabilités des pertes. L'objet des modèles de risque de crédit est donc de déterminer la fonction de densité des pertes qui consiste elle-même à déterminer le nombre de défauts dans chaque classe de risque ainsi que la perte relative à chaque défaut et ceci dans le cadre d'un modèle de défaut. La perte totale s'obtient par simple agrégation des positions individuelles.

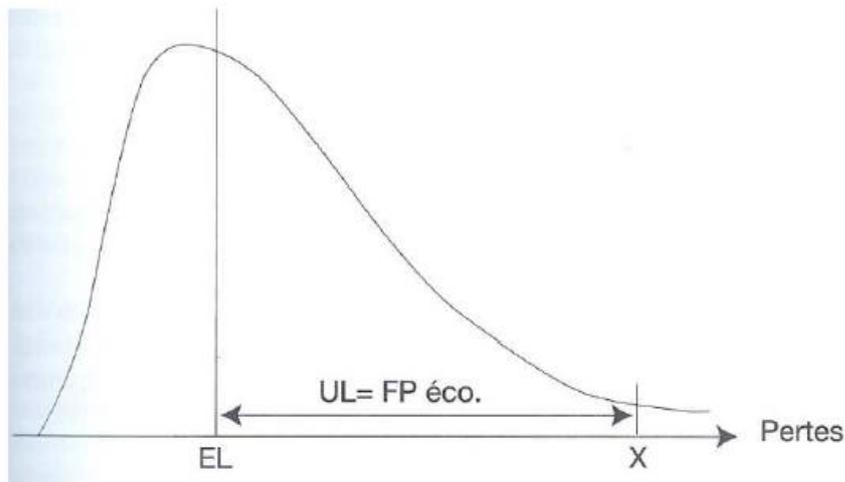
La Value-at-Risk, est définie comme étant : « la perte potentielle maximale sur un portefeuille de crédits associé à une certaine probabilité - donnée par le quantile choisi - et à un horizon temporel donné »¹³.

Selon le graphique ci-dessous la VaR correspond au point X, elle détermine le montant des pertes non attendues (UL) et celui des fonds propres économiques nécessaire pour couvrir ces pertes. Le montant des pertes non attendues (UL) correspond donc à la distance entre le point X et la perte moyenne (EL).

¹²BULLETIN DE LA COMMISSION BANCAIRE N° 25 – NOVEMBRE 2001

¹³BULLETIN DE LA COMMISSION BANCAIRE N° 25 – NOVEMBRE 2001.

Figure n°1 : Distribution des pertes sur un portefeuille de crédits.



Source : Bulletin de la commission bancaire n° 25 – novembre 2001.

a. Application de la VAR au risque de crédit :

L'utilisation de la VAR sert à analyser sur une période déterminée, les variations de la valeur d'un portefeuille de titres exposés au risque de crédit comme étant le résultat de modifications de la qualité des crédits. Cette dernière peut se détériorer à cause notamment des changements de rating des titres.

La VAR doit être complété par un stress-testing et un back-testing.

Le stress-testing: Il consiste en des simulations de crise (scénarios hypothétiques) qui permettent de voir la répercussion potentielle d'évènements exceptionnels sur le portefeuille. Il aide la banque à gérer efficacement des situations de crise et à analyser la sensibilité du portefeuille à certains évènements.

Le bak-testing : C'est une comparaison entre les VAR calculées et les résultats effectifs. Il analyse ex-post la performance du modèle de la banque.

b. Utilité de l'utilisation de la VAR:

La VAR permet à la banque d'évaluer la perte maximale qu'elle peut encourir sur l'ensemble de son bilan pour une probabilité donnée. La VAR permet donc de déterminer le capital minimal qu'elle doit détenir pour ne pas s'exposer à la faillite.

Elle est devenue également une référence en matière de gestion des risques. L'application de la VAR au risque de crédit gagne du terrain au vu de l'amplification de ce risque dans les activités bancaires.

Certaines banques tentent de développer des systèmes VAR qui permettront de gérer de manière intégrée les risques de crédit et de marché, voire l'ensemble des risques auxquels elles sont soumises.

3.4. Les conséquences d'une prise en compte du risque sur la rentabilité des banques

Une baisse des capitaux propres requis peut être considérée comme étant un point positif pour les banques puisqu'elle conduit à l'amélioration de leur rentabilité. On note ROE (Return On Equity) le coefficient de rentabilité des fonds propres:

$$\text{ROE} = \frac{\text{Bénéfice net}}{\text{Capitaux propres}}$$

D'après cette formule, il apparaît qu'une baisse des capitaux propres entraîne une augmentation de la rentabilité de la banque.

En outre, cet indicateur ne prend pas en considération des niveaux de risque assumé par la banque. Or, la réglementation de Bâle II insiste sur la nécessité de prendre en compte le risque dans la gestion quotidienne des banques. C'est dans ce contexte, il convient de considérer des outils tels que le Risk Adjusted Return On Capital (RAROC) afin d'évaluer la rentabilité d'une banque. En effet, cet indicateur a pour objet de pondérer le rendement de chaque opération par le risque qui lui correspond et de lui affecter des fonds propres à une concurrence. Il vise donc double objectifs :

- ✓ Il permet d'établir une mesure uniforme de la performance ;
- ✓ Offre un outil fiable pour l'allocation des fonds propres.

Autrement dit, le RAROC exprime le rendement des fonds propres économique.

$$\text{ROROC} = \frac{\text{Marge brute} - \text{Prime de risque}}{\text{Capital Economique}}$$

Le RAROC est en fonction de :

- La marge brute correspond à la marge dégagée par la banque sur le crédit octroi à son client. Elle s'obtient en faisant la différence entre le taux du client et le taux de refinancement de la banque ;
- La prime de risque est évaluée à partir de l'estimation du taux de perte, de la probabilité de défaut du client et de l'exposition en cas de défaut ;
- Le capital économique est défini comme des fonds propres nécessaires pour couvrir les pertes maximales.

3.5. Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire

- La dégradation du résultat de la banque: Cette dégradation est due aux provisionnements et aux pertes liées au non remboursement des créances ;
- La dégradation de la solvabilité de la banque : La banque pourrait recourir à ses fonds propres pour couvrir des niveaux de risques élevés (pertes inattendues). Ce qui peut remettre en cause sa solvabilité ;
- La baisse de son rating : Une dégradation des résultats de la banque pourrait engendrer une baisse de son rating car ce dernier est un indicateur de solvabilité ;
- Un risque systémique : Le risque systémique correspond au risque que le défaut d'une institution soit « contagieux » et conduise d'autres institutions à faire défaut. En effet, le risque de crédit peut provoquer par effet de contagion une crise systémique. La stabilité globale du système financier est, dans un tel contexte, compromise ;
- La dégradation de la relation banque-client : Une diminution des résultats de la banque suite au non remboursement de ses créances oblige cette dernière à augmenter les taux des prêts afin de pouvoir absorber les pertes enregistrées. Cependant, cette augmentation des taux de crédit induit l'exclusion d'une partie de clientèle, même

solvable, à toute possibilité de contracter des prêts et donc le recours à la concurrence pour financer leurs besoins.

Etant donné les conséquences désastreuses que peut avoir le risque crédit sur la banque voire même sur tout le système bancaire et financier, la mise en place d'une réglementation prudentielle est apparue nécessaire.

Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons essayé de présenter les principaux risques auxquels sont exposées les banques particulièrement le risque de crédit, et des normes prudentielles et réglementaires s'avèrent d'une importance capitale pour assurer une certaine cohérence au sein de l'industrie bancaire et garantir sa solidité.

A cet effet, pour pallier au risque de crédit, une réglementation rigide a été mise en place dans le cadre de l'accord de Bâle de 1988. Ce dernier a proposé un nouvel ensemble de recommandations au terme duquel est défini une mesure plus pertinente du risque de crédit.

Par conséquent, le risque de crédit doit être maîtrisé. La gestion dynamique comprend les méthodes modernes. Ces méthodes, bien qu'elles offrent plusieurs avantages et requièrent l'adoption d'instruments appropriés d'appréciations et de suivi du risque.

***CHAPITRE II : Les approches d'évaluation du
risque de crédit proposées par Bâle II***

Introduction

Le risque de crédit constitue la première cause interne de défaillance bancaire. Plus précisément, l'excès du risque de crédit, lorsqu'il résulte d'une mauvaise gestion du risque, est le déterminant interne fondamental dans la faillite bancaire.

A l'heure actuelle, les banques doivent faire face à tout type de risque de faillite pour les sociétés ou d'insolvabilité pour les particuliers et professionnels. Elles se doivent par conséquent de les connaître, les identifier le moment venu de la manière la plus rapide possible, et les anticiper au maximum.

Pour ce faire, la mesure du risque de crédit pourra être réalisée selon trois méthodes. En effet, en plus de la méthode standard, le comité a défini pour les expositions sur les banques, une approche simple et une approche avancée fondées sur la notation interne (IRB). C'est précisément ce que nous essayerons d'approfondir dans le présent chapitre en suivant le plan ci-après :

- ✓ La première section traitera l'approche standard;
- ✓ la seconde section présentera l'approche de notation interne (IRB) ;
- ✓ Une dernière section abordera les différents outils d'évaluation du risque de crédit.

Section 1 : L'approche standard

Le dispositif Bâle II offre aux banques, le choix entre deux méthodes de l'évaluation du risque de crédit. La première qui présente l'approche dite standard, la plus simple, qui consiste à évaluer le risque selon les notes attribuées par des entités externes (les agences de notations) à la banque. La deuxième méthode propose des estimations internes du risque de crédit et elle sera abordée dans la deuxième section.

1.1. Définition

L'approche standard de Bâle se base sur les notations externes des agences. Cette méthode s'inspire des travaux de Bâle I sauf que les pondérations sont en fonction des notes des agences de rating et non du critère d'appartenance ou pas aux pays de l'OCDE. Les banques utilisent les notes des contreparties pour calculer leurs actifs risqués pondérés et donc leur capital réglementaire.

1.2. La notion de notation externe

1.2.1. Les Principes de la notation externe

Dans le cadre de l'approche standard, la nouveauté consiste donc en l'utilisation de la notation externe du débiteur afin de déterminer son poids en terme de charge de capital, ce qui provoque quelques changements par rapport à Bâle I.

La notation externe est du ressort des agences de notation. Celles-ci s'occupent d'évaluer le risque présenté par un emprunteur, qu'il soit un Etat, un établissement de crédit ou une entreprise, et diffusent régulièrement des notes qui reflètent la qualité des émissions.

Cette technique est apparue en premier lieu aux USA dans les années 1910. Les agences de notation se sont intéressées d'une part à l'analyse financière et d'autre part à l'élaboration de statistiques sur l'industrie américaine, puis ont développé l'activité de notation.

L'apparition des premières agences s'est fait dans l'ordre suivant :

- D'abord, Moody's Investors Services Incorporation créée en 1909.
- Ensuite, Fitch Investors Service Incorporation créée en 1922.

- Enfin, Standard&Poor's en 1924.

La première note a été accordée aux compagnies de chemin de fer américaines par Moody's Industry Services en 1909.

1.2.2. La procédure de la notation externe

Les émetteurs sont classés par les agences de notation en fonction des notes attribuées par ces dernières, allant de la meilleure, qui correspond à des émetteurs à forte solvabilité, à la plus mauvaise qui indique la défaillance de l'émetteur. Pour ce faire, les agences collectent toutes les informations comptables, financières, juridiques ou autre concernant les contreparties et leur environnement, puis étudient les informations collectées.

De ce fait, l'attribution de la note à l'émetteur aura lieu après les différentes étapes de l'étude réalisée sur la base des informations collectées. Cette note fait l'objet d'un suivi permanent et peut varier à la hausse ou à la baisse.

Aussi, les agences de notation publient des statistiques sur la corrélation entre le risque de défaillance et la notation de la contrepartie. En effet, plus la note est élevée, plus la probabilité de défaut est faible. Elles publient aussi une matrice de transition dans laquelle on peut trouver les probabilités qu'une contrepartie migre d'une classe de risque vers une autre. On constate que plus une note est élevée, plus la probabilité de la garder est élevée.

1.2.3. Les objectifs de la notation externe

Les principaux objectifs de la notation externe sont les suivants :

- ✓ Indiquer une opinion sur le risque de défaillance de paiement d'un débiteur ou de toute opération d'émission qu'elle soit à court terme ou à long terme ;
- ✓ Faciliter la hiérarchisation des taux de financement à appliquer aux emprunteurs ;
- ✓ Faciliter l'accès aux sources de financements pour les emprunteurs. En effet, les contreparties bien notées auront un accès facile aux marchés de capitaux et avec des taux intéressants, en raison du risque faible qu'elles présentent.

1.2. Les Pondérations

L'approche standardisée, se fonde donc, comme c'était déjà le cas de Bâle I, sur quelques catégories de pondération forfaitaire du risque déterminées réglementairement mais raffine les critères en liant les pourcentages de capital à conserver à la notation externe par les agences spécialisées du débiteur, plutôt qu'à son origine géographique.

L'élément novateur des prescriptions de Bâle II est le suivant: une dotation en fonds propres sensible aux risques de crédit. Celle-ci tient mieux compte de la solvabilité de l'emprunteur et de la qualité des garanties qu'il fournit.

Les banques peuvent utiliser les évaluations externes d'agences de rating reconnues (Standard &Poors, Fitch, Moodys). Les exigences minimales de fonds propres dépendent de la catégorie de contrepartie correspondante et de ses risques spécifiques. Les prescriptions de Bâle II font donc une distinction entre les catégories de contreparties ou de débiteurs suivantes: (a) grandes entreprises, (b) Etats et pouvoirs publics, (c) banques, (d) particuliers et petites entreprises (retail).

A ce niveau, le comité de Bâle définit plusieurs catégories d'expositions au risque de crédit, avec pour chaque catégorie une pondération à appliquer à l'encours prêté. Cette pondération va de 0% pour les Etats souverains, ce qui revient à dire qu'on considère que les créances sur les Etats souverains sont sans risque, à 150% pour les contreparties les moins bien notées.

En effet, dans l'approche standard, les pondérations à appliquer dépendent des notes attribuées à la contrepartie par les agences de notation (Moody's, Standard &Poors...).le tableau ci-après nous donne les pondérations sous l'accord de Bâle II en fonction des notations d'agences de rating :

Tableau n°3: Les pondérations sous l'accord Bâle II.

Catégorie de contrepartie	Notation						
		AAA à AA-	A+ à A-	BBB+ à BBB-	BB+ à B-	moins de B-	Non noté
Etat et banques multilatérales de développement		0%	20%	50%	100%	150%	100%
		20%	50%	100%	100%	150%	100%
Banques		20%	50%	100%	100%	150%	100%
	Immobilier						40%
Sociétés	Autres						75%

Source : « convergence internationale de la mesure des fonds propres » dispositif révisé **version compilée, juin 2006.**

a. Les Souverains et les Banques Centrales

L'accord Bâle I applique une pondération des risques de 0% pour les pays appartenant à l'OCDE et 100% pour tous les autres alors que les pondérations sous Bâle II sont celles indiquées dans le tableau n°3.

b. Les Banques

Bâle I applique un taux de 20% pour les banques implantées dans un pays de l'OCDE et 100% pour les autres. Dans le cadre de l'accord Bâle II, il existe deux options, chaque autorité nationale appliquera une option pour l'ensemble des banques de sa juridiction.

b.1. L'option 1 :

Les banques dans les pays notés BB+ à B- ou les pays non notés, le taux de pondération sera plafonné à 100% (voir le tableau n° 3).

b.2. L'option 2 :

Les pondérations dans cette option s'intéressent aux notes des banques elles mêmes. On note une distinction entre les opérations à court terme et les opérations à long terme dont l'échéance supérieure à trois mois. Le tableau suivant reprend les pondérations par note et par échéance :

Tableau n° 4: Les pondérations des banques : option 2.

Notation	AAA+ à AA-	A+ à A-	BBB+ à B-	BB+ à B-	< B-	Sans note
Long terme	20%	50%	50%	100%	150%	50%
Court terme	20%	20%	20%	50%	150%	20%

Source : Antoine Sardi, « Bale II », Afges, 2004.

c. Les Sociétés

Les sociétés peuvent bénéficier des mêmes pondérations que les banques à condition qu'elles soient soumises aux dispositifs de surveillance et réglementation comparables prévus pour les banques.

d. Les Banques de détail

Dans Bâle I, tous les encours sont pondérés à 100% afin de préserver le secteur économique vital des PME, selon Bâle II, un traitement spécial à été réservé aux banques de détail à savoir une pondération de 75%.

Cependant, pour bénéficier de pondérations de « banque de détail », les banques doivent satisfaire certaines conditions :

- Les expositions doivent porter sur des personnes individuelles ou des petites entreprises;
- L'exposition doit être: prêts personnels, crédits revolving (cartes de crédits et découverts), crédit bail, crédits à la consommation, etc;
- Aucune exposition ne peut excéder un million d'euros sur un même client ;
- L'autorité de contrôle doit être satisfaite du degré de diversification des risques. Un moyen d'atteindre cet objectif est de limiter l'encours par bénéficiaire 0,20% du total du portefeuille.

Les créances de banque de détail, qui ne répondent pas aux conditions ci- dessus, sont à pondérer à 100%.

1.3. Calcul des exigences en fonds propres selon l'approche standard

Besoin en fonds propres = [Σ (Pondération x Exposition)] x 8 %.

La pondération des expositions est en fonction de notations externes. Il existe différentes grilles de pondération selon les catégories d'emprunteurs qu'on a déjà citées. Les encours pondérés sont des encours nets de provisions spécifiques.

Les techniques de réduction du risque de crédit sont prises en compte (garanties, sûretés, dérivés de crédit, ...).

L'approche standard est en principe réservée aux banques de petite et moyenne taille. Les banques de taille plus significative peuvent y recourir si elles ne peuvent adopter les méthodes de notations internes dans un premier temps.

Section 2 : L'approche Notation Interne (NI)

L'approche NI, qui est la deuxième option d'évaluer le risque de crédit, accorde à celui-ci une importance nettement plus grande que l'approche standardisée dans le calcul de la dotation en fonds propres. Elle base la pondération des risques sur les évaluations ou ratings internes des banques.

2.1. Définition

L'IRB constitue un élément important dans le sens où elle permet aux banques d'estimer par elles-mêmes, aux moyens de leurs informations internes, la charge en capital, c'est-à-dire le montant des fonds propres nécessaires pour couvrir ce risque de crédit. Pour ce faire, la banque note ses clients à partir d'informations recueillies en interne, pour les classer ensuite en portefeuilles homogènes. Cette note dérivera du calcul de la perte attendue définie comme étant le produit de la probabilité de défaut (qui sera estimée par la banque), la perte en cas de défaut et de l'exposition au moment du défaut :

$$PP = PD * ECD * PCD$$

Avec :

PP : Pertes potentielles.

PD : Probabilité de défaut.

ECD : Exposition en cas de défaut.

PCD : Perte en cas de défaut.

Dans le cadre de la notation interne, Bâle II prévoit deux approches:

- ✓ L'approche IRB simple : dans cette approche, la banque n'estimera que la probabilité de défaut du preneur du crédit. Les autres facteurs seront fournis par les autorités de tutelle.
- ✓ L'approche IRB avancée : dans celle-ci, la banque estimera en plus de la probabilité de défaut, la perte en cas de défaut, l'exposition au risque et la maturité restante.

Le Comité de Bâle estime qu'une telle approche, fondée sur l'évaluation interne des contreparties d'une banque et de ses expositions, peut garantir deux objectifs clefs de l'accord de Bâle II sur les fonds propres. Le premier est la sensibilité au risque additionnel, dans lequel le besoin en capitaux basé sur des évaluations internes peut s'avérer être plus sensible aux conducteurs de risque de crédit et à la perte économique dans le portefeuille d'une banque. Le deuxième est la compatibilité encourageante, dans laquelle l'approche IRB, convenablement structurée, peut fournir une structure qui encourage les banques à continuer à améliorer leurs pratiques internes de gestion du risque. À la réunion de ces objectifs, le Comité reste attentif à ce que l'approche IRB continue à promouvoir et à augmenter.

2.2. Les pondérations

a. Les Entreprises, les souverains, les banques

Le besoin en fonds propres est une fonction de la probabilité de défaut, la perte en cas de défaut, l'exposition au risque, la maturité et de la corrélation R. Selon la méthode simple, le capital exigé $K \times EAD$ s'élève à 8% du montant de l'actif risqué pondéré RWA (Risk Weighted Asset) :

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

Où :

EAD : L'exposition au risque

K : Le capital réglementaire calculé en fonction de la corrélation R selon la formule suivante :

$$K = LGD * \left[N((1 - R)^{-0,5} * G(PD) + \left(\frac{R}{1 - R}\right)^{0,5} * G(0,999)) - PD \right] * \frac{(1 + (M - 2,5) * b(PD))}{1 - 1,5 * b(PD)}$$

Avec :

G : est la fonction cumulative inverse de la loi normale inverse,

N : est la fonction cumulative de la loi normale standard.

- ✓ L'ajustement en maturité s'exprime en fonction de $b(PD)$ et de la maturité de l'exposition M.

Le facteur $b(PD)$ s'exprime comme suit :

$$b(PD) = (0,11852 - 0,05478 * \ln(PD))^2$$

- ✓ La corrélation décrit la sensibilité commune de tout le portefeuille au facteur systématique. Plus elle est faible, plus les fonds propres exigés sont faibles eux aussi.

Elle est calculée selon la formule suivante :

$$R = 0,12 * \left(\frac{1 - e^{-50 * PD}}{1 - e^{-50}} \right) + 0,24 * \left(1 - \frac{1 - e^{-50 * PD}}{1 - e^{-50}} \right)$$

b. Les Entreprises / PME

Pour les petites et moyennes entreprises dont le chiffre d'affaire est compris entre 5 et 50 millions d'euros, l'allègement des exigences en fonds propres portant sur les crédits octroyés aux PME par rapport à celles portant sur les grandes entreprises s'élève :

- ✓ Jusqu'à 20 % pour les plus petites PME ;
- ✓ A 10 % en moyenne pour l'ensemble des PME.

2.3. Calcul des exigences en fonds propres selon l'approche de notation interne

2.3.1. IRB FONDATION

$$\text{Besoin en fonds propres} = \Sigma f(\text{PD}, \text{LGD}, \text{M}) \times \text{EAD}] \times 8 \%$$

Détermination des paramètres : La banque évalue la probabilité de défaut et l'autorité de contrôle fixe la perte en cas de défaut, l'exposition au défaut et la maturité (pour l'instant fixée à 2,5 ans)¹⁴.

2.3.2. IRB AVANCEE

$$\text{Besoin en fonds propres} = \Sigma f(\text{PD}, \text{LGD}, \text{M}) \times \text{EAD}] \times 8 \%$$

Détermination des paramètres : La banque évalue la Probabilité de défaut, la Perte en cas de défaut, l'Exposition en cas de défaut et la maturité.

2.4. Estimation les composantes du risque

a. Estimation PD

En mettant en place son propre système de notation, la banque vise à estimer la probabilité de défaut (PD) de chaque contrepartie. Ainsi, il convient de calculer la probabilité de défaut de chaque classe de risque.

Plusieurs méthodes permettent le calcul des PD, toutefois le comité de Bâle préconise l'utilisation l'une des trois méthodes qui suivent :

- ✓ L'expérience interne de défaut ;
- ✓ Le mapping vers des données externes : les banques peuvent associer ou réconcilier leurs notes internes avec celles utilisées par des organismes d'évaluation externes et attribuer le taux de défaut observé chez cet organisme à leurs notes internes correspondantes ;
- ✓ Les modèles statistiques de prédiction des défauts tels que le crédit scoring sur lequel on se base dans notre travail.

¹⁴ Le comité impose une maturité forfaitaire de 2,5 ans pour l'approche IRBF.

Il est important de souligner qu'un système de notation interne ne mesure pas forcément la probabilité de défaut d'une manière précise. L'insuffisance des séries historiques influence la stabilité des probabilités de défaut.

b. Estimation de LGD

« La perte encourue en cas de défaut ou LGD est égale au montant de la créance moins les recouvrements estimés après la défaillance. »¹⁵

En général, les facteurs utilisés pour évaluer la perte en cas de défaut sont les caractéristiques de la contrepartie, notamment sa note, sa taille, son secteur et la note de son pays, les caractéristiques de son crédit, en mettant l'accent sur la valeur des garanties offertes.

Dans l'approche IRB simple, le taux standard retenu est de **45 %** pour les « **prêts seniors** » et de **75 %** pour les « **prêts subordonnés** ». On tient compte également des garanties spécifiques qui peuvent faire baisser ce taux (dans l'approche IRB avancée, les banques peuvent estimer en interne ce taux sous réserve de respecter les exigences minimales).

c. Estimation de EAD

Un autre facteur du risque est d'estimer l'encours du crédit probable au moment du défaut. Dans le cas des crédits standards, l'encours en cas de pertes correspond au montant des crédits encore dus.

Dans ce cas, il faut tenir compte des remboursements et de l'échéancier de remboursement afin de réajuster le montant d'exposition.

Dans le cas de découverts, de crédits revolving et de crédits d'exploitation, la situation est plus complexe du fait du caractère optionnel des crédits. Cependant, les banques peuvent utiliser les utilisations des encours de crédits au cours de la période précédente.

¹⁵H. Jacob et A. Sardi, « Management des risques bancaires », Edition Afges, Paris 2001.

2.5. Les principales différences entre l'approche NI et l'approche standard

Les principales différences entre l'approche NI et l'approche standard sont les suivantes

- ✓ Par rapport à l'approche standard, dans l'approche NI la pondération des risques est inférieure pour les crédits à risque faible et beaucoup plus forte pour les crédits à risque élevé ;
- ✓ Dans le cas des PME, les exigences de fonds propres dans l'approche NI sont réduites au moyen d'une adaptation (dépendante du chiffre d'affaires) de la formule de pondération du risque. De plus, les petits crédits aux entreprises inférieurs à 1M d'€ sont traités, à l'instar de l'approche standardisée, comme des crédits aux particuliers. En termes de fonds propres, les banques les préfèrent donc aux autres crédits octroyés aux entreprises;
- ✓ l'approche NI propose une meilleure différenciation des actifs du bilan en fonction du risque individuel ;
- ✓ Obligation de se fonder sur des données historiques solides pour calculer la pondération des risques dans le cas de l'approche NI ;
- ✓ Autorisation des autorités prudentielles, à l'issue d'un examen, d'appliquer l'approche NI, ainsi que surveillance accrue des procédures de gestion des risques ;
- ✓ Meilleure prise en compte des instruments de réduction des risques par l'approche NI;
- ✓ Obligation de publication d'informations plus détaillées pour l'approche NI.

Section 3 : les méthodes d'appréciation du risque de crédit

3.1. L'analyse financière

L'analyse financière est une discipline classique d'appréciation du risque crédit, appliquée actuellement en Algérie, et qui se rapporte à l'évaluation méthodique de la situation financière de l'entreprise. Elle s'appuie sur l'examen critique de l'information comptable et financière fournie par une entreprise à destination des tiers. Le but de cette analyse est d'établir un diagnostic financier¹⁶ de l'entreprise ; elle constitue une aide à la prise de décision. Elle permet d'améliorer la gestion de l'entreprise et d'effectuer des comparaisons avec d'autres entreprises du même secteur d'activité.

La lenteur dans la réalisation de cette méthode, constitue un inconvénient majeur. En effet, cet outil n'est pas adapté à l'analyse d'une grande population de client.

3.2. Les modèles internes de Rating

Ces méthodes basées sur des fondements statistiques et qui permet d'évaluer rapidement le risque du crédit. Les modèles les plus utilisés dans les institutions financières sont le scoring et le système de notation interne.

3.2.1. Les caractéristiques communes des modèles

Les modèles de notation interne permettent de synthétiser en une seule note le niveau de solvabilité d'un emprunteur. En effet, à chaque niveau de risque correspond une probabilité que les contreparties fassent défaut. C'est grâce à cet indicateur que la banque pourra prendre ses décisions sur l'octroi ou non d'un crédit, allocation des fonds propres, conditions d'octroi d'un crédit (tarification)... De plus, les modèles internes de rating permettent un traitement de masse de populations nombreuses d'emprunteurs et leur usage réduit la durée du traitement des dossiers de crédit. Ce gain de temps est considéré l'un des facteurs de l'économie de coût qu'apportent les modèles. Enfin, les outils de rating sont peu coûteux et fournissent des mesures objectives du défaut qui assurent que tous les emprunteurs sont traités de la même façon.

¹⁶Le diagnostic financier permet d'établir un bilan de santé de l'entreprise. Il se fait à travers l'analyse de l'équilibre financier, l'analyse de l'activité, le calcul et l'interprétation des ratios.

3.2.2. Les variables explicatives

Les variables doivent en principe traduire des dimensions variées du risque de défaut (solidité financière, profitabilité, évolution des ratios, etc.). On peut distinguer quatre types d'informations pouvant être utilisés pour la notation :

- Des variables comptables qui correspondent aux différents ratios financiers et des variables issues de tableaux prévisionnels de flux de trésorerie, et qui permettent de construire des ratios financiers retraçant les diverses dimensions du risque;
- Des variables bancaires qui correspondent aux données relatives au bon fonctionnement des comptes bancaires ainsi que de leurs soldes, de leur épargne et le poids des dettes ;
- Des variables qualitatives qui sont toutes les données qui ne peuvent être quantifiées, la date d'entrée en relation, le comportement passé de l'entreprise, la nature juridique de l'entreprise, le secteur d'activité, sa position concurrentielle, etc ;

Les variables explicatives peuvent être différentes d'un client à un autre, il convient de concevoir des modèles différents pour des profils de clients différents (PMEs, grandes entreprises, professions libérales...). L'étude peut être affinée pour des secteurs d'activités différents, des niveaux de chiffre d'affaires différents, etc.

3.2.3. Les modèles de scoring

Les modèles de score sont de plus en plus utilisés dans les institutions financières, notamment dans les banques, afin de mesurer les probabilités de défaut de tout type de crédit : crédits aux particuliers et crédits aux petites et moyennes entreprises. Ils sont devenus un outil courant d'octroi du crédit.

3.2.3.1. Définition

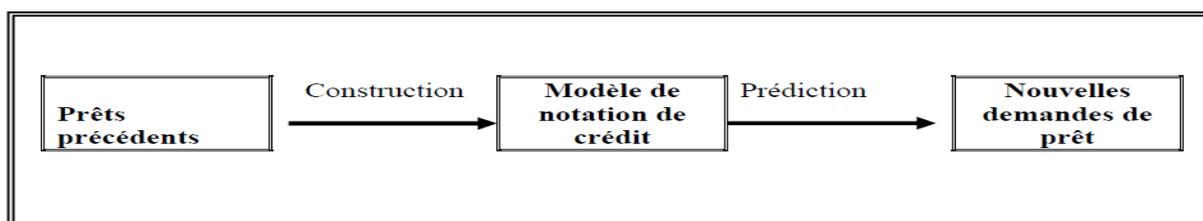
Le Crédit Scoring désigne « un ensemble d'outils d'aide à la décision utilisés par les organismes financiers pour évaluer le risque de non remboursement des prêts. Un score est une note de risque, ou une probabilité de défaut »¹⁷

Selon Mark Schreiner « L'évaluation statistique est l'utilisation de connaissances quantitatives des résultats de remboursement et des caractéristiques des prêts remboursés dans le passé et enregistrés dans une base de données électronique afin de pronostiquer les résultats de remboursement des futurs prêts »¹⁸

En résumé, on peut dire que le scoring est un outil de gestion de risques qui vise à prédire la probabilité de défaut d'un nouveau prêt en utilisant les prêts précédents. Ainsi, l'objet du Crédit scoring est de prédire le risque, il est toutefois important d'analyser des facteurs permettant de discriminer entre bons et mauvais prêts.

Plusieurs explications peuvent être fournies sur la définition et le rôle du Crédit scoring, elles peuvent être résumées comme elle indique la figure ci-dessous :

Figure n° 2 : Processus du Crédit Scoring¹⁹



Pour construire un modèle de score, on utilise généralement la théorie du scoring part du principe selon lequel **le passé est le meilleur estimateur du futur**.

L'idée directrice du crédit scoring est d'affecter un emprunteur à une classe de défaut ou à une classe saine. Ceci est obtenu à partir des dossiers de crédits des clients ou auprès de sources extérieures. Un bon modèle de score est un modèle qui affecte des scores élevés (un

¹⁷Crédit scoring, statistique et apprentissage, Gilbert Saporta Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris.

¹⁸Les Vertus et Faiblesses de L'évaluation Statistique (Crédit Scoring) en Micro finance, 2003.

¹⁹Adapté de Yang Liu (2001).

risque de défaut faible) aux emprunteurs sans problèmes dont les prêts se comportent bien et des scores faibles à ceux dont les prêts ont de mauvaises performances. En effet, un fonctionnement efficace de l'utilisation de cette technique statistique requiert une démarche basée sur quatre étapes essentielles.

3.2.3.2. Construction d'un modèle de scoring

La construction d'une fonction score repose sur quatre principales étapes :

● Le choix du critère de défaut et la constitution des populations analysées

Pour la première étape, dans le monde bancaire, il convient de disposer de deux populations d'emprunteurs. La première regroupe les entreprises qui ont fait défaut, et la seconde les entreprises qui n'ont pas fait défaut. Il faut signaler ici que le défaut de paiement est un événement qui peut prendre de multiples formes et dont l'appréciation comporte une part de subjectivité²⁰. Une fois le critère de défaut est déterminé, il convient de disposer des données historiques sur ces défauts et de constituer un échantillon composé d'un nombre suffisant d'emprunteurs en situation de défaut (défaillant) et autre d'emprunteurs sains.

Il convient, également, de retenir un horizon pour le modèle « L'horizon est d'un an si l'on utilise l'information de l'année précédente N-1 pour prévoir les défauts de l'année en cours N. Donc, le score mesure alors la probabilité de défaut à un an. »²¹

● Le choix des variables

Il s'agit de déterminer a priori des variables susceptibles d'expliquer la défaillance, au sens du critère de défaut retenu, les variables doivent être indépendantes afin d'éviter la redondance de l'information. Ces variables retenues peuvent être comptables, bancaires et qualitatives comme elles sont définies plus haut.

²⁰Le comité de Bâle a précisé la définition de défaut (voir document technique sur l'approche IRB, Janvier 2001, cité par Dietsch et Petey, 2003) : Un défaut intervient lorsque l'un des événements suivants surviennent : lorsque le débiteur est dans l'incapacité de rembourser ; le report de paiement est associé à un événement de type abondons de créances ou lorsque il existe un retard de paiement de plus de 90 jours.

²¹M. Dietsch, J. Petey, « Mesure et gestion du risque de crédits dans les institutions financières », Revue Banque, édition, Paris, 2003.

● Le choix de la technique utilisée

La quatrième étape est purement statistique, elle consiste, sur la base des échantillons et de l'ensemble des variables retenues, à élaborer la règle de décision d'affectation qui soit la plus efficace possible.

De ce fait, il existe deux principales techniques pour la construction des modèles de score que nous aborderons plus loin :

- L'analyse discriminante linéaire ;
- La régression logistique : le modèle logit.

Ces techniques permettront de sélectionner les variables plus significatives pour distinguer les deux populations.

● Méthodes de validation

La validation de la fonction score consiste tout simplement à la performance de discrimination de la fonction de score retenue pour déterminer si cette dernière peut être utilisée.

Les méthodes de validation s'appuient sur des tests de robustesse appliqués sur un échantillon de validation (test) qui n'a pas été utilisé pour la construction du modèle. Aussi, la qualité du modèle doit-elle être analysée afin de déterminer le pourcentage de bon classement qui doit dépasser la proportion des entreprises saines dans le portefeuille de crédit.

Il importe également de signaler que la validation du modèle est une étape décisive qui passe d'une simple vérification de la conformité des coefficients du modèle de score à une multitude de tests statistiques puissants.

3.2.3.3. Les modèles économétriques

a. Analyse discriminante linéaire (ADL)

L'analyse discriminante est une technique de classification qui consiste à définir la relation entre une variable qualitative et un ensemble de variables explicatives. En effet, cette méthode consiste à reclasser les emprunteurs en deux groupes : avec défaut et sans défaut. Elle tend à construire des fonctions de score après avoir sélectionné les variables les plus discriminantes et calculé leurs coefficients correspondent à chacune d'elle. Le calcul du taux

de bon classement sur d'autres échantillons est nécessaire pour la validation ou le rejet de la fonction. La fonction score est de la forme suivante :

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

Avec :

Z : Le score de l'entreprise ;

R_i : Le ratio retenu dans la fonction score. $i=1, \dots, n$;

α_i : Le coefficient du ratio R_i ;

β : Constante de la fonction.

Afin de sélectionner des variables les plus pertinentes, il faut éliminer ceux qui n'apportent pas d'information supplémentaire d'une part, et d'autre part n'apportent aucune amélioration à la discrimination.

Pour cela, on utilise la procédure de sélection pas à pas (stepwise) en se basant sur la minimisation de la statistique lambda de Wilks (λ) qui constitue « le rapport entre la variance intra classe et celle total »²². Plus lambda de Wilks est petit plus la discrimination entre les groupes est forte

$$\lambda = \frac{\text{Variance intra-classe}}{\text{Variance totale}} = \frac{\text{SCR}}{\text{SCT}}$$

Afin de tester la signification de cette statistique entre deux pas on utilise le test de Fisher qui rejette la signification de l'apport de la variable au pas $p+1$ si²³ :

$$\frac{n - k - p}{k - 1} \times \left(\frac{\lambda_p}{\lambda_{p-1}} - 1 \right) \rightarrow F(k - 1, n - k - p)$$

Avec :

²²Helal. M, les techniques statistiques utilisées dans les méthodes scoring : « cours de risque de crédit », IFID, 2014.

²³G. Saporta, « L'analyse discriminante », Conservatoire national des arts et des métiers, Paris 2005, p150.

λ_p, λ_{p+1} : représentent le lambda de Wilks calculés respectivement avant et après l'introduction de la nouvelle variable ;

k : Le nombre de groupes (dans notre cas $k = 2$);

p : Le nombre de Ratios ;

n : le nombre d'individus.

b. La régression logistique : le modèle logit

La régression logistique peut être définie comme étant : « une technique probabiliste de classement qui consiste à estimer la probabilité pour qu'une entreprise tombe en faillite compte tenu de ses caractéristiques financières.»²⁴

En fait, il s'agit de connaître la probabilité d'appartenance à une classe et qui ne peut prendre que deux valeurs : soit la valeur « 0 » qui correspond à la classe des entreprises défaillantes ou la valeur « 1 » qui correspond aux entreprises saines. En effet, cette technique permet de produire une fonction linéaire de discrimination ayant l'avantage de prendre en considération des variables dichotomiques (binaires) et/ou des variables quantitatives.

Ce modèle estime la probabilité de défaut d'un emprunteur par la fonction de répartition de défaut suivante :

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

Où $F(X)$ est la probabilité cumulative de défaut et X représente un indice qui est une fonction cumulative des variables explicatives selon la formule suivante :

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + U_i \quad i = 1, \dots, p$$

Avec

Y_i : La variable dépendante non observable ;

β : Le vecteur des paramètres à estimer par la méthode de maximum de vraisemblance;

X^i : Le vecteur des variables dépendantes (explicatives) ;

²⁴ Hal-00481087, version 1-5 May 2010.

U_i : Le terme aléatoire d'erreur qui suit une loi logistique.

On observe la variable dichotomique y_i associée à y_i^* telle que :

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

3.2.3.4. Les approches non paramétriques

Les approches non paramétriques ne se basent pas sur des hypothèses quant aux distributions statistiques des variables comme dans le cas des approches paramétriques.

■ Réseaux de neurones artificiels

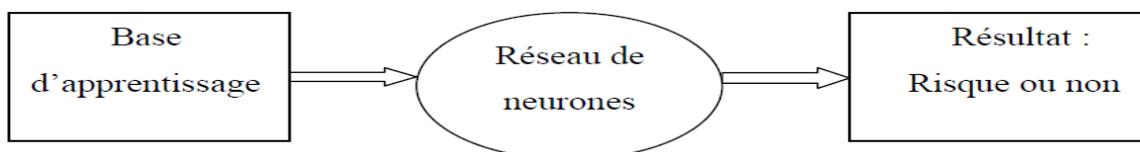
Les RNA peuvent être considérés comme étant des outils flexibles et non paramétriques inspirés des systèmes biologiques neuronaux. En effet, des études ont montré qu'avec de tels réseaux, nous pouvons, en principe, calculer n'importe quelle fonction arithmétique ou logique.

Un RNA est un outil issu de l'intelligence artificielle qui permet à partir de l'expérience de déterminer la relation entre les caractéristiques d'un emprunteur et leur probabilité de défaut, habituellement utilisé en sciences appliquées (biologie, physique, etc.), en tant que méthode quantitative de prévision.

En d'autres termes, cette technique prend en compte l'effet de non-linéarité entre la variable à expliquer et les variables explicatives, mais sa modélisation, son utilisation et l'interprétation des résultats peuvent être complexes, comme on lui reproche souvent le manque de stabilité de ses résultats. Le principe des réseaux de neurones consiste en l'élaboration d'un algorithme dit d'apprentissage qui imite le traitement de l'information par le système neurologique humain.

De ce fait, il nous permet de mettre en relation les inputs (la base de données) et les outputs (les résultats) sous la supposition que cette relation est non linéaire. Dans notre cas, la présence du risque de crédit ou non, conformément au schéma ci-dessous :

Figure n° 3 : Schéma général du traitement de RNA



■ Les techniques d'enveloppement de données

Les techniques d'enveloppement de données inspirées des méthodes de construction des frontières d'efficacité par enveloppement des données n'imposent pas d'hypothèses sur la relation entre les caractéristiques des emprunteurs et le défaut. Elles donnent de très bons résultats en termes de classification. Nous citerons, à titre d'exemples : les arbres de décisions.

3.2.4. Les systèmes de notation interne

La grande nouveauté apportée par le dispositif de Bâle II est la possibilité donnée aux banques de procéder à une évaluation interne du risque crédit en utilisant leur propre système de notation interne.

a. Définition

Le comité de Bâle définit le système de notation interne comme suit : «Un système de notation recouvre l'ensemble des processus, méthodes, contrôles ainsi que les systèmes de collecte et informatiques qui permettent d'évaluer le risque de crédit, d'attribuer des notations internes et de quantifier les estimations de défaut et de pertes »²⁵

Ainsi, « Avec la notation interne, la banque évalue elle-même le risque de défaillance de la contrepartie, exploitant ainsi les informations privées qu'elle détient sur l'emprunteur du fait de la relation de long terme »²⁶.

Les SNI proposent une note en fonction des informations quantitatives et qualitatives de chaque contrepartie.

²⁵Comite Bâle pour le contrôle bancaire, « Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres », document consultatif, avril 2003.

²⁶De COUSSERGUES S, «Gestion de la banque »édition Dunod, Paris, 2002.

De ce fait, la notation vise à mettre en place un référentiel commun pour la banque pour apprécier la qualité d'une contrepartie et la probabilité de défaut par classe de risque.

b. Processus de notation d'une contrepartie

● Constitution de l'échantillon

Comme tout type de modèle de notation, le choix de l'échantillon est en fonction de la population à étudier. Il doit donc être représentatif de la population sous tous les plans : taux de défaillance, répartition géographique, par secteurs d'activité et par profil de risque²⁷.

● Choix des indicateurs les plus significatifs

La détermination des variables obéit aux mêmes règles de sélection de modèle de crédit scoring, comme nous l'avons déjà cité ci-dessus: des informations financières (ratios financiers) assez fiables et des informations qualitatives assez pertinentes.

● Etablissement du système de notation interne

Il s'agit de choisir une grille de notation appropriée qui dépend essentiellement de la prise en compte de la méthode utilisée pour le traitement des données et la sélection des indicateurs les plus significatifs. En faite, il n'existe pas de système de notation universellement idéal pour toutes les banques.

On distingue notamment deux grilles de notation :

➤ La grille quantitative

Il consiste à élaguer les valeurs de chaque paramètre retenu en Intervalles pour les personnes morales et une note pour les personnes physiques, cette opération peut se faire par comparaison par rapport au secteur ou à l'aide d'outils statistiques, le nombre de ces intervalles ou de notes devra correspondre à celui des classes qu'il souhaite avoir, ensuite, il procède à déterminer le nombre de points à attribuer si la valeur d'un ratio appartient à l'un des intervalles.

²⁷Ne pas inclure que les contreparties rentables ou saines

➤ **La grille qualitative**

Les critères qualitatifs sont difficilement mesurables par rapport aux ratios financiers, ils sont partagés en plusieurs catégories (la stratégie, documentation financière, etc.). Chaque catégorie est composée de questions avec des réponses normalisées, et le notateur décidera de la note à attribuer à chaque réponse.

Une fois ce travail terminé pour l'ensemble des variables, il y a lieu de calculer la somme de la totalité des points attribués pour obtenir une note synthétique globale.

3.2.3.5. Apports du Rating/Scoring²⁸

- Ces outils ne peuvent pas se substituer au jugement de l'expert mais ils peuvent l'informer rapidement sur le niveau de risque grâce notamment aux aides d'interprétation qui l'accompagne;
- L'analyste peut se concentrer sur des aspects plus délicats et moins quantifiables de l'évaluation tels que les aspects qualitatifs;
- Ils peuvent être utilisés pour les différentes étapes du cycle de vie des clients pour mieux comprendre les spécificités du client et prendre la décision adéquate;
- Une plus grande souplesse de l'analyse de crédit, ils se basent sur une analyse plus objective et plus économique de l'évolution de l'entreprise et une automatisation de la procédure d'accord de crédit, etc ;
- Ils permettent une analyse plus rapide des différents aspects de l'entreprise tels que la rentabilité, solvabilité, etc;
- Ils permettent également une réduction du coût des services bancaires à long terme et meilleur usage des possibilités de crédit.

3.2.3.6. Limites du Rating/Scoring²⁹

- La prévention du risque de défaillance n'est jamais sans risque d'erreur, une entreprise saine à une date donnée peut être en situation d'insolvabilité un mois plus tard ;
- Un système de notation apparaît figé dans le temps et il semble difficile de rendre ses paramètres variables en temps réel en fonction des dernières statistiques ;

²⁸GOUJA. R, « MODULE DE FORMATION SUR LE RISQUE DE CREDIT », IFID, 2014 .

²⁹ Idem.

- En terme de méthodologie, la construction et la validation du modèle (échantillons restreints et hétérogènes, indicateurs arbitraires et ponctuels basés sur des données financières, hypothèses statistiques non vérifiées) ;
- En terme d'interprétation des résultats, les notions de défaillances et des risques sous-jacents délicats et ambigus.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les trois approches proposées par le comité de Bâle afin de prévoir les probabilités de défaut des emprunteurs, ce qui permet aux banques de minimiser le risque de non remboursement et d'améliorer la qualité de leur gestion et l'organisation de leurs services.

Nous avons également présenté les méthodes d'appréciation du risque de crédit, utilisées dans les institutions financières, comme étant des outils indispensables pour la mesure individuelle du profil de risque de contrepartie.

Le prochain chapitre consacré à la mise en application des techniques statistiques de scoring pour plus d'une centaine d'entreprises issues de portefeuille de la CNEP-Banque.

CHAPITRE III: l'estimation de probabilités de défaut des entreprises :Cas de la CNEP-Banque

Introduction

Afin d'estimer les probabilités de défaut de chaque entreprise, nous avons choisi d'élaborer quelques techniques de discrimination sur un échantillon d'entreprises issues de portefeuille de la CNEP-Banque.

Avant de procéder à l'élaboration du modèle, en utilisant les deux méthodes qui seront développées dans la première section de ce chapitre, il est indispensable de passer par une étude descriptive pour se faire une idée sur l'échantillon et sur les variables utilisées.

Pour cela, nous allons construire un modèle pour chaque méthode et faire une comparaison entre les deux modèles afin de retenir le plus performant à notre étude.

Section 1 : Etude descriptive et statistique des données

1.1. L'analyse discriminante et la régression logistique en tant que méthodes statistiques de Prévision du risque de crédit

1.1.1. L'analyse discriminante Linéaire (ADL)

1.1.1.1. La construction du modèle

L'objectif de cette méthode est l'identification des variables qui permettent de regrouper les individus dans des classes relativement homogènes mais se différencient le plus possible les unes des autres.

Cette technique statistique qui vise à décrire, expliquer et prédire l'appartenance à des groupes à partir d'une série de variables prédictives (variables exogènes) sera mettre en application dans ce chapitre afin de construire la fonction score.

1.1.1.2. Le problème de l'analyse discriminante³⁰

Nous Considérons une matrice **X** de **n** lignes (la population statistique) et de **p** colonnes (variables explicatives),

T : La matrice de variance-covariance totale ;

E : La matrice de variance-covariance intergroupe ;

D : La matrice de variance-covariance intra-groupe ;

Y : La variable à expliquer ;

\bar{X}_j : La moyenne générale (sur toute la population statistique) de la variable **X_j**.

$$\bar{X}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{ij}$$

La classe **k** est caractérisée par un sous ensemble **I_k** de **n_k** valeurs de l'indice *i*, avec bien entendu :

³⁰Helal. M, les techniques statistiques utilisées dans les méthodes scoring. Cours risque de crédit-IFID.

$$\sum_{k=1}^q n_k = n$$

\bar{X}_{kj} : est la moyenne de la variable x_j pour la classe k :

$$\bar{X}_{kj} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in IK} X_{ij}$$

La covariance globale de deux variables X_j et X'_j s'écrit :

$$\text{Cov}(\mathbf{X}_j, \mathbf{X}'_j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^q \sum_{i \in IK} (X_{ij} - \bar{X}_j)(X'_{ij} - \bar{X}'_j)$$

$$\text{Cov}(\mathbf{X}_j, \mathbf{X}'_j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^q \sum_{i \in IK} (X_{ij} - \bar{X}_{kj})(X'_{ij} - \bar{X}'_{kj}) + \sum_{k=1}^q \frac{n_k}{n} (\bar{X}_{kj} - \bar{X}_j)(\bar{X}'_{kj} - \bar{X}'_j)$$

Cette dernière peut être écrite sous forme matricielle qu'est la relation fondamentale de l'analyse discriminante telle que :

$$\mathbf{T} = \mathbf{D} + \mathbf{E}$$

Cette écriture traduit le fait que la covariance totale est la somme de la covariance dans les classes et de la covariance entre les classes.

Techniquement, ce problème peut être résolu, par la recherche d'un vecteur U de composantes $(U_1, \dots, U_j, \dots, U_p)$ tel que :

$$U' \mathbf{T} U = U' \mathbf{D} U + U' \mathbf{E} U$$

En effet, cela consiste à trouver les formules linéaires des variables initiales dont la variance provient au maximum de la dispersion entre les classes. Finalement, il s'agit de trouver le vecteur U tel que :

$$\begin{cases} \text{Max} f(U) = \frac{U'EU}{U'TU} \\ \text{S/C } U'TU = 1 \end{cases}$$

Avec $f(U)$: La fonction discriminante

Il s'agit alors de résoudre un problème classique selon la formule lagrangienne, qui s'écrit:

$$L(U, \lambda) = U'EU - \lambda (U'TU - 1)$$

$$\partial L(U, \lambda) / \partial U = 2 U'E - 2 \lambda U'T = 0, \text{ ce qui implique } EU = \lambda TU$$

En général la matrice des covariances totales T est inversible, d'où : $T^{-1} EU = \lambda U$

Le vecteur propre U est donc le vecteur propre $T^{-1}E$ relatif à la plus grande valeur propre λ . En multipliant les deux membres de l'équation par U' , on aura :

$$U'EU = \lambda U'TU, \text{ ce qui nous donne } \lambda = \frac{U'EU}{U'TU}$$

Cette valeur propre est souvent appelée pouvoir discriminant de la forme linéaire U (ou de l'axe discriminant associé). Elle représente la variance totale de l'axe factoriel U , c'est-à-dire la fraction de la variance totale imputable à la différence entre les classes, elle est donc comprise entre 0 et 1.

Si l'on note : $1, 2, \dots, j, \dots, p$. les composantes de l'unique vecteur propre de $T^{-1}E$, la valeur propre de la fonction linéaire discriminante pour un individu quelconque s'écrit :

$$Y = f(X) = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_j x_j + \dots + \alpha_p x_p$$

On trouve alors la fonction introduite en 1936 par Fisher comme application de la technique des régressions multiples.

De ce qui précède, on obtient la fonction score (Z) de l'analyse discriminante pour un individu (i), qui se présente comme la différence entre la valeur de la fonction discriminante pour cet individu et sa valeur pour l'individu moyen g (le centre de gravité de la population) :

$$Z(X) = f(X) - g(X)$$

Où :

g: désigne le point moyen de toute la population statistique

D'une façon plus explicite, le score d'un individu (entreprise) s'écrit comme suit :

$$Z(x) = \alpha_1(X_1 - \bar{X}_1) + \alpha_2(X_2 - \bar{X}_2) + \dots + \alpha_j(X_j - \bar{X}_j) + \dots + \alpha_p(X_p - \bar{X}_p)$$

$$Z(X) = \sum_{j=1}^p \alpha_j X_j + C$$

Où : C est une constante.

Et c'est sur la base du signe de la fonction Z, que l'affectation s'effectue pour chaque entreprise, la relation peut être affectée au groupe 1 (qui classe les entreprises les plus performantes) si son score est supérieur au score moyen de chaque groupe (score Z positif).

Ainsi :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } Z > 0 \text{ alors l'entreprise est saine} \\ \text{Sinon l'entreprise est défailante} \end{array} \right.$$

1.1.1.3. Les critères d'évaluation de la qualité de l'analyse discriminante

❖ Le pouvoir discriminant

Le pouvoir discriminant de la variable X_j de la fonction score Y_i est mesuré par le rapport :

$$\frac{\alpha_j^2 \sigma_j^2}{\sum_{j=1}^p \alpha_j^2 \sigma_j^2}$$

Le terme σ_j^2 désigne la variance totale de la variable X_j .

❖ **Le taux de bon classement**

Ce taux correspond au nombre d'affectations correctes par rapport à l'effectif total du groupe, c'est à dire un taux de bon classement global, qu'est le rapport entre le nombre d'entreprise bien classées et le nombre global d'entreprise, peut être calculé, mais il peut cacher des différences entre les taux de bon classement inter groupes. C'est pour cela il est préférable de calculer les taux de bon classement sur chacun des groupes.

Tableau n°5 : Le classement des entreprises

Affectation	Groupe d'affectation	
	Saine	défaillante
Saine	Nombre des entreprises saines classées saines n_1	Nombre des entreprises saines classées défaillantes n_3
Défaillante	Nombre des entreprises défaillantes classées saines n_2	Nombre des entreprises défaillantes classées défaillantes n_4

- le taux de bon classement des entreprises saines = $n_1/(n_1+n_2)$.
- le taux de bon classement des entreprises défaillantes = $n_4/(n_3+n_4)$.
- le taux de bon classement général estimé sur l'échantillon = $(n_1+n_4)/(n_1+n_2+n_3+n_4)$.

Avec, n_2 et n_3 présentent respectivement les deux erreurs de type I (le classement des entreprises saines comme étant défaillantes) et de type II (le classement des entreprises défaillantes autant que saines) ce sont les erreurs les plus ciblées à minimiser car elles peuvent générer lors de l'octroi de crédit des pertes réelles.

❖ **Le lambda de wilks**

Le lambda de wilks est une mesure directe de la proportion de l'inertie des groupes qui n'est pas expliquée par la variable indépendante (qui identifie les groupes) dans un schéma de décomposition de la variance totale des observations, c'est le rapport :

"Inertie intraclasse" / "inertie totale"

Le lambda de Wilks est un nombre compris entre 0 et 1. Si seule une faible fraction de l'inertie totale n'est pas expliquée par l'existence de groupes différents. Alors les groupes sont bien séparés, et ont des moyennes sensiblement différentes.

Il s'ensuit :

- Une faible valeur (proche de 0) du lambda est l'indication de groupes bien séparés ;
- Une forte valeur du lambda (proche de 1) est l'indication de groupes peu ou pas séparés.

1.1.2. La régression logistique (RL)

1.1.2.1. Construction du modèle³¹

La régression logistique est une technique statistique dont l'objectif recherché est de prédire, à partir d'un fichier d'observations, la probabilité qu'un individu appartienne à une classe prédéfinie sachant les variables explicatives de ce dernier. En d'autres termes l'objectif du modèle n'est pas, de prédire une valeur numérique de la variable expliquée mais de prévoir la probabilité noté « p » que cet individu ait la caractéristique associée un code 1 de la variable expliquée, sachant les valeurs prises par les variables explicatives pour un individu donné.

Soit Y la variable expliquée, X_j les variables explicatives (les ratios financiers)

Pour l'entreprise i, on suppose que :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } B'X_i + u_i \leq 0 \\ 0 & \text{si } B'X_i + u_i > 0 \end{cases}$$

B: est le vecteur des coefficients d'une combinaison linéaire à estimer.

U_i: sont les perturbations supposées indépendantes d'espérance nulle et de variance égale à 1.

³¹ M. Hellal, *les techniques statistiques utilisées dans les méthodes scoring*. Cours risque de crédit. IFID, p 11

➤ **L'hypothèse de ce modèle** : Les u_i suivent une loi logistique, le modèle est dans ce cas appelé modèle de régression logistique ou tout simplement le modèle logit dont la fonction de répartition se présente comme suit :

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

x : est le score de l'entreprise.

1.1.2.2. L'estimation des coefficients β

L'estimation des coefficients β se fait généralement par la méthode de maximum de vraisemblance

La probabilité de défaut s'écrit :

$P_i = p(Y_i=1/X_i) = p(X_i \beta' + u_i \leq 0) = F(-X_i \beta') = \frac{e^{-X_i B}}{1+e^{-X_i B}} = F(\text{-score})$; avec p_i est la probabilité de défaut.

La probabilité de non défaut s'écrit :

Probabilité de non défaut = $p(Y_i=0/X_i) = p(X_i \beta' + u_i > 0)$

$P_i(u_i > -X_i \beta') = 1 - p(u_i < -X_i \beta') = 1 - F(\text{-score } i) = 1 - \frac{e^{-X_i B}}{1+e^{-X_i B}}$

La probabilité de non défaut = $(1 - p_i) = \frac{e^{X_i B}}{1+e^{X_i B}} = F(\text{score } i)$

La variable Y_i prend la valeur 0 et 1 et en supposant que les observations sont indépendantes, la vraisemblance s'écrit comme suit :

$$L(B) = \prod_{i=1}^n \{F(-X_i B)^{y_i} * F(X_i B)^{(1-y_i)}\}$$

Le logarithme de la vraisemblance est :

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

Il s'agit par la suite, de trouver un vecteur \mathbf{p} de composantes: $B_0, B_1, \dots, B_j, \dots, B_p$, tel que : $\text{Max} \sum_{i=1}^n [y_i [F(-X_i B)] + (1 - y_i)[F(X_i B)]]$

Ce problème peut être résolu par le solveur de Microsoft Excel.

1.1.2.3. La validité du modèle

Pour tester le modèle il existe plusieurs statistiques à utiliser telles que :

❖ **Le test de Wald**

La statistique de *Wald* qui suit une loi du Chi2, est utilisée pour vérifier si les coefficients de la régression logistique sont significatifs. Elle se présente comme suit :

$$W^2 = \frac{\hat{B}_j^2}{\sigma^2 \hat{B}_j^2} \rightarrow X^2$$

Avec : σ^2 est la variance estimée du paramètre \hat{B}_j

On rejette l'hypothèse H_0 si $w^2 \geq \chi^2_{(1-\alpha)}$, α étant le seuil de confiance retenu pour le test (généralement, il est de 5%).

❖ **Le test de signification globale du modèle**

On utilise la statistique LR qui suit une loi de khi-deux à m degré de liberté, sachant que m étant le nombre de variables. La statistique LR est définie comme suit :

$$LR = 2 [L(B) - L(0)] \rightarrow \chi^2_{(m)}$$

Avec :

L(0) : La vraisemblance du modèle sans variables ;

L(B) : La vraisemblance du modèle avec toutes les variables.

Il s'agit dans ce cas de tester l'hypothèse $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ contre l'hypothèse de l'existence au moins d'un paramètre différent de 0.

L'hypothèse H_0 est rejetée si $LR \geq \chi^2_{(1-\alpha)}$.

❖ **Le coefficient d'ajustement de McFadden (R^2)**

La statistique \widetilde{R}^2 , ou encore coefficient de McFadden est défini par:

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{L_0}{L_\beta} \right\}$$

Où :

$L(0)$: Le logarithme de la vraisemblance du modèle initial sans variables avec seulement une constante;

$L(B)$: Le logarithme de la vraisemblance du modèle initial avec toutes les variables.

Ce coefficient permet de voir à quel point le modèle explique la variable Y_i , de ce fait, Si $\widetilde{R}^2 \rightarrow 1$, cela signifie que notre modèle explique bien la variable y_i .

1.2. Méthodologie : Présentations de l'échantillon et des variables retenues

1.2.1. La population ciblée

La base de données est composée de 166 entreprises clientes à la CNEP-Banque, collectée auprès de la DFEs³², qui appartiennent aux différents secteurs d'activité et qui ont bénéficié d'un crédit d'investissement au cours de la période **2010- 2013**.

Pour les besoins de construction et de validation nous avons partagé notre échantillon principal en deux échantillons dont le premier va nous servir à la construction du modèle et le deuxième à mesurer sa performance.

1.2.2. Le critère de défaillance

On distingue au niveau de la CNEP-Banque trois catégories d'entreprises, à savoir : les entreprises saines, les entreprises précontentieuses et les entreprises contentieuses.

- **Les entreprises saines** : Ce sont les entreprises qui remboursent régulièrement sans retards significatifs, c'est-à-dire, elles remboursent leurs crédits dans les délais convenus ;
- **Les entreprises précontentieuses** : Ce sont les entreprises qui présentent un retard de remboursement compris entre 15 jours et 6 mois ;
- **Les entreprises contentieuses** : Ce sont des entreprises qui ont dépassé un retard de remboursement égal ou supérieur à 6 mois. La banque a intérêt à passer à l'étape judiciaire afin de récupérer ses fonds car le retard est très important.

³²DFEs : Direction de financement des petites et moyennes entreprises.

Cette classification ne répond pas aux besoins de notre modèle. De même, la classification selon les règles prudentielles des créances (saines, à problème potentiel, très risquées et compromises) ne répond pas à l'objectif du modèle qui est de séparer les entreprises saines des entreprises défaillantes pour déterminer la probabilité de défaut de chaque entreprise scoriée.

Pour cela, afin de répondre au besoin de notre étude qui nécessite deux classes d'entreprises, nous avons choisi comme critère de défaut le retard de remboursement supérieur ou égal à **03 mois** à partir duquel la banque doit procéder au provisionnement.

1.2.3. L'échantillonnage

En ce qui concerne le type d'échantillonnage nous avons opté pour un échantillonnage indépendant. C'est-à-dire que les entreprises saines et celles défaillantes ne sont pas liées entre elles par des conditions de taille, d'activité...mais elles doivent être tirées au hasard de portefeuille de la banque.

Nous avons donc collecté des informations sur 166 entreprises dont 83 sont défaillantes et 83 sont saines. La répartition de ces entreprises entre les deux échantillons (l'échantillon de construction et l'échantillon de validation) est résumée dans le tableau suivant :

Tableau n°6 : La répartition des entreprises entre l'échantillon de construction et de validation.

Catégories d'entreprise	Echantillon de construction	Echantillon de validation
Entreprises saines	65	18
Entreprises défaillantes	65	18
Total	130	36
Pourcentage de défaillance	50%	50%

1.2.4. Le choix des variables

➤ **Présentation des ratios :**

Les variables choisies pour notre étude doivent être en accord avec la théorie financière. En effet, la signification des ratios à retenir dans le modèle et leur fiabilité statistique doivent faire l'objet d'une réflexion attentive. Une explication claire doit être apportée dans le cas contraire. A ce niveau, les variables explicatives (ratios financier) ont été calculées à partir des bilans et TCR des entreprises dont on a pu recueillir auprès de la DFEs de la CNEP-Banque. Ces variables se présentent comme suit :

Tableau n° 7 : Les ratios financiers.

Ratio	Formule	Type	Signe de Coef³³
R1	Actif circulant/Dette à court terme	Ratio de liquidité	Positif
R2	Valeur disponible/ Dette à court terme	Ratio de liquidité	Positif
R3	Capitaux permanent/Actif immobilisé	Ratio de structure	Positif
R4	Frais financiers/ Excédent brut d'exploitation	Ratio d'activité	Négatif
R5	Valeur ajoutée/Chiffre d'affaire	Ratio de rentabilité	Positif
R6	Résultat net/Capitaux propres	Ratio de rentabilité	Positif
R7	Excédent brut d'exploitation /Chiffre d'affaire	Ratio de rentabilité	Positif
R8	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux permanent	Ratio de structure	Négatif
R9	Excédent brut d'exploitation / Valeur ajoutée	Ratio d'activité	Positif
R10	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux	Ratio de structure	Négatif

³³ Le signe de coefficient de chaque ratio on l'a déterminé selon la logique financière.

	propres		
R11	Dettes à long et moyen terme/Passif total	Ratio de structure	Négatif
R12	Capitaux propres / Dette à court terme	Ratio de structure	Positif
R13	Frais financiers/ Valeur ajoutée	Ratio d'activité	Négatif
R14	Chiffre d'affaire/Actif circulant	Ratio d'activité	Positif
R15	Capitaux propres/Dettes totales	Ratio de structure	Positif
R16	Disponibilité/Actif total	Ratio de structure	Positif
R17	Chiffre d'affaire/ immobilisation nette	Ratio d'activité	Positif

➤ *Test de corrélation*

Pour des besoins de notre étude, les variables explicatives retenues doivent être indépendantes entre elles. Dans ce contexte, un test de corrélation³⁴ a été effectué sous l'EXCEL et nous a permis de constater l'indépendance entre les variables qui ont été sélectionnées et jugées pertinentes dans l'explication de la situation financière des entreprises (voir l'annexe n° 2).

➤ *La Signification de chaque ratio*

R1 = Actif circulant / Dette à court terme : Ce ratio de liquidité mesure la capacité de l'entreprise à respecter ses obligations financières à court terme. Lorsque ce ratio est supérieur à 1, cela signifie qu'il existe un fond de roulement positif.

R2= Valeurs disponibles/ Dette à court terme : Ce ratio mesure le montant de liquidité que possède l'entreprise pour faire face à ses engagements et donne une vue d'ensemble de la situation financière à court terme.

R3= Capitaux permanent/Actif immobilisé : Ce ratio mesure la stabilité des ressources stables affectées au financement des actifs durables. La logique de la gestion financière de ce

³⁴ L'indépendance des variables s'explique par les faibles corrélations entre ces variables elles mêmes (les corrélations doivent être proche de 0).

ratio voudrait que ce ratio soit supérieur à 1, puisque cela signifie que l'entreprise finance l'intégralité de ses immobilisations par des ressources stables et se trouve en mesure de financer de façon stable les éléments de l'actif circulant. Donc, un fonds de roulement positif.

R4= Frais financiers/ Excédent brut d'exploitation : Ce ratio mesure le poids des frais financiers dans l'excédent brut d'exploitation. Plus la valeur de ce ratio est élevée, plus la possibilité de défaillance augmente d'où le signe négatif.

R5= Valeur ajoutée/Chiffre d'affaire : Une hausse de la valeur de ce ratio, sans changement de la structure d'un exercice à l'autre, constitue pour l'entreprise un progrès, cela signifie donc une bonne performance de l'entreprise.

R6= Résultat net/Capitaux propres : Plus ce ratio est élevé, plus la rentabilité de l'entreprise est meilleure d'où le signe positif. Une étude récente menée par Vernimmen (2002) confirme de tel résultat.

R7= Excédent brut d'exploitation /Chiffre d'affaire : Ce ratio mesure la capacité de l'entreprise à générer une rentabilité à partir du chiffre d'affaire. Stili (2002) mentionne que l'excédent brut d'exploitation est le premier solde obtenu à l'issue du processus de production et de commercialisation. Ce concept est la principale composante pour le calcul du ratio de la rentabilité opérationnelle. Est un indicateur généralement significatif.

R8=Dettes à long et moyen terme/ Capitaux permanent : Cette variable influence bien la situation de l'entreprise et permet de différencier entre les deux catégories d'entreprises (performantes et non performantes). Ce résultat est confirmé par les études de St-Cyr et Pinsonneault (1997). D'après ces auteurs, l'utilisation de la dette induit des risques relatifs à la variabilité du rendement et augmente la probabilité d'insolvabilité.

R9=Excédent brut d'exploitation / Valeur ajoutée : Le signe positif de ce ratio indique la part de la richesse servant à rémunérer les apporteurs de capitaux et à renouveler le capital investi.

R10=Dettes à long et moyen terme/ Capitaux propres : C'est un indicateur du niveau de capitalisation de l'entreprise, si la firme de mandataire du crédit est sous capitalisée, sa probabilité d'avoir un crédit sera faible, d'où le signe négatif.

R11= Dettes à long et moyen terme/Passif total : Le signe négatif indique un endettement élevé pourrait empêcher l'entreprise d'honorer ses engagements vu les charges financières importantes que supportera l'entreprise.

R12= Capitaux propres / Dette à court terme : Ce ratio combiné avec **R15** donne une idée sur la couverture des dettes de court terme (total dette) par les capitaux propres de l'entreprise. Il est préférable que ces dettes soient élevées, mais qu'elles ne dépassent pas la moitié des capitaux propres.

R13= Frais financiers/ Valeur ajoutée : Ce ratio mesure la partie de la valeur ajoutée absorbée par les frais financier. Un ratio élevé traduit une rentabilité future faible d'où le signe négatif.

R14= Chiffre d'affaire/ Actif circulant : Ce ratio mesure le volume de chiffre d'affaire par rapport à l'actif circulant de l'entreprise qu'est destiné à être utilisé ou vendu dans le cadre du cycle d'exploitation de l'entreprise. Un ratio trop fort signifie que cette dernière immobilise ses capitaux au détriment de sa rentabilité. Ce ratio dépend fortement de l'activité de l'entreprise.

R16= Disponibilité/Actif total : Les disponibilités d'une entreprise correspondent à ses actifs les plus liquides. C'est un ratio de structure qui prend un signe positif, cela signifie que la valeur disponible de l'entreprise permet le financement d'exploitation et dégage un excédent. Ce qui marche bien avec la santé de l'entreprise.

R17= Chiffre d'affaire/ immobilisation nette : Ce ratio mesure la capacité de l'entreprise à générer ses ventes à partir de ses immobilisations nettes d'où le signe positif.

1.3. Quelques modèles de l'analyse discriminante et de la régression logistique

Certains auteurs tels que Saint-Sever (1987) et Dumontier (1991) considèrent que les deux techniques permettent de calculer le pourcentage de bon classement des entreprises mais ne permettent pas d'évaluer la qualité prédictive du modèle. Plusieurs études ont été menées dans l'objectif de prévoir la déffailance des crédateurs à partir des modèles statistiques. Il

s'agit particulièrement, de l'étude la plus connue dans le contexte anglo-saxon est celle d'Altman (1968). En effet, Altman (1968) était le premier à utiliser plusieurs ratios pour prévoir la défaillance. Son étude a porté sur un échantillon de 33 entreprises défaillantes sur la période de 1946-1965 auxquelles ont été associées 33 entreprises saines de même taille et de même secteur. A partir d'une batterie de 22 ratios extraits des états financiers (bilans et comptes de résultats), Altman a sélectionné 5 ratios au terme d'une analyse discriminante. Sa fonction score se présentait ainsi :

$$Z = 0,012 X1 + 0,014 X2 + 0,033 X3 + 0,006X4 + 0,999X5$$

Où:

Z : score discriminant

X1 = Fonds de roulement/Total des actifs ;

X2 = Réserves/Total des actifs ;

X3 = Bénéfice avant intérêt et impôt/Total des actifs ;

X4 = Capitalisation boursière/Total des dettes ;

X5= Chiffre d'affaires/Total des actifs.

Ces scores, lorsqu'ils sont élevés, représentent une situation satisfaisante, et un risque de défaillance quand ils sont faibles. Ensuite, Altman a déterminé une valeur critique $Z = 2,675$; ce qui l'a amené à la conclusion suivante :

- ✓ Si $Z < 2,675$, l'entreprise est considérée comme défaillante ;
- ✓ Si $Z > 2,675$, l'entreprise est considérée comme saine.

En France plusieurs études ont utilisé l'analyse discriminante afin de prévoir la défaillance des entreprises françaises. La plus importante à notre avis est celle de Conan et Holder (1979) dans la mesure où les auteurs ont pris soin de tester la multinormalité des ratios financiers utilisés et de valider le modèle sur un échantillon de contrôle. En effet, Conan et Holder ont travaillé sur un échantillon de 190 entreprises dont la moitié est en difficultés. 31 ratios ont été introduits par les auteurs. La combinaison finale retenue au terme de l'analyse discriminante est la suivante :

$$Z = 0,16 X1 - 0,22 X2 + 0,87 X3 + 0,10 X4 - 0,24 X5.$$

Quant à la régression logistique, les premières études ayant utilisé l'analyse logisistique comme moyen de prévision de la défaillance, nous citons l'étude d'Ohlson (1980). Cette étude a porté sur un échantillon de 105 entreprises cotées qui ont fait faillite sur la période 1970-1976 et un échantillon de 2058 entreprises saines choisies de façon aléatoire. Les ratios financiers introduits par Ohlson sont les suivants :

R1 = Ratio taille = Log (actif total/PNB ajusté)

R2 = Dettes totales/Actif total

R3 = Fonds de roulement/Actif total

R4 = Dettes à court terme/Actif circulant

$$R5 = \begin{cases} 1 & \text{si Dettes Totales} > \text{Actif total réel} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

R6 = Résultat net/Actif total

R7 = Fonds générés par l'exploitation/Dettes totales

$$R8 = \begin{cases} 1 & \text{si résultat net} < 0 \text{ pour les deux dernières années} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

R9 = (résultat net de l'année t - résultat net de l'année t-1) / (|résultat net t| + |résultat net t-1|)

Ces études permettent de tirer quelques enseignements intéressants

- ✓ Les variables en terme de taille et en terme de rentabilité jouent négativement dans la détermination de la probabilité de défaillance alors que la variable endettement joue positivement ;
- ✓ Les résultats statistiques surtout au niveau de la régression logistique (méthode robuste) montrent que l'approche de l'analyse financière classique est confirmée. En effet, pour apprécier la situation financière d'une entreprise on mène une analyse en termes de rentabilité-risque. L'entreprise est saine lorsque la rentabilité est bonne et le risque est faible et vice versa. La régression logistique met en évidence cet

enseignement puisque le ratio de rentabilité contribue négativement et celui du risque financier positivement à la formation de la probabilité de défaillance.

La mise en œuvre des deux techniques vise à confirmer ou infirmer une hypothèse portant sur une combinaison entre un facteur X d'exposition et un événement Y. *Dans ce type d'étude, on cherche à travers la sélection des variables, d'apporter une interprétation cohérente et rationnelle du risque de faillite.*

Section 2: Le choix de la fonction score par l'analyse discriminante linéaire et la régression logistique

2.1. L'analyse discriminante (ADL)

2.1.1. La sélection des variables

Certaines variables n'apportent aucune amélioration dans la discrimination et leur présence est injustifiée. La réduction du nombre de variables est donc une étape nécessaire pour choisir les variables ayant une relation très forte avec la variable dépendante. En pratique, cette étape s'effectue par une procédure de sélection pas à pas (Stepwise Procedure) en se basant sur la minimisation de la statistique lambda de Wilks (plus λ est petite, plus la discrimination entre les groupes est meilleure).

Cette étape consiste à introduire progressivement des variables, une à une, et effectue des tests de significativité à chaque étape en déterminant la meilleure combinaison des variables dans le but d'optimiser le taux de bon classement.

La mise en application de la méthode de sélection ascendante de l'analyse discriminante, qu'est disponible sur le logiciel STATISTICA, sur l'ensemble de 17 ratios conduits aux résultats suivants :

Tableau n° 8 : Sélection des variables(ADL).

Pas n°	Variable entrante	Lambda de wilks	F				Taux de bon classement
			Statistique	Dd1	Dd2	Probabilité	
0	0	1	-	-	-	-	-
1	R11	0,6894985	57,64216	1	128	0.0000	75,38461
2	R1	0,570217	47,86112	2	127	0.0000	76,92308
3	R17	0,4899439	43,72410	3	126	0.0000	86,92308
4	R2	0,4486761	38,39935	4	125	0.0000	88,46154
5	R6	0,4195542	34,31036	5	124	0.0000	90,00000
6	R3	0,3944467	31,47153	6	123	0.0000	90,76923
7	R7	0,3881711	27,47063	7	122	0.0000	90,76923
8	R12	0,384586	24,20301	8	121	0.0000	90,00000

D'après le tableau, nous constatons que le logiciel s'est arrêté au pas n° 8. Les résultats de cette méthode révèlent que 6 variables seulement présentent un pouvoir de discrimination important. Par conséquent, les variables trouvées sont utilisées dans l'analyse discriminante. Cette méthode a permis d'avoir un taux de bon classement d'ordre de 90,76% pour l'ensemble des variables retenues.

Le tableau montre que la première variable introduite dans le modèle est la variable R11 «Dettes à long et moyen terme/Passif total » ayant un taux de bon classement d'ordre de 75,38% et un lambda de wilks qui égalise les 68,94%, ce qui montre que cette variable est la variable la plus discriminante.

La statistique de Fisher à ($p=1$; $n-p-1=130-1-1$) degré de liberté égale à 57,64216 et une probabilité de $0.000 < 0.05$ cela signifie, que la variable R11 est significativement différente de zéro et elle représente la variable la plus discriminante dans le modèle.

L'ajout de la deuxième variable, au pas n°2, qu'est la variable R1 « Actif circulant/Dettes à court terme » a fait augmenter le taux de bon classement à 76,92% et a baissé le lambda de Wilks à 57,02%. Nous pouvons constater également, que la combinaison des deux variables (R11 et R1) est significative avec un $F(2,127) = 47,86112$ et une probabilité de $0,0000 < 0,05$.

A partir de sixième pas, le taux de bon classement est resté le même par la suite a baissé, cela signifie que les autres variables (R7, R12) ne sont pas discriminantes dans le modèle. En effet la fonction retenue s'arrête au sixième pas.

A ce niveau, on peut conclure que la meilleure combinaison de variables discriminantes que l'on pourrait retenir de notre base de données s'arrête au sixième niveau, on pourra donc se limiter à cette étape avec 6 ratios (R11, R1, R17, R2, R6, R3) et avec un taux de bon classement de 90,77%.

2.2.2. La fonction discriminante (Z_1)

Pour établir l'équation discriminante et déterminer le score de chaque entreprise, on a estimé les coefficients de la fonction discriminante à partir du tableau ci-dessous qu'a été obtenu à l'aide de logiciel STATISTICA:

Tableau n ° 9 : coefficients des fonctions discriminantes canoniques(ADL).

Ratios	Libellé	Coefficients
R11	Dettes à long et moyen terme/Passif total	-0,733780
R1	Actif circulant/Dettes à court terme	0,87193
R17	Chiffre d'affaire/immobilisation nette	0,32705
R2	Valeur disponible/ Dettes à court terme	0,67974
R6	Résultat net/Capitaux propres	0,66544
R3	Capitaux permanents/actifs immobilisé	0,21689

La mise en relation de la variable défaut de remboursement avec les variables sectionnées par le biais de l'analyse discriminante a donné lieu à la construction de la fonction score suivante:

$$Z_1 = -0,733780 R_{11} + 0,87193 R_1 + 0,32705 R_{17} + 0,67974 R_2 + 0,66544 R_6 + 0,21689 R_3 - 2,32442$$

2.2.3. Interprétation des signes des coefficients

- ✓ **R11 (Dettes à long et moyen terme/Passif total) :** Le résultat obtenu confirme le signe négatif de ce ratio. En effet, ce dernier permet d'évaluer le niveau d'endettement d'une entreprise. Il s'agit d'un ratio de structure qui indique la part des dettes à long et moyen terme dans le total de bilan, L'augmentation de niveau des dettes implique un manque de liquidités qui peut affaiblir le degré d'autonomie financière de l'entreprise et donc sa solvabilité.
- ✓ **R1 (Actif circulant/Dette à court terme) :** Ce ratio permet à l'entreprise d'apprécier, à partir de ses actifs à court terme, sa capacité de faire face à ses dettes financières de même maturité. Une augmentation de la valeur de ce ratio signifie que l'entreprise possède une liquidité générale importante d'où le signe positif.
- ✓ **R17 (Chiffre d'affaire/ immobilisations nettes) :** Ce ratio indique la capacité de l'entreprise à générer ses ventes à partir de ses immobilisations nettes. Autrement dit, le ratio de rotation des immobilisations qui mesure le volume de chiffre d'affaire par rapport à l'immobilisation nette de l'entreprise, ce qui indique la logique financière du signe positif qu'a pris le coefficient de ce ratio.

Plus ce ratio est élevé, plus les immobilisations sont utilisées efficacement. A l'inverse, plus ce ratio est faible, moins les immobilisations sont utilisées de façon productive. Le ratio de rotation des immobilisations mesure donc le degré d'efficacité avec lequel les gestionnaires gèrent leurs immobilisations.

- ✓ **R2 (Valeur disponible/ Dette à court terme) :** Ce ratio mesure la capacité de l'entreprise à régler ses dettes à court terme avec les seuls fonds détenus en banque ou

en caisse. Ce ratio permet de voir dans quelle mesure les valeurs disponibles peuvent financer les dettes à court terme, ce qui confirme le signe positif de ce ratio.

- ✓ **R6 (Résultat net/Capitaux propres)** : Ce ratio mesure la capacité d'une entreprise à générer des profits à partir de ses capitaux propres. C'est donc un indicateur de rentabilité qui mesure mieux l'efficacité de l'entreprise. En effet, cette variable influence positivement sur la situation de l'entreprise et permet de différencier entre les deux catégories d'entreprises (performantes et non performantes) d'où le signe positif. Une étude récente menée par Vernimmen (2002) confirme un tel résultat.
- ✓ **R3 (Capitaux permanents/actifs immobilisé)** : Ce ratio est aussi intitulé « ratio d'immobilisation des capitaux permanents », et traduit d'une manière différente les fonds de roulement. Il exprime le taux de couverture des emplois fixes par des ressources stables de financement. En effet, Si ce ratio est positif, cela signifie que les capitaux permanents (fonds propres + dettes à moyen et long terme) sont supérieurs aux immobilisations (capitaux permanents > immobilisations), donc les capitaux permanents sont disponibles pour financer les besoins d'exploitation. En d'autres termes, les ressources stables financent les immobilisations.

2.2.4. Estimation des probabilités de défaillance a posteriori

Les recommandations du comité de Bâle (Bâle II) portant sur la gestion des banques et leurs niveaux d'adéquation des fonds propres d'une part, et l'insuffisance de la portée de la notation externe de l'autre part incitent les banques à se doter de leurs propres systèmes de notation interne qui ont l'avantage d'être adaptés à leurs préférences ainsi qu'à leurs goûts vis-à-vis de risque.

En effet, les scores sont considérés comme étant une alternative très privilégiée qui permet aux banques non seulement d'identifier les entreprises saines et celles défaillantes, mais aussi de déterminer avec une mesure concrète la probabilité de la défaillance de leurs contreparties.

De ce fait, les résultats présentés en annexe (tableau n°4) nous indiquent les probabilités de défaut a posteriori des entreprises, pour cela, si les probabilités sont supérieures à 60%, nous constatons que ces entreprises sont bien classées, autrement dite ces entreprises

possèdent les mêmes caractéristiques que celles de groupe d'affectation. Dans le cas inverse, les probabilités de défaut sont inférieures à 60%, on dit que ces entreprises appartiennent à la zone de doute. Par conséquent, il est nécessaire de revoir leurs dossiers de crédit afin de pouvoir détecter la perte qui pourra subir par ces entreprises.

2.2.5. La validité de la fonction discriminante retenue

❖ Le pouvoir discriminant des variables

Tableau n° 10 : Pouvoir discriminant des variables sélectionnées (ADL).

Variable	α^2_j	σ^2_j	$\alpha^2_j * \sigma^2_j$	Pouvoir
R11	0,23689581	0,65021865	0,15403407	0,32182222
R1	0,25343614	0,33713236	0,08544152	0,17851233
R17	0,04923445	1,66288321	0,08187114	0,17105276
R2	0,26218955	0,23196073	0,06081768	0,12706592
R3	0,01918659	2,56442477	0,04920257	0,10279855
R6	0,18717752	0,25250871	0,04726395	0,09874822

D'après ce tableau, nous pouvons dire que les variables sélectionnées sous STATISTICA ont des pouvoirs de discrimination les plus élevés, cela signifie qu'on pourra avoir un meilleur taux de bon classement de modèle.

❖ Le taux de bon classement

a. Selon l'échantillon de construction

L'une des mesures de pouvoir discriminant est le taux de bon classement. Ce dernier est égal au rapport du nombre d'entreprises bien classées dans les deux groupes sur le nombre total d'entreprises.

Tableau n° 11 : La classification des entreprises selon l'échantillon construction(ADL).

Groupe	G1 :0	G2 : 1	Total	Taux de bon classement
G1 :0	59	6	65	90,76923%
G2 : 1	6	59	65	90,76923%
Taux de bon classement	65	65	130	90,76923%

L'application de la méthode d'analyse discriminante nous a permis de constater que cette dernière a abouti à des résultats très optimistes avec un taux de bon classement global de 90,76%, nous signalons également, que le modèle final nous a permis de classer 59 entreprises saines et 59 entreprises défailtantes. De ce fait, un taux de bon classement identique pour les deux groupes d'entreprises qu'est donc de 90,76%.

b. Selon l'échantillon de validation

L'application de la fonction discriminante Z_1 sur l'échantillon de validation nous a permis de classer les entreprises et de connaître le score de chaque entreprise.

Tableau n° 12 : La matrice de classification des entreprises selon échantillon de validation (ADL).

Groupe	G1 :0	G2 : 1	Total	Taux de bon classement
G1 :0	15	3	18	83,3333%
G2 : 1	4	14	18	77,7778%
Taux de bon classement	19	17	36	80,5556%

D'après le tableau n° 12, nous constatons que le modèle a bien classé 29 entreprises sur 36 dont le taux de bon classement global est de 80,55%. Par ailleurs, comparativement aux taux de bon classement global selon l'échantillon de construction qu'est de 90,76%, nous remarquons qu'il a diminué cela peut être expliqué, par le nombre d'observations retenues qui est faible. Par conséquent, nous pouvons conclure qu'il s'agit des résultats plus ou moins satisfaisants et optimistes.

❖ **Le lambda de Wilks et la valeur propre**

Le test de Khi-deux des racines successives affiche les résultats suivants :

Tableau n° 13 : Lambda de wilks et la valeur propre (ADL).

Valeur propre μ	R - canonique.	Lambda de Wilk	Chi ²	dl	valeur p
1,53519	0,77817	0,39444	116,28391	6	0,00

a. La valeur propre:

La valeur propre qui figure dans le tableau n°13, constitue le rapport entre la projection de la matrice de variance inter classe sur l'axe discriminant et la projection de la matrice de variance totale sur le facteur discriminant. Elle est notée u .

La transition à la valeur propre λ se fait par la formule :

$$\lambda = u / (1 + u)$$

On peut aussi obtenir λ à partir de la corrélation canonique qui constitue sa racine carrée.

$$\lambda = 0,60$$

Plus la valeur propre λ est proche de 1, meilleure est la séparation entre les deux groupes.

Dans notre cas, la valeur propre n'est pas très grande. Cela indique que les distributions des entreprises saines et celles défailtantes sont partiellement interférées.

b. Le lambda de wilks

Le résultat du test de significativité de la distance entre les deux groupes mesurée par lambda de Wilks (rapport entre la variance intra classe et celle totale) nous conduit à refuser l'hypothèse de l'égalité des moyennes des deux groupes ($\chi^2(116,28391) > \chi^2(6) = 12,5915872$) avec une probabilité inférieure à 5% ($p < 0.05$). Puisque dans notre cas le lambda de wilks est égale à 0,39444, il a convergé vers 0 ce qui il indique qu'il n'y a pas de dégradation dans le modèle, Ce résultat il confirme donc le pouvoir discriminant des variables sélectionnées.

2.3. Régression logistique ou le modèle LOGIT (RL)

La régression logistique ou modèle logit est un modèle de régression binomiale. Comme pour tous les modèles de régression binomiale, il s'agit de modéliser l'effet d'un vecteur de variables aléatoires (x_1, \dots, x_K) sur une variable aléatoire binomiale génériquement notée y .

On va utiliser dans cette méthode, les mêmes variables sélectionnées dans l'analyse discriminante linéaire. De ce fait, en utilisant l'échantillon de l'apprentissage afin d'estimer la probabilité de défaut de chaque entreprise selon la formule suivante :

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

2.3.1. La fonction score (Z_2)

$$Z_2 = -3,1044 R_{11} + 3,7955 R_1 + 2,1578 R_{17} + 1,7540 R_2 + 3,9009 R_3 + 0,6775 R_6 - 8,6822$$

2.3.2. Interprétation des ratios de la fonction Z_2

La fonction score Z_2 montre que les signes des coefficients des ratios financiers sont les mêmes que ceux de l'analyse discriminante, et de même ils sont conformés à la théorie économique et financière.

2.3.3. Estimation des probabilités de défaillance

Sur la base du modèle de régression logistique, nous avons procédé au reclassement des entreprises appartenant à notre échantillon composé de 166 dossiers. En effet, nous avons calculé les probabilités de défaillance des différentes entreprises par la suite nous l'avons comparé à 0.5 (voir annexe n°6). D'après les résultats de ce dernier nous pouvons constater que 5 entreprises sur 65 entreprises défaillantes ont des probabilités inférieures à 0,5, cela indique que 60 entreprises sont effectivement classées correctement dans son groupe

d'affectation et les 5 entreprises sont pas défaillances réellement mais elles sont saine d'où l'objectif de notre modèle.

Quant au groupe des entreprises saines, 59 entreprises sur 65 sont bien classées dont leurs probabilités de défaut sont inférieures à 0,5. Alors que 6 entreprises représentent des probabilités supérieures à 0,5 on dit que ces entreprises appartiennent à la zone de doute. Par conséquent, il est nécessaire de revoir leurs dossiers de crédit.

Maintenant que nous avons construit la fonction score et défini les probabilités de défaut des entreprises, une étape de validation est nécessaire car elle nous permet de s'assurer de la bonne adéquation des probabilités de défaut selon le modèle et le taux de défaillances effectif.

2.3.3. La vérification de validité du modèle

Pour tester le modèle il existe plusieurs statistiques à utiliser de manière concurrente :

❖ Les taux de bon classement

a. Selon l'échantillon de construction

Comme le cas dans l'analyse discriminante, nous allons utiliser la fonction score(Z_2) afin de classer les entreprises selon leurs scores en deux groupes (entreprises saines et

entreprises défaillantes). Ce modèle permet donc d'établir le tableau de classement des entreprises obtenu par le logiciel STATISTICA :

Tableau n° 14: la matrice de classification des entreprises selon l'échantillon de construction (RL).

Groupes	G1	G2	Taux de bon classement
G1	60	5	92,30769%
G2	6	59	90,76923%
Taux de bon classement	66	64	91,53846%

Comme nous montre le tableau ci-dessus, le taux de bon classement des entreprises non performantes est égal à 92,30%, le taux de bon classement des entreprises performantes est égal à 90,76% et le taux de bon classement global donné par le modèle est égal à 91,53%. Par conséquent, ce modèle nous a permis de classer 60 entreprises défailtantes sur un total de 65 et 64 entreprises saine, également, sur un total de 65.

b. Selon l'échantillon de validation

L'application de la fonction discriminante Z_2 sur l'échantillon de validation nous donne les résultats de tableau suivant :

Tableau n° 15 : La matrice de classification des entreprises selon l'échantillon test (RL).

Groupes	G1	G2	Taux de bon classement
G1	15	3	83,33333 %
G2	4	14	77,77777 %
Taux de bon classement	19	17	80,55556 %

D'après le tableau n° 15, nous remarquons que l'application de la régression logistique sur l'échantillon test a permis d'avoir les résultats suivants :

Un taux de bon classement des entreprises défailtantes de l'ordre de 83,33 % et celui des entreprises saines est égal à 77,77 %. Par ailleurs, le taux de bon classement global selon l'échantillon test est d'ordre de 80,55% qui demeure inférieur à celui calculé selon l'échantillon de construction qu'est d'ordre de 91,53%. En effet, ces résultats sont donc satisfaisants et indiquent une bonne capacité prédictive de modèle dans un échantillon nouveau.

❖ **Le test de Wald (W^2)**

Le test du Wald permet de tester la nullité simultanée de coefficients des variables retunes sous l'hypothèse suivante :

$$\begin{cases} H_0 : \beta = 0 \\ H_0 : \beta \neq 0 \end{cases}$$

Comme nous l'avons déjà signalé dans la section 1, on rejette H_0 si : $w^2 \geq \chi^2_{(1-\alpha)}$ (3.841).

Tableau n° 16 : Résultats test de Wald.

Variables	Coef	Standard type	Wald stat	Prob
Constante	-8,68222	2,328000	13,90900	0,000191
R11	-3,10439	1,077742	8,29706	0,003970
R1	3,79554	1,254720	9,15071	0,002486
R17	2,15780	0,733230	8,66051	0,003251
R2	1,75405	0,860567	4,15449	0,041524
R6	3,90095	1,192750	10,69651	0,001073
R3	0,677579	0,29729	5,19440	0,022659
Echelle	1,00000	0,00000		

Le test de nullité des coefficients fournit par le logiciel STATISTICA sur les six variables explicatives montre que les coefficients associés sont tous significatifs au sens du test de Wald de fait que les coefficients de ces variables sont tous supérieurs à la valeur tabulée de khi deux à 1 degré de liberté (3.841), ce qui est aussi confirmé par les probabilités de significations de ses paramètres qui sont inférieurs à 5%. En effet, nous concluons la significativité de toutes les variables à 5% pour les variables (R11, R1, R17, R2, R6, R3).

❖ **Le coefficient d'ajustement de McFadden (R^2)**

Ce coefficient de détermination de la significativité globale de modèle mesure l'intensité entre les variables explicatives et la variable expliquée, il se calcule de la façon suivante :

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

Avec :

$L(0)$ et $L(\beta)$ représentent respectivement la vraisemblance du modèle sans les variables explicatives avec seulement la constante et la vraisemblance du modèle avec toutes les variables explicatives (voir l'annexe n 5°).

Tableau n° 17 : Résultats de Test de McFadden.

L(0)	L(β)	R²
-24,84651	-90,10913	0,72426

Le coefficient d'ajustement de McFadden (R^2) est proche de 1, ce qui signifie que les variables exogènes ont un pouvoir explicatif significatif.

❖ **Le rapport de vraisemblance**

Comme nous l'avons déjà signalé dans la section 1, le rapport de vraisemblance mesuré par :

$$LRT=2[L(\beta) -L(0)] \rightarrow \chi^2 (m).$$

Les résultats de test de rapport de vraisemblance sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau n° 18 : Résultats de Test de rapport de vraisemblance.

-2 L(0)	-2 L(β)	LRT
180,2182669	49,69302724	130,5252397

Les résultats de ce test nous donne, un LR d'ordre de 130, 52523 qui est dix fois supérieur au khi deux tabulé à 6 degré de liberté (12,5915872), on a également une probabilité de $0.00000 < 0.05$ donc, on pourra dire que le modèle avec les variables sélectionnées génère beaucoup d'informations que le modèle avec la constante seulement.

Section 3 : Comparaison entre les deux modèles (ADL, RL)

Pour une meilleure estimation des probabilités de défaut, nous allons procéder à une comparaison des performances des deux modèles obtenus à l'aide de l'analyse discriminante et de la régression logistique. La meilleure fonction en termes de performances sera retenue.

3.1. La comparaison entre les fonctions

Le tableau ci-dessous nous montre les coefficients de fonctions des scores de l'analyse discriminante et de la régression logistique :

Tableau n° 19: Récapitulatif des fonctions des scores.

Variables	Coefficient	
	ADL	RL
Dettes à long et moyen terme/Passif total (R11)	-0,733780	-3,10439
Actif circulant/Dettes à court terme (R1)	0,87193	3,79554
Chiffre d'affaire/Actif circulant (R17)	0,32705	2,15780
Valeur disponible/ Dettes à court terme (R2)	0,67974	1,75405
Résultat net/Capitaux propres (R6)	0,66544	3,90095
Capitaux permanents/actifs immobilisés (R3)	0,21689	0,677579
Constante	- 2,32442	-8,6822

D'après le tableau, nous pouvons constater que les variables ont les mêmes signes que ce soit pour la fonction de l'analyse discriminante ou pour celle de la régression logistique. Les deux fonctions donc détectent les mêmes variations (en termes de signes des variations) des scores suivant les variations des variables.

La comparaison entre les valeurs des coefficients n'a pas de sens, du moment où les deux fonctions sont construites avec deux méthodes différentes.

3.1.1. Les taux de bonne classification

Tableau n°20 : Taux de classification dans l'échantillon de construction pour les deux fonctions.

Taux	ADL	RL
Taux de bon classement des entreprises saines	90,76923%	92,30769%
Taux de bon classement des entreprises défaillantes	90,76923%	90,76923%
Taux de bon classement global	90,76923%	91,53846%

Les différents taux de bonne classification du modèle de la régression logistique sont supérieurs à ceux du modèle de l'analyse discriminante. Nous déduisons que le modèle de la régression logistique est plus performant dans la prévision de la défaillance.

Nous allons donc retenir comme résultats de notre étude la fonction de la régression logistique (Z_2), en tant que modèle le plus performant dans la prévision de la défaillance des entreprises.

Cependant, il est très intéressant de comparer les résultats des taux de classification dans l'échantillon de validation pour les deux fonctions :

Tableau n° 21: Taux de classification dans l'échantillon de validation pour les deux fonctions.

Taux	ADL	RL
Taux de bon classement des entreprises saines	83,3333%	83,33333 %
Taux de bon classement des entreprises défaillantes	77,7778%	77,77777 %
Taux de bon classement global	80,5556%	80,55556 %

Les taux de bon classement de l'analyse discriminante sont égaux à ceux de la régression logistique, donc selon la classification dans l'échantillon de validation les deux modèles permettent une bonne classification des nouvelles entreprises. Les deux modèles réduisent l'incertitude relative au défaut.

Conclusion

Au cours de ce chapitre nous avons mis en application les techniques statistiques à savoir l'analyse discriminante et la régression logistique, pour plus d'une centaine d'entreprises issues du portefeuille de la CNEP-Banque afin de mesurer les probabilités de défaut des entreprises. A partir de cet échantillon de différent secteurs d'activité nous avons donc construit des modèles de score en mettant l'accent sur la sélection des variables les plus significatives.

Nous avons constaté au cours de la construction des modèles, la supériorité de la régression logistique à l'analyse discriminante dans la construction de la fonction des scores, ce qui rend ce résultat plus significatif est le fait que les deux méthodes ont été appliquées sur le même jeu de variables. Plusieurs études menées sur la comparaison entre l'analyse discriminante et la régression logistique ont aboutit à ce même constat, la plus connue est celle de press et wilson (1978).

Aussi, les résultats du modèle construit nous a permis de calculer une perte attendue relative à chacune des entreprises comme la définie le comité de Bâle.

Conclusion générale

En raison des conséquences négatives qu'il peut provoquer le risque de crédit, le comité de Bâle, dans ce contexte, a proposé aux banques d'exercer un nouvel outil de gestion du risque de crédit qui est la notation interne, cette dernière est préférée aux notations externes, car elle offre l'avantage de pouvoir intégrer des informations dont la banque dispose et qui ne sont pas fournies aux agences de Rating.

Pour ce qui est du cas Algérien, cet outil de gestion des risques reste très peu connu par les chargés d'étude et aucune banque publique n'a réussi à intégrer la notation interne dans sa gestion du risque de crédit, notons que cela est en partie dû au manque d'informations de nos banques sur cet outil qui a fait qu'elles n'ont pas été très coopératives avec les experts.

L'enjeu de ce mémoire se situe dans la modélisation statistiquement du risque de crédit selon l'approche IRB simple. En effet l'une des bases de cette approche est le calcul de la probabilité de défaut relative à chacun des emprunteurs en intégrant les deux méthodes paramétriques les plus utilisées à savoir l'analyse discriminante et la régression logistique, dans le but de construire un modèle quantitatif d'évaluation de risque du crédit, pour ce faire, on a utilisé un échantillon de 166 entreprises sélectionnées du portefeuille de la Direction du financement des Petites et Moyennes Entreprises de la CNEP-Banque dont 83 défailtantes et 83 saines.

Après avoir calculé une batterie de ratios, on a dégagé les variables les plus discriminantes par les deux méthodes statistiques puis on a défini les notations qui incorporent en règle générale une estimation du risque de perte dû à l'incapacité d'un emprunteur donné à verser la somme qu'il s'est engagé à payer. Une telle estimation est basée sur la prise en considération des caractéristiques financières du client.

Les résultats obtenus de notre cas, révèlent que le modèle construit par la régression logistique en terme de performance et plus précisément en matière de taux de bon classement sur l'échantillon de validation offre une meilleure discrimination des entreprises, ce qui rend ce résultat plus significatif est le fait que les deux méthodes ont été appliquées sur le même jeu de variables.

Toutefois, quelque soit la performance du modèle choisi, il ne doit pas être utilisé d'une manière exclusive en remplaçant le système actuel de traitement des dossiers de crédit. En effet, un tel modèle n'offre que des probabilités, jamais de certitude, il doit être considéré seulement comme un élément d'aide à la prévision et éventuellement la prise de décision permettant de fournir un indicateur très performant aux analystes de crédit.

A travers ce mémoire, nous avons essayé de proposer à la CNEP-Banque une méthode d'évaluation du risque de crédit qui se base sur le calcul des probabilités de défaut des entreprises clientes à la CNEP-Banque. Le but est d'évaluer la qualité des entreprises clientes et de mesurer l'exposition de la banque au risque de crédit.

Cependant, des efforts supplémentaires de la part de la CNEP-Banque devront être axés vers une modernisation technique et organisationnelle. Dans ce sens, les investissements à réaliser en matière de qualité d'informations et de système d'informations sont particulièrement importants pour un meilleur suivi des risques. Par conséquent, la pertinence de l'évaluation du risque de crédit dépend sensiblement de la qualité des informations collectées.

Nous allons à présent exposer une liste de suggestions, afin d'améliorer l'efficacité du modèle construit et de mieux appréhender les risques, en général, et le risque de crédit, en particulier, il s'agit de :

- ✓ Sensibiliser les chargés d'étude sur la nécessité de se mettre à jour en intégrant la notation dans la décision d'octroi de crédits afin de rester compétitifs sur le marché bancaire ;
- ✓ Mettre en place un système informatisé afin de faciliter l'accès à toutes les données relatives aux contreparties ;
- ✓ La réorganisation des services de la banque par la mise en place de structures chargées de la gestion des risques ;
- ✓ La mise en œuvre d'un système de pilotage des risques et de procédures de contrôle interne ;
- ✓ Tenter de prendre en considération les dossiers rejetés dans l'élaboration du modèle.

Bibliographie

Ouvrages

- 1- Dietsch. M & J. Petey, « Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières », Revue Banque, édition, Paris, 2003.
- 2- DovOgien, «comptabilité et audit bancaires », Dunod, Paris, 2004.
- 3- Gouriéroux .C &Tiomo. A, “Risque de crédit : Une approche avancée”, CREF 07-05, Avril 2007.
- 4- Jacob. H &Sardi. A, « Management des risques bancaires », Edition Afges, Paris 2001.
- 5- Koffi. J, les accords de Bâle et la gestion du risque de crédit, version préliminaire, Mars 2003.
- 6- LEMARQUE.E, « Management de la banque ; risques, relation client, organisation », Ed. Pearson Education, 2005.
- 7- Dumontier. P &Dupre. D, Pilotage bancaire : les normes IAS et la réglementation Bale II, édition, Paris, 2005.
- 8- SAPORTA. G, « Probabilités, Analyse des données et Statistique », Ed Technip, Paris, 1990.
- 9- Sardi .A, « Bale II », Afges, 2004.

Articles, revues et notes pédagogiques

- 1- BARANCO. C, GORINTIN. J & TEULE-SENSACQ. E, «Portefeuille de risques : Comment prévoir les évolutions à moyen terme », Revue Banque, septembre 2006, N° 683.
- 2- BEZARD. M, « Bâle II : pièges et faiblesses techniques d’une mise en œuvre directe du nouvel Accord », Banque & Marchés, janvier-février 2004.
- 3- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (CBCB), la Banque des règlements internationaux, Bâle, Suisse, 2004.

- 4- Couppy ,J&Madie. P, L'efficacité de la réglementation prudentielle a la lumière des banques : des approches théoriques.
- 5- DIETSCH. M, « De Bâle II vers Bâle III : les enjeux et les problèmes du nouvel Accord », Revue d'économie financière : Bâle II : Genèse et enjeux.
- 6- DIETSCH.M & GARABIOL. D, « Du caractère pro-cyclique du nouveau ratio de capital : une analyse empirique sur données françaises », Revue Banque&Marchés, mars, avril 2004.
- 7- DUMONTIER.P, « Banque et PME – Quel Crédit », Cahier de documentation et de recherche en comptabilité et contrôle, n° 21, Université de Lausanne.
- 8- FRUGIER.J, GENEST.B et KAJPR. A, « Bâle II : La couverture du risque de crédit est-elle réellement assurée ? », Revue Banque, septembre 2006.
- 9- GOUJA. R , « module de formation sur le risque de crédit » , IFID, 2014 .
- 10- hal-00481087, version 1-5 May 2010.
- 11- Helal. M, les techniques statistiques utilisées dans les méthodes scoring. Cours risque de crédit-IFID, 2014.
- 12- HOSMER.D.W & LEMERSHOW.S, « Goodness of fit testing of the logistic regression mode when the estimated probabilities are small », Biometrik, n°30, 1988.
- 13- Illing&Graydon. P, Bâle II et les exigences de fonds propres applicables aux banques, revue du système financier.
- 14- MODULAD, Scoring sur des données d'entreprises: instrument de diagnostic individuel et outil d'analyse de portefeuille d'une clientèle, 2008.
- 15- Rochet. J, Le futur de la réglementation bancaire, 2008.
- 16- Saporta. G, la notation statistique des emprunteurs ou « scoring ».
- 17- SAPORTA.G, « L'analyse discriminante », Conservatoire national des arts et des métiers, 2005.
- 18- PEBEREAU. M, « Les enjeux de la réforme du ratio de solvabilité », Revue d'économie financière : Bâle II : genèses et enjeux.
- 19- PUJAL.A, « De Cooke à Bâle II », Revue d'économie financière : Bâle II : genèse et enjeux.
- 20- WILLIAM.N, Le financement des entreprises après Bâle II. février 2008.
- 21- YANG LIU, « New issues in credit scoring application », 2001.

Liste internet

- 1- [1-http://www.apbt.org.tn](http://www.apbt.org.tn).
- 2- [1-http://www.apbt.org.tn](http://www.apbt.org.tn).
- 3- <http://www.memoireonline.com>.
- 4- <http://www.sprawls.org/ppmi2/IMGCHAR/>.
- 5- <http://www.Wikipedia.org>.
- 6- <http://www.institut-ar.org>

Liste des tableaux

<i>Tableau n°1 : composition des fonds propres</i>	<i>12</i>
<i>Tableau n°2: pondération des différents risques sous Bâle II.....</i>	<i>17</i>
<i>Tableau n°3: Les pondérations sous le nouvel accord de Bâle.</i>	<i>37</i>
<i>Tableau n°5 : Le classement des entreprises.....</i>	<i>64</i>
<i>Tableau n°6 : La répartition des entreprises entre l'échantillon de construction et de validation.</i>	<i>69</i>
<i>Tableau n° 7 : Les ratios financiers.</i>	<i>70</i>
<i>Tableau n° 8 : Sélection des variables(ADL).</i>	<i>77</i>
<i>Tableau n° 9 : coefficients des fonctions discriminantes canoniques(ADL).....</i>	<i>78</i>
<i>Tableau n° 10 : Pouvoir discriminant des variables sélectionnées (ADL).....</i>	<i>81</i>
<i>Tableau n° 11 : La classification des entreprises selon l'échantillon construction(ADL)...</i>	<i>82</i>
<i>Tableau n° 13 : Lambda de wilks et la valeur propre (ADL).</i>	<i>83</i>
<i>Tableau n° 14: la matrice de classification des entreprises selon l'échantillon de construction (RL).</i>	<i>85</i>
<i>Tableau n° 15 : La matrice de classification des entreprises selon l'échantillon test (RL).</i>	<i>86</i>
<i>Tableau n° 16 : Résultats test de Wald.</i>	<i>87</i>
<i>Tableau n° 18 : Résultats de Test de rapport de vraisemblance.</i>	<i>88</i>
<i>Tableau n° 19: Récapitulatif des fonctions des scores.....</i>	<i>89</i>
<i>Tableau n°20 : Taux de classification dans l'échantillon de construction pour les deux fonctions.....</i>	<i>90</i>
<i>Tableau n° 21: Taux de classification dans l'échantillon de validation pour les deux fonctions.....</i>	<i>90</i>

Liste des figures

<i>Figure n°1 : Distribution des pertes sur un portefeuille de crédits.....</i>	<i>27</i>
<i>Figure n° 2 : Processus du Crédit Scoring.....</i>	<i>47</i>
<i>Figure n° 3 : Schéma général du traitement de RNA.....</i>	<i>53</i>

Liste des annexes

Annexe n° 1 : Les trois piliers de Bale II

Annexe n° 2 : test de corrélation

Annexe n° 3 : L'analyse discriminante sous STATISTICA 10.0

Annexe n° 4 : Calcul des probabilités de défaut a posteriori

Annexe n° 5 : Régression logistique sous STATISTICA 10.0

Annexe n° 6: Estimation des probabilités de défaut des entreprises par la régression logistique et la calcul de la vraisemblance $L(l(\beta))$ et $L(l(0))$ sous Excel les probabilités de défaut des entreprises par la régression logistique et la calcul de la vraisemblance $L(l(\beta))$ et $L(l(0))$ sous Excel

Annexes

Annexe n° 1 : Les trois piliers de Bale II

<p><u>Pilier 01</u> : Exigences minimales de fonds propres.</p> <p style="text-align: center;">Fonds propres</p> <p>Ratio Mc Donough = _____ $\geq 8\%$</p>			
<p><u>Risque de crédit</u> : Assiette du risque est mesurée par :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Approche standard (modifiée) • Approche de notation interne de base* • Approche de notation interne avancée* 	+	<p><u>Capital requis pour la couverture du risque de marché</u> : Assiette du risque est mesurée par :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Approche standard • Approche de notation interne. 	x 12,5
+	<p><u>Capital requis pour la couverture du risque opérationnel</u> : Assiette du risque est mesurée par :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Approche standard* • Approche indicatrice de base * • Approche de mesures complexes*. 	x 12,5	
<p><u>Pilier 02</u> : Processus de surveillance prudentielle*.</p>			
<p><u>Pilier 03</u> : Recours à la discipline de marché, via une communication financière efficace*.</p>			

Annexe n° 2 : test de corrélation

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17
R1	1																
R2	0,432371	1															
R3	0,300711	0,34740116	1														
R4	-0,111133	-0,1647147	-0,0982	1													
R5	-0,02721	0,01962352	0,05682	-0,053065	1												
R6	0,138556	0,15974594	0,1416	-0,133163	0,007811	1											
R7	-0,07978	0,13628346	0,04869	-0,094332	-0,10861	0,13818	1										
R8	0,054854	0,21324165	0,09172	-0,094439	0,096959	-0,09396	0,09246	1									
R9	-0,33503	-0,2223098	-0,2044	0,152157	0,208774	0,02253	0,02286	-0,165296	1								
R10	-0,16459	-0,1811073	-0,1801	-0,026304	-0,00029	-0,12871	-0,0781	-0,136332	-0,00504	1							
R11	-0,35555	-0,4092746	-0,2618	0,098488	-0,1	-0,19699	-0,1208	-0,194058	0,263297	0,39112	1						
R12	0,130696	0,36296934	0,12715	0,014017	-0,03205	0,02781	-0,0464	0,348408	-0,05274	-0,15218	-0,1972	1					
R13	0,34168	0,18309487	0,20274	-0,143553	0,22786	0,17739	0,01181	0,249747	-0,26136	-0,07095	-0,1436	0,11526	1				
R14	0,384273	0,38422336	0,28009	-0,013657	0,114259	0,09529	0,07522	0,153016	-0,079	-0,23826	-0,2987	0,11041	0,162471	1			
R15	0,090783	0,0431605	0,03266	-0,059405	-0,01552	0,06917	-0,0277	-0,119752	0,057409	0,02234	0,05353	-0,1003	0,052777	0,067238	1		
R16	-0,11195	-0,1337349	-0,0897	0,135448	-0,00105	-0,01136	-0,0581	-0,095497	0,033096	-0,12919	-0,0951	-0,0115	-0,1256	-0,05706	-0,0198	1	
R17	0,132075	0,13418173	0,1211	-0,119026	-0,01467	0,14377	0,15901	0,279744	-0,07532	-0,06906	-0,0719	0,08726	-0,00841	0,113426	-0,0169	-0,1679	1

Annexe n° 3 : L'analyse discriminante sous STATISTICA 10.0

1. Le choix de variables dans le modèle

Synthèse Analyse Pas-à-Pas (Feuill1 dans Ma base de données)											
Variable Incl./Excl.	Etape	F inc/exc.	dl 1	dl 2	valeur p	Nbre de vars inc	Lambda	Valeur F	dl 1	dl 2	valeur p
R11 - (I)	1	57,64217	1	128	0,000000	1,000000	0,689499	57,64216	1	128	0,000000
R1 - (I)	2	26,56667	1	127	0,000001	2,000000	0,570217	47,86112	2	127	0,000000
R17 - (I)	3	20,64399	1	126	0,000013	3,000000	0,489944	43,72410	3	126	0,000000
R2 - (I)	4	11,49712	1	125	0,000933	4,000000	0,448676	38,39935	4	125	0,000000
R6 - (I)	5	8,60701	1	124	0,003990	5,000000	0,419554	34,31036	5	124	0,000000
R3 - (I)	6	7,82927	1	123	0,005969	6,000000	0,394447	31,47153	6	123	0,000000
R7 - (I)	7	1,97238	1	122	0,162736	7,000000	0,388171	27,47063	7	122	0,000000
R12 - (I)	8	1,12797	1	121	0,290324	8,000000	0,384586	24,20301	8	121	0,000000

2. Les variables exclus du modèle

Variables actuellement absentes du modèle (Feuil1 dans Ma base de données)							
DI des tests F : 1,120							
N=130	Wilk (Lambda)	Partiel (Lambda)	F incl.	valeur p	Tolér.	1-Tolér. (R ²)	
R4	0,382493	0,994557	0,656703	0,419331	0,977395	0,022606	
R5	0,382769	0,995274	0,569783	0,451824	0,960655	0,039345	
R8	0,384464	0,999682	0,038128	0,845516	0,791275	0,208725	
R9	0,383790	0,997930	0,248873	0,618783	0,902675	0,097325	
R10	0,384430	0,999595	0,048571	0,825943	0,883279	0,116721	
R13	0,383232	0,996480	0,423922	0,516231	0,872398	0,127602	
R14	0,382724	0,995159	0,583800	0,446326	0,850590	0,149410	
R15	0,384349	0,999383	0,074110	0,785911	0,963953	0,036047	
R16	0,384580	0,999985	0,001853	0,965740	0,923769	0,076231	
R17	0,384577	0,999977	0,002811	0,957805	0,040584	0,959416	

3. Les coefficients de la fonction discriminante

Coefficients bruts (Feuil1 dans Ma base de données) des Variables Canoniques	
Variable	Comp_1
R11	-0,73378
R1	0,87194
R17	0,32706
R2	0,67974
R6	0,66545
R3	0,21690
R7	0,87895
R12	0,44962
Constte	-2,32442
V.Propre	1,60020
Prop.Cum	1,00000

4. Les différentes étapes pour la sélection des variables

Pas n° 1

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 1

Nb de variables dans le modèle : 1
 Dernière var. incluse : R11 F (1,129) = 57,64217 p < ,0000
 Lambda Wilk : ,6894985 F approx. (1,128) = 57,64216 p < ,0000

Base | Avancé | Classification

Synthèse : Variables dans le modèle

Variables absentes du modèle

Synthèse

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G 1:0	63,07692	41	24
G 2:1	87,69231	8	57
Total	75,38461	49	81

Pas n°2

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 2

Nb de variables dans le modèle : 2
 Dernière var. incluse : R1 $F(1,128) = 26,56667$ $p < ,0000$
 Lambda Wilk : ,5702170 $F \text{ approx. } (2,127) = 47,86112$ $p < ,0000$

Base | Avancé | Classification

Synthèse

Synthèse : Variables dans le modèle

Variables absentes du modèle

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	72,30769	47	18
G_2:1	81,53846	12	53
Total	76,92308	59	71

Pas n° 3

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 3

Nb de variables dans le modèle : 3
 Dernière var. incluse : R17 F (1,127) = 20,64399 p < ,0000
 Lambda Wilk : ,4899439 F approx. (3,126) = 43,72410 p < 0,0000

Base | Avancé | Classification

Fonctions de Classification
 Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées **SELECT CASES**

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori
 Proport. aux tailles de groupes
 Identiques pour tous les groupes
 Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.
 Enreg. la classification de l'obs.
 Enregistrer la distance de l'obs.
 Enreg. la proba. a poster. de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Synthèse
 Annuler
 Options
 Par Groupes
 Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	87,69231	57	8
G_2:1	86,15385	9	56
Total	86,92308	66	64

Pas n° 4

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 4

Nb de variables dans le modèle : 4
 Dernière var. incluse : R2 $F(1, 126) = 11,49712$ $p < ,0009$
 Lambda Wilk : ,4486761 $F \text{ approx. } (4, 125) = 38,39935$ $p < 0,0000$

Base | Avancé | Classification | Synthèse

Fonctions de Classification

Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées **SELECT CASES**

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori

- Proport. aux tailles de groupes
- Identiques pour tous les groupes
- Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.

- Enreg. la classification de l'obs.
- Enregistrer la distance de l'obs.
- Enreg. la proba. a posterio de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	87,69231	57	8
G_2:1	89,23077	7	58
Total	88,46154	64	66

Pas n° 5

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 5

Nb de variables dans le modèle : 5
 Dernière var. incluse : R6 F (1,125) = 8,607010 p < ,0040
 Lambda Wilk : ,4195542 F approx. (5,124) = 34,31036 p < 0,0000

Base | Avancé | Classification | Synthèse

Fonctions de Classification

Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées **SELECT CASES**

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori

- Proport. aux tailles de groupes
- Identiques pour tous les groupes
- Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.

- Enreg. la classification de l'obs.
- Enregistrer la distance de l'obs.
- Enreg. la proba. a posteri de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	92,30769	60	5
G_2:1	87,69231	8	57
Total	90,00000	68	62

Pas n° 6

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 6

Nb de variables dans le modèle : 6
 Dernière var. incluse : R3 $F(1, 124) = 7,829266$ $p < ,0060$
 Lambda Wilk : ,3944467 $F \text{ approx. } (6, 123) = 31,47153$ $p < 0,0000$

Base | Avancé | Classification | Synthèse

Fonctions de Classification
 Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées **SELECT CASES**

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori
 Proport. aux tailles de groupes
 Identiques pour tous les groupes
 Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.
 Enreg. la classification de l'obs.
 Enregistrer la distance de l'obs.
 Enreg. la proba. a poster. de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	90,76923	59	6
G_2:1	90,76923	6	59
Total	90,76923	65	65

Pas n°7

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 7

Nb de variables dans le modèle : 7
 Dernière var. incluse : R7 F (1,123) = 1,972379 p < ,1627
 Lambda Wilk : ,3881711 F approx. (7,122) = 27,47063 p < 0,0000

Base | Avancé | Classification

Fonctions de Classification
 Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées **SELECT CASES**

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori
 Proport. aux tailles de groupes
 Identiques pour tous les groupes
 Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.
 Enreg. la classification de l'obs.
 Enregistrer la distance de l'obs.
 Enreg. la proba. a posteriori de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Synthèse

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	90,76923	59	6
G_2:1	90,76923	6	59
Total	90,76923	65	65

Pas n°8

Résultats de l'Analyse Discriminante : Feuil1 dans Ma base de données

Analyse Pas-à-Pas - Etape n° 8

Nb de variables dans le modèle : 8
 Dernière var. incluse : R12 F (1,122) = 1,127968 p < ,2903
 Lambda Wilk : ,3845860 F approx. (8,121) = 24,20301 p < 0,0000

Base | Avancé | Classification

Fonctions de Classification

Utilisez les filtres de sélection pour ne classer que les obs. sélectionnées SELECT CASES

Matrice de Classification

Classification d'observations

Distances de Mahalanobis au carré

Probabilités a posteriori

Enregistrer les scores

Probabilités de classification a priori

- Proport. aux tailles de groupes
- Identiques pour tous les groupes
- Personnalisées

Score à enregistrer pour chaque obs.

- Enreg. la classification de l'obs.
- Enregistrer la distance de l'obs.
- Enreg. la proba. a posterio de l'obs.

Nombre maximum d'obs. par feuille de résultats : 100000

Synthèse

Annuler

Options

Par Groupes

Suivant

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)
 Lignes : classifications observées
 Colonnes : classifications prévues

Groupe	%	G_1:0	G_2:1
	Correct	p=,50000	p=,50000
G_1:0	89,23077	58	7
G_2:1	90,76923	6	59
Total	90,00000	64	66

7. Lambda de wilks

Test du Chi ² avec suppr. des Comp. Successives (Feuil1 dans Ma base de données)						
Exclusion Compos.	Valeur propre	R canoniq.	Lambda de Wilk	Chi ²	dl	valeur p
0	1,518399	0,776481	0,397078	115,4529	6	0,00

8. le taux de bon classement selon l'échantillon de construction

Matrice de Classification (Feuil1 dans Ma base de données)			
Lignes : classifications observées			
Colonnes : classifications prévues			
Groupe	% Correct	G_1:0 p=,50000	G_2:1 p=,50000
G_1:0	90,76923	59	6
G_2:1	90,76923	6	59
Total	90,76923	65	65

8. le taux de bon classement selon l'échantillon de validation

Matrice de Classification (Feuil3 dans Ma)			
Lignes : classifications observées			
Colonnes : classifications prévues			
Groupe	% Correct	G_1:0 p=,50000	G_2:1 p=,50000
G_1:0	83,33333	15	14
G_2:1	77,77778	4	15
Total	80,55556	19	17

Annexe n° 4 : Calcul des probabilités de défaut a posteriori

Observation	Probabilités a posteriori (ma base finale 2) Classif. incorrectes indiquées par *		
	Classif. Observée	G_1:0 p=,50000	G_2:1 p=,50000
* 1	G_1:0	0,367701	0,632299
2	G_1:0	0,784537	0,215463
* 3	G_1:0	0,297610	0,702390
* 4	G_1:0	0,102163	0,897837
* 5	G_1:0	0,230601	0,769399
6	G_1:0	0,939143	0,060857
7	G_1:0	0,995855	0,004145
8	G_1:0	0,925920	0,074080
9	G_1:0	0,874105	0,125895
10	G_1:0	0,989357	0,010643
11	G_1:0	0,875941	0,124059
12	G_1:0	0,697024	0,302976
13	G_1:0	0,992020	0,007980
14	G_1:0	0,972355	0,027645
15	G_1:0	0,988431	0,011569
16	G_1:0	0,957309	0,042691
17	G_1:0	0,997351	0,002649
18	G_1:0	0,852616	0,147384
19	G_1:0	0,995025	0,004975
20	G_1:0	0,988020	0,011980
21	G_1:0	0,968864	0,031136
22	G_1:0	0,998539	0,001461
23	G_1:0	0,897871	0,102129
24	G_1:0	0,769228	0,230772
25	G_1:0	0,985150	0,014850
26	G_1:0	0,997353	0,002647
27	G_1:0	0,982507	0,017493
28	G_1:0	0,912574	0,087426
29	G_1:0	0,962740	0,037260
30	G_1:0	0,967008	0,032992
31	G_1:0	0,998615	0,001385

32		G_1:0	0,769239	0,230761
33		G_1:0	0,980431	0,019569
34		G_1:0	0,988043	0,011957
35		G_1:0	0,986955	0,013045
36		G_1:0	0,971846	0,028154
37		G_1:0	0,946585	0,053415
38		G_1:0	0,991793	0,008207
39		G_1:0	0,987012	0,012988
40		G_1:0	0,927331	0,072669
41		G_1:0	0,824723	0,175277
42		G_1:0	0,996520	0,003480
* 43		G_1:0	0,368011	0,631989
44		G_1:0	0,996868	0,003132
45		G_1:0	0,742618	0,257382
46		G_1:0	0,940644	0,059356
* 47		G_1:0	0,305793	0,694207
48		G_1:0	0,937928	0,062072
49		G_1:0	0,849633	0,150367
50		G_1:0	0,649582	0,350418
51		G_1:0	0,619122	0,380878
52		G_1:0	0,876065	0,123935
53		G_1:0	0,953997	0,046003
54		G_1:0	0,994181	0,005819
55		G_1:0	0,994736	0,005264
56		G_1:0	0,657256	0,342744
57		G_1:0	0,788603	0,211397
58		G_1:0	0,998910	0,001090
59		G_1:0	0,994537	0,005463
60		G_1:0	0,937549	0,062451
61		G_1:0	0,987390	0,012610
62		G_1:0	0,801071	0,198929

63		G_1:0	0,997636	0,002364
64		G_1:0	0,791025	0,208975
65		G_1:0	0,995810	0,004190
66		G_2:1	0,000903	0,999097
67		G_2:1	0,001072	0,998928
68		G_2:1	0,001763	0,998237
69		G_2:1	0,187681	0,812319
70		G_2:1	0,055776	0,944224
71		G_2:1	0,014267	0,985733
72		G_2:1	0,000007	0,999993
73		G_2:1	0,041249	0,958751
74		G_2:1	0,018475	0,981525
75		G_2:1	0,007856	0,992144
76		G_2:1	0,013628	0,986372
77		G_2:1	0,338217	0,661783
78		G_2:1	0,115179	0,884821
79		G_2:1	0,147991	0,852009
80		G_2:1	0,450046	0,549954
81		G_2:1	0,011970	0,988030
82		G_2:1	0,007654	0,992346
83		G_2:1	0,000086	0,999914
84		G_2:1	0,000296	0,999704
85		G_2:1	0,015713	0,984287
86		G_2:1	0,190143	0,809857
87		G_2:1	0,000527	0,999473
88		G_2:1	0,045581	0,954419
89		G_2:1	0,126180	0,873820
90		G_2:1	0,243413	0,756587
91		G_2:1	0,000132	0,999868
* 92		G_2:1	0,603925	0,396075
93		G_2:1	0,001377	0,998623

94	G_2:1	0,001275	0,998725
95	G_2:1	0,024197	0,975803
96	G_2:1	0,019712	0,980288
97	G_2:1	0,037224	0,962776
98	G_2:1	0,045498	0,954502
99	G_2:1	0,028817	0,971183
100	G_2:1	0,228447	0,771553
* 101	G_2:1	0,737090	0,262910
102	G_2:1	0,041164	0,958836
103	G_2:1	0,303423	0,696577
* 104	G_2:1	0,623140	0,376860
105	G_2:1	0,333456	0,666544
* 106	G_2:1	0,859738	0,140262
* 107	G_2:1	0,668802	0,331198
108	G_2:1	0,314965	0,685035
109	G_2:1	0,082706	0,917294
110	G_2:1	0,149593	0,850407
111	G_2:1	0,151777	0,848223
112	G_2:1	0,221470	0,778530
113	G_2:1	0,059686	0,940314
114	G_2:1	0,151864	0,848136
115	G_2:1	0,316663	0,683337
116	G_2:1	0,002472	0,997528
117	G_2:1	0,111577	0,888423
118	G_2:1	0,276028	0,723972
119	G_2:1	0,345118	0,654882
120	G_2:1	0,002260	0,997740
121	G_2:1	0,129455	0,870545
122	G_2:1	0,028516	0,971484
123	G_2:1	0,030122	0,969878
124	G_2:1	0,082460	0,917540
125	G_2:1	0,019102	0,980898
126	G_2:1	0,237135	0,762865
127	G_2:1	0,186449	0,813551
* 128	G_2:1	0,770989	0,229011
129	G_2:1	0,348914	0,651086
130	G_2:1	0,154582	0,845418

Annexe n° 5 : Régression logistique sous STATISTICA 10.0

2

The screenshot shows the STATISTICA 10.0 interface. In the background, a spreadsheet named 'Feuil2' is visible with columns labeled Y, R1, R10, R11, R12, R13, R14, R15, R16, R17, and R18. Overlaid on the spreadsheet are two dialog boxes. The first, 'Analyse Discriminante : Feuil2 dans Ma base de données', has the 'Variables' tab selected, showing 'de classement : --' and 'indépendantes : --'. The second dialog box, 'Sélectionnez une variable de classement et une liste de variables indépen...', lists variables from '1 - Y' to '12 - R11' and allows selection of a classification variable and independent variables. The 'Variable de classement' field is empty, and the 'Liste de variables indépendantes' field contains '13 - R12', '14 - R13', '15 - R14', '16 - R15', and '17 - R16'.

1. Les coefficients des variables sélectionnées par la régression logistique

Y - Paramètres estimés (Feuil1 dans Ma base de données)								
Distribution : BINOMIALE, Fonction de Liaison : LOGIT								
Probabilité modélisée que Y = 0								
Effet	Niveau Effet	Colonne	Estimat.	Standard Type	Wald Stat.	LC Inf. 95, %	LC Sup. 95, %	p
Ord.Orig		1	-8,68223	2,328000	13,90901	-4,11943	-13,24502	0,000192
"R11"		2	-3,10440	1,077743	8,29706	-0,99206	-5,21673	0,003971
"R1"		3	3,79555	1,254720	9,15072	6,25475	1,33634	0,002486
"R17"		4	2,15781	0,733230	8,66051	3,59491	0,72070	0,003252
"R2"		5	1,75406	0,860568	4,15450	3,44074	0,06738	0,041524
"R6"		6	3,90095	1,192751	10,69651	6,23870	1,56320	0,001073
"R3"		7	0,67758	0,297298	5,19441	1,26027	0,09489	0,022660
Echelle			1,00000	0,000000		1,00000	1,00000	

2. Le taux de bon classement selon l'échantillon de construction

Classification d'observ. (Feuil1 dans Ma base de données)			
Odds ratio: 118,000000			
Log odds ratio: 4,770685			
Observé	Valeurs prévues 0	Valeurs prévues 1	Pourcentage correct
1	60	5	92,30769
2	6	59	90,76923

3. Le taux de bon classement selon l'échantillon de construction

Classification d'observ. (Feuil1 dans Ma base de données)			
Odds ratio: 17,500000			
Log odds ratio: 2,862201			
Observé	Valeurs prévues 0	Valeurs prévues 1	Pourcentage correct
0	15	3	83,33333
1	4	14	77,77778

Annexe n° 6: Estimation des probabilités de défaut des entreprises par la régression logistique et le calcul de la vraisemblance $L(l(\beta))$ et $L(l(0))$ sous Excel

Entreprise n°	Y	Score	Pi=F(-score)	1-Pi=F(score)	pi*(1-pi)	Li=pi^yi	(1-pi)^(1-yi)	Produit	Log(Li)
1	0	13,30241869	1,67045E-06	0,99999833	1,67044E-06	1	0,99999833	0,99999833	-1,67045E-06
2	0	12,95909122	2,35471E-06	0,99999765	2,3547E-06	1	0,999997645	0,999997645	-2,35471E-06
3	0	10,90204612	1,84202E-05	0,99998158	1,84198E-05	1	0,99998158	0,99998158	-1,84203E-05
4	0	1,364793644	0,203462314	0,79653769	0,162065401	1	0,796537686	0,796537686	-0,227480836
5	0	6,052488156	0,002346484	0,99765352	0,002340978	1	0,997653516	0,997653516	-0,002349241
6	0	6,078308059	0,00228681	0,99771319	0,00228158	1	0,99771319	0,99771319	-0,002289429
7	0	23,92129046	4,08428E-11	1	4,08428E-11	1	1	1	-4,08428E-11
8	0	5,84652753	0,002881589	0,99711841	0,002873286	1	0,997118411	0,997118411	-0,002885749
9	0	10,3365532	3,24248E-05	0,99996758	3,24238E-05	1	0,999967575	0,999967575	-3,24254E-05
10	0	6,566200426	0,001405157	0,99859484	0,001403182	1	0,998594843	0,998594843	-0,001406145
11	0	7,576247428	0,000512218	0,99948778	0,000511956	1	0,999487782	0,999487782	-0,000512349
12	0	1,632836641	0,16344214	0,83655786	0,136728807	1	0,83655786	0,83655786	-0,178459592
13	0	2,880760062	0,053112898	0,9468871	0,050291918	1	0,946887102	0,946887102	-0,05457541
14	0	4,235253426	0,014269573	0,98573043	0,014065952	1	0,985730427	0,985730427	-0,014372362
15	0	0,099424302	0,47516438	0,52483562	0,249383192	1	0,52483562	0,52483562	-0,64467017
16	0	8,445327516	0,000214856	0,99978514	0,00021481	1	0,999785144	0,999785144	-0,000214879
17	0	8,700369069	0,000166497	0,9998335	0,000166469	1	0,999833503	0,999833503	-0,00016651
18	0	19,38883771	3,79782E-09	1	3,79782E-09	1	0,999999996	0,999999996	-3,79782E-09
19	0	10,63652756	2,40217E-05	0,99997598	2,40212E-05	1	0,999975978	0,999975978	-2,4022E-05
20	0	7,451967618	0,000579962	0,99942004	0,000579626	1	0,999420038	0,999420038	-0,00058013
21	0	5,128396977	0,005891141	0,99410886	0,005856436	1	0,994108859	0,994108859	-0,005908562
22	0	13,64873644	1,18149E-06	0,99999882	1,18148E-06	1	0,999998819	0,999998819	-1,18149E-06
23	0	5,882726428	0,002779429	0,99722057	0,002771704	1	0,997220571	0,997220571	-0,002783299
24	0	1,198783189	0,231691751	0,76830825	0,178010684	1	0,768308249	0,768308249	-0,263564261
25	0	1,341704148	0,207229952	0,79277005	0,164285699	1	0,792770048	0,792770048	-0,232222076
26	0	17,4372429	2,67363E-08	0,99999997	2,67363E-08	1	0,999999973	0,999999973	-2,67363E-08
27	0	-0,961156805	0,723353357	0,27664664	0,200113278	1	0,276646643	0,276646643	-1,285014244
28	0	7,659498202	0,000471322	0,99952868	0,0004711	1	0,999528678	0,999528678	-0,000471433
29	0	11,38646347	1,13479E-05	0,99998865	1,13478E-05	1	0,999988652	0,999988652	-1,1348E-05

30	0	2,782263725	0,05829017	0,94170983	0,054892426	1	0,94170983	0,94170983	-0,060058088
31	0	8,325798642	0,000242129	0,99975787	0,00024207	1	0,999757871	0,999757871	-0,000242158
32	0	6,20481881	0,002015604	0,9979844	0,002011541	1	0,997984396	0,997984396	-0,002017638
33	0	6,153559919	0,00212139	0,99787861	0,00211689	1	0,99787861	0,99787861	-0,002123644
34	0	4,873951953	0,007585126	0,99241487	0,007527592	1	0,992414874	0,992414874	-0,00761404
35	0	1,731514988	0,150393899	0,8496061	0,127775574	1	0,849606101	0,849606101	-0,162982447
36	0	-1,266100057	0,780074411	0,21992559	0,171558324	1	0,219925589	0,219925589	-1,514466022
37	0	7,86873595	0,000382371	0,99961763	0,000382225	1	0,999617629	0,999617629	-0,000382444
38	0	3,469635246	0,030188659	0,96981134	0,029277304	1	0,969811341	0,969811341	-0,03065372
39	0	0,874151763	0,294391141	0,70560886	0,207724997	1	0,705608859	0,705608859	-0,34869422
40	0	2,184273951	0,101171609	0,89882839	0,090935915	1	0,898828391	0,898828391	-0,106663152
41	0	-3,107613843	0,957205718	0,04279428	0,040962931	1	0,042794282	0,042794282	-3,151350792
42	0	-0,469820758	0,615341331	0,38465867	0,236696377	1	0,384658669	0,384658669	-0,955398913
43	0	1,834416775	0,13771295	0,86228705	0,118748093	1	0,86228705	0,86228705	-0,148167059
44	0	4,582545918	0,010125252	0,98987475	0,010022731	1	0,989874748	0,989874748	-0,010176861
45	0	1,112026561	0,247493268	0,75250673	0,18624035	1	0,752506732	0,752506732	-0,284345336
46	0	2,816463471	0,056440978	0,94355902	0,053255394	1	0,943559022	0,943559022	-0,058096359
47	0	1,303561099	0,2135663	0,7864337	0,167955735	1	0,7864337	0,7864337	-0,240246857
48	0	4,913078601	0,0072962	0,9927038	0,007242966	1	0,9927038	0,9927038	-0,007322948
49	0	1,956959877	0,123796435	0,87620356	0,108470878	1	0,876203565	0,876203565	-0,132156835
50	0	1,531913065	0,177713954	0,82228605	0,146131705	1	0,822286046	0,822286046	-0,195666957
51	0	9,197851589	0,000101246	0,99989875	0,000101236	1	0,999898754	0,999898754	-0,000101252
52	0	4,528449463	0,010682066	0,98931793	0,01056796	1	0,989317934	0,989317934	-0,010739529
53	0	1,18625191	0,233929949	0,76607005	0,179206728	1	0,766070051	0,766070051	-0,266481663
54	0	2,101628789	0,108938612	0,89106139	0,097070991	1	0,891061388	0,891061388	-0,115341956
55	0	12,91217358	2,46782E-06	0,99999753	2,46781E-06	1	0,999997532	0,999997532	-2,46782E-06
56	0	2,158559648	0,103534061	0,89646594	0,092814759	1	0,896465939	0,896465939	-0,10929498
57	0	7,126312881	0,000803032	0,99919697	0,000802387	1	0,999196968	0,999196968	-0,000803354
58	0	8,71028205	0,000164855	0,99983515	0,000164827	1	0,999835145	0,999835145	-0,000164868
59	0	6,421459733	0,00162364	0,99837636	0,001621004	1	0,99837636	0,99837636	-0,00162496
60	0	9,59623452	6,79796E-05	0,99993202	6,7975E-05	1	0,99993202	0,99993202	-6,79819E-05
61	0	2,871470886	0,053582013	0,94641799	0,050710981	1	0,946417987	0,946417987	-0,055070961

62	0	4,51343232	0,010841939	0,98915806	0,010724391	1	0,989158061	0,989158061	-0,010901141
63	0	-0,855417188	0,701702285	0,29829771	0,209316188	1	0,298297715	0,298297715	-1,209663248
64	0	0,590834245	0,356443463	0,64355654	0,229391521	1	0,643556537	0,643556537	-0,440745397
65	0	2,155370335	0,103830451	0,89616955	0,093049688	1	0,896169549	0,896169549	-0,109625655
66	1	0,768422274	0,316820499	0,6831795	0,21644527	0,3168205	1	0,316820499	-1,149419915
67	1	-0,393239054	0,597062192	0,40293781	0,240578931	0,5970622	1	0,597062192	-0,515733997
68	1	0,208830182	0,447981362	0,55201864	0,247294061	0,4479814	1	0,447981362	-0,80300365
69	1	0,746823321	0,321513877	0,67848612	0,218142704	0,3215139	1	0,321513877	-1,134714573
70	1	0,549015799	0,366092781	0,63390722	0,232068857	0,3660928	1	0,366092781	-1,004868477
71	1	-4,868311427	0,992372296	0,0076277	0,007569522	0,9923723	1	0,992372296	-0,007656944
72	1	-9,169808963	0,999895874	0,00010413	0,000104115	0,9998959	1	0,999895874	-0,000104131
73	1	-3,781737793	0,977724441	0,02227556	0,021779359	0,9777244	1	0,977724441	-0,022527407
74	1	-2,87941613	0,946819472	0,05318053	0,050352359	0,9468195	1	0,946819472	-0,054646835
75	1	-6,638206325	0,998692338	0,00130766	0,001305952	0,9986923	1	0,998692338	-0,001308517
76	1	-2,756016314	0,940252231	0,05974777	0,056177973	0,9402522	1	0,940252231	-0,061607109
77	1	-1,396228336	0,8015847	0,1984153	0,159046669	0,8015847	1	0,8015847	-0,221164635
78	1	-8,370995833	0,999768569	0,00023143	0,000231378	0,9997686	1	0,999768569	-0,000231458
79	1	-5,157914051	0,994279226	0,00572077	0,005688046	0,9942792	1	0,994279226	-0,0057372
80	1	-6,81763393	0,998906889	0,00109311	0,001091916	0,9989069	1	0,998906889	-0,001093709
81	1	-4,653155181	0,99055851	0,00944149	0,009352348	0,9905585	1	0,99055851	-0,009486343
82	1	-9,619036253	0,999933553	6,6447E-05	6,64428E-05	0,9999336	1	0,999933553	-6,64494E-05
83	1	-2,059198192	0,886873751	0,11312625	0,100328701	0,8868738	1	0,886873751	-0,12005264
84	1	-8,65023407	0,999824945	0,00017506	0,000175025	0,9998249	1	0,999824945	-0,000175071
85	1	-6,53375635	0,998548574	0,00145143	0,001449319	0,9985486	1	0,998548574	-0,00145248
86	1	-6,724118894	0,998799863	0,00120014	0,001198696	0,9987999	1	0,998799863	-0,001200858
87	1	-10,65856321	0,999976502	2,3498E-05	2,34976E-05	0,9999765	1	0,999976502	-2,34985E-05
88	1	-3,760408925	0,977255148	0,02274485	0,022227524	0,9772551	1	0,977255148	-0,023007507
89	1	-0,946896976	0,720490707	0,27950929	0,201383848	0,7204907	1	0,720490707	-0,327822762
90	1	-7,275168805	0,999307956	0,00069204	0,000691565	0,999308	1	0,999307956	-0,000692284
91	1	-9,863508694	0,999947963	5,2037E-05	5,2034E-05	0,999948	1	0,999947963	-5,20381E-05
92	1	-5,639539543	0,996458085	0,00354191	0,00352937	0,9964581	1	0,996458085	-0,003548202
93	1	-3,824260437	0,978631984	0,02136802	0,020911424	0,978632	1	0,978631984	-0,021599617

94	1	-5,500225967	0,995930778	0,00406922	0,004052663	0,9959308	1	0,995930778	-0,004077524
95	1	-4,910219953	0,992683065	0,00731693	0,007263397	0,9926831	1	0,992683065	-0,007343835
96	1	-10,16263408	0,999961416	3,8584E-05	3,85825E-05	0,9999614	1	0,999961416	-3,85848E-05
97	1	-0,862291781	0,70313925	0,29686075	0,208734445	0,7031393	1	0,70313925	-0,352200326
98	1	-5,549294959	0,996124876	0,00387512	0,003860107	0,9961249	1	0,996124876	-0,003882652
99	1	-6,800850082	0,998888408	0,00111159	0,001110356	0,9988884	1	0,998888408	-0,00111221
100	1	-6,213096528	0,998000979	0,00199902	0,001995025	0,998001	1	0,998000979	-0,002001022
101	1	-4,599622303	0,990044476	0,00995552	0,009856411	0,9900445	1	0,990044476	-0,010005412
102	1	-2,708138373	0,937505166	0,06249483	0,05858923	0,9375052	1	0,937505166	-0,064533011
103	1	-7,799236077	0,99959012	0,00040988	0,000409712	0,9995901	1	0,99959012	-0,000409964
104	1	-7,023854693	0,999110405	0,00088959	0,000888803	0,9991104	1	0,999110405	-0,000889991
105	1	-3,108658742	0,9572485	0,0427515	0,040923809	0,9572485	1	0,9572485	-0,043692256
106	1	-1,510537731	0,819140885	0,18085912	0,148149096	0,8191409	1	0,819140885	-0,199499189
107	1	-8,524904123	0,999801576	0,00019842	0,000198385	0,9998016	1	0,999801576	-0,000198444
108	1	1,759180046	0,146893063	0,85310694	0,125315491	0,1468931	1	0,146893063	-1,91805042
109	1	-9,387313837	0,999916227	8,3773E-05	8,37662E-05	0,9999162	1	0,999916227	-8,37767E-05
110	1	-1,266627943	0,780164961	0,21983504	0,171507595	0,780165	1	0,780164961	-0,248249893
111	1	-4,088592201	0,983513544	0,01648646	0,016214653	0,9835135	1	0,983513544	-0,01662387
112	1	2,021672449	0,116946167	0,88305383	0,103269761	0,1169462	1	0,116946167	-2,146041563
113	1	-4,188662376	0,985060029	0,01493997	0,014716768	0,98506	1	0,985060029	-0,015052696
114	1	-2,56679628	0,928693832	0,07130617	0,066221599	0,9286938	1	0,928693832	-0,073976162
115	1	-0,211651471	0,552716223	0,44728378	0,247221	0,5527162	1	0,552716223	-0,592910568
116	1	-0,723876063	0,673459981	0,32654002	0,219911635	0,67346	1	0,673459981	-0,395326705
117	1	-2,663331341	0,934827922	0,06517208	0,060924679	0,9348279	1	0,934827922	-0,067392808
118	1	-5,296905292	0,99501788	0,00498212	0,004957298	0,9950179	1	0,99501788	-0,004994572
119	1	-7,96274397	0,999651925	0,00034808	0,000347954	0,9996519	1	0,999651925	-0,000348136
120	1	-9,270449708	0,999905843	9,4157E-05	9,41484E-05	0,9999058	1	0,999905843	-9,41617E-05
121	1	-1,632929526	0,836570559	0,16342944	0,136720259	0,8365706	1	0,836570559	-0,178444411
122	1	-1,728711239	0,849247499	0,1507525	0,128026184	0,8492475	1	0,849247499	-0,163404616
123	1	-10,86863473	0,999980954	1,9046E-05	1,90456E-05	0,999981	1	0,999980954	-1,90462E-05
124	1	-7,743233762	0,999566521	0,00043348	0,000433291	0,9995665	1	0,999566521	-0,000433573
125	1	-3,815405105	0,978446019	0,02155398	0,021089407	0,978446	1	0,978446019	-0,02178966

126	1	-6,800946631	0,998888515	0,00111148	0,001110249	0,9988885	1	0,998888515	-0,001112103
127	1	-2,772124693	0,941150775	0,05884922	0,055385994	0,9411508	1	0,941150775	-0,060651924
128	1	-9,960845462	0,999952789	4,7211E-05	4,72083E-05	0,9999528	1	0,999952789	-4,72117E-05
129	1	-2,373771896	0,91480529	0,08519471	0,077936572	0,9148053	1	0,91480529	-0,089044035
130	1	-9,641871449	0,999935053	6,4947E-05	6,4943E-05	0,9999351	1	0,999935053	-6,49493E-05
								Somme	-24,84651362
								L(I(β))	-24,84651362
								L(I(0))	-90,10913347

Table des matières

<i>Sommaire</i>	
<i>Introduction générale</i>	<i>1</i>
CHAPITRE I : L'environnement bancaire réglementation et exigence en termes de risques	2
<i>Introduction</i>	4
Section 1 :L'environnement bancaire	5
1.1. L'activité et risques bancaires	5
1.1.1. Le rôle de la banque dans l'économie.....	5
1.1.2. La typologie des risques bancaires	6
I.2. Les fonds propres comme palliatif aux risques	10
1.2.1.-Les fonds propres règlementaires.....	10
1.2.2. Les fonds propres économiques	11
2.1. Historique du comité de Bâle	13
2.2. Rappel de Bâle et le ratio Cooke	14
2.3. Structure de Bâle II et le ratio Mac Donough	15
2.4. Les Accords de Bâle III	18
2.5. La réglementation algérienne en matière de gestion du risque crédit	18
2.5.1. La réglementation prudentielle.....	18
Section 3 : Le risque de crédit	21
3.1. Définition du risque crédit	21
3.2. Les composantes du risque de contrepartie	23
3.2.1. Les pertes attendues	23
3.3. La fonction de densité des pertes et la détermination du montant des fonds propres économiques	26
3.4. Les conséquences d'une prise en compte du risque sur la rentabilité des banques	28
3.5. Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire	29
<i>Conclusion</i>	31
CHAPITRE II : Les approches d'évaluation du risque de crédit proposées par Bâle II	32

<i>Introduction</i>	33
Section 1 : L'approche standard	34
1.1. Définition	34
1.2. La notion de notation externe	34
1.2.1. Les Principes de la notation externe	34
1.2.2. La procédure de la notation externe	35
1.2.3. Les objectifs de la notation externe	35
1.2. Les Pondérations	36
1.3. Calcul des exigences en fonds propres selon l'approche standard	39
Section 2 : L'approche Notation Interne (NI)	39
2.1. Définition	39
2.2. Les pondérations	40
2.3. Calcul des exigences en fonds propres selon l'approche de notation interne	42
2.3.1. IRB FONDATION	42
2.3.2. IRB AVANCEE	42
2.4. Estimation les composantes du risque	42
2.5. Les principales différences entre l'approche NI et l'approche standard	44
Section 3 : les méthodes d'appréciation du risque de crédit	45
3.1. L'analyse financière	45
3.2. Les modèles internes de Rating	45
3.2.1. Les caractéristiques communes des modèles	45
3.2.2. Les variables explicatives	46
3.2.3. LES MODELES DE SCORING	46
<i>Conclusion</i>	57
CHAPITRE III: l'estimation de probabilités de défaut des entreprises :Cas de la CNEP- Banque	58
<i>Introduction</i>	59
Section 1 : Etude descriptive et statistique des données	60
1.1. L'analyse discriminante et la régression logistique en tant que méthodes statistiques de Prévision du risque de crédit	60
1.1.1. L'analyse discriminante Linéaire (ADL)	60
1.1.2. La régression logistique (RL)	65

1.2. Méthodologie : Présentations de l'échantillon et des variables retenues	68
1.2.1. La population ciblée	68
1.2.2. Le critère de défaillance	68
1.2.3. L'échantillonnage	69
1.2.4. Le choix des variables	70
1.3. Quelques modèles de l'analyse discriminante et de la régression logistique	73
Section 2: Le choix de la fonction score par l'analyse discriminante linéaire et la régression logistique	76
2.1. L'analyse discriminante (ADL)	76
2.1.1. La sélection des variables	76
2.2.2. La fonction discriminante (Z_1)	78
2.2.3. Interprétation des signes des coefficients	79
2.3. Régression logistique ou le modèle LOGIT (RL)	84
2.3.1. La fonction score (Z_2)	84
2.3.2. Interprétation des ratios de la fonction Z_2	84
2.3.3. Estimation des probabilités de défaillance	84
2.3.3. La vérification de validité du modèle	85
Section 3 : Comparaison entre les deux modèles (ADL, RL)	89
3.1. La comparaison entre les fonctions	89
3.1.1. Les taux de bonne classification	90
Conclusion	91
Conclusion générale	92
Bibliographie	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des annexes	
Annexes	
Table des matières	