

---

# **Introduction Générale**

---

Durant les années 80, l'environnement bancaire international a connu de nombreuses mutations liées essentiellement au rôle principal joué par les marchés financiers. Les causes de ces changements peuvent être expliquées principalement par les trois facteurs suivants : la montée du rôle des marchés financiers et leur instabilité, l'accroissement de la concurrence entre les institutions financières et finalement la déréglementation de l'activité financière (Joël Bessis, 1995). Les banques devaient alors renforcer leurs investissements dans le développement de nouvelles techniques de maîtrise des risques, afin de consolider leur crédibilité en matière de gestion des risques vis-à-vis des autorités de réglementation.

La gestion des risques est un outil de pilotage de la performance mais également, un facteur concurrentiel de première importance qui permet de disposer d'une visibilité suffisante (Laurent Pierandrei, 2015). La nécessité de cette gestion qui assure le contrôle a priori et non seulement a posteriori a incité les autorités de tutelle, garantes de la sécurité du système financier, de chercher à définir de nouvelles règles mieux adaptées, définies par le comité de Bâle.

L'accord de Bâle I, mis en place en 1988, donne un cadre limité de gestion des risques bancaires qui se base sur un ratio international de solvabilité instauré en 1993, dit « ratio Cooke ». L'idée de base consistait à définir un montant minimum des fonds propres que doit posséder une banque en fonction de sa prise du risque. Ce ratio a pour objet d'assurer une couverture du risque de crédit.

Le dispositif de Bâle II, mis en place en 2004 constitue un cadre prudentiel destiné à mieux appréhender les risques bancaires. En effet, le comité de Bâle a proposé une nouvelle structure de recommandation qui se divise en trois piliers. Le premier pilier consiste en la prise en compte de la qualité de l'emprunteur en se basant sur les systèmes de notation financière pour le calcul des exigences en fonds propres réglementaires. Il contraint aussi les banques à la discipline du marché en assurant la transparence dans la communication des informations financières. Enfin, ce dispositif offre la possibilité de fixer des exigences individuelles supérieures au minimum réglementaire en respectant la procédure de surveillance de la gestion des fonds propres.

En dépit de l'évolution de la réglementation prudentielle imposée par le comité de Bâle à travers l'adoption des accords de Bâle I puis II et III, et prochainement IV, la BCT s'est limitée jusqu'à maintenant à imposer seulement les normes de Bâle I. Il est vrai que la transposition de normes conçues pour des pays émergents, à des pays émergents risque de

produire des effets différents (Arouri et *al.*, 2013). La Tunisie est l'un des pays en voie de développement qui a opté pour la restructuration de son système bancaire. Elle avait eu recours au renforcement des règles prudentielles et au désengagement progressif de l'Etat des banques publiques dans le but d'amener le secteur bancaire au rang des ceux des pays les plus performants. Toutefois, ces orientations n'ont pas été suffisantes pour améliorer la santé financière de ce secteur qui fait encore l'objet de nombreuses critiques et ce, en raison de la prépondérance des créances douteuses et la sous-capitalisation des banques publiques (Ajmi et Taktak, 2009). Ainsi, ce retard en matière de renforcement de la réglementation prudentielle pourrait affecter la solidité du système bancaire tunisien. Ce risque est d'autant plus élevé que l'encours des engagements professionnels impayés et en contentieux continue toujours à augmenter pour atteindre 7.903 MDT en 2016 (près de 8% du PIB). Ainsi, pour la même année, le taux des prêts non performants est à 15,4%<sup>1</sup> de l'ensemble des concours bancaires et le ratio de couverture de ces prêts demeure au-dessous des normes internationales avec un niveau de 58.2%<sup>2</sup> contre une moyenne mondiale de 90% (norme de la BCE, Reuters 2017). L'effet négatif de ce retard en matière de renforcement de la réglementation prudentielle est d'autant plus problématique qu'il a permis dans les banques de pays développés et même émergents de développer en leur sein la culture du crédit qui est essentielle pour limiter le risque de crédit.

La nécessité d'une analyse du niveau de prise de risque de crédit du secteur bancaire tunisien est de plus en plus accrue. L'urgence aujourd'hui est de connaître le niveau optimal des fonds propres permettant de couvrir les risques bancaires y compris le risque de crédit. En effet, la pression réglementaire en matière d'exigences financières et organisationnelles pousse les banques à améliorer leur gestion du risque de crédit qui demeure la composante principale dans le dénominateur du ratio de capital. Cette amélioration peut être traduite par la diversification des méthodes d'évaluation du risque de crédit.

Dans le cadre du présent travail, nous allons en premier lieu, analyser la gestion du risque des banques dans le contexte d'un marché émergent (la Tunisie), en fonction de l'évolution du cadre réglementaire mis en place par les autorités de supervision bancaire. L'objectif recherché est de comprendre l'effet simultané entre le niveau de prise de risque de crédit des banques sous la pression réglementaire et les variations du ratio de capital réglementaire (M. Bellalah, 2006). Par la suite, afin de mieux comprendre la culture de la

---

<sup>1</sup>Rapport annuel de la BCT 2016

<sup>2</sup>Rapport annuel sur la supervision bancaire de la BCT 2016

gestion du risque de crédit chez les banques tunisiennes, nous allons, dans un second temps, essayer de décortiquer cette culture à travers le recours à des diverses modélisations du risque de crédit au sein du cas particulier d'Amen Bank.

De nos jours, les banques sont de plus en plus intéressées à développer des modèles d'évaluation du risque de crédit plus précis et ce pour optimiser le rendement des prêts consentis. Il est à noter que la gestion de ce risque et de la rentabilité sont indissociables (Miotti, 2001). D'une part, le risque de contrepartie est défini par la perte que peut engendrer un évènement adverse de non-paiement de l'engagement. D'autre part, la prise de risque de crédit est la condition d'une meilleure rentabilité future. Dans l'univers bancaire, cette association risque-performance attendue est omniprésente.

Pour pallier aux insuffisances des anciennes méthodes d'évaluation du risque de crédit, nous allons proposer d'autres modèles d'analyse du risque plus efficaces, à l'instar des techniques « des réseaux de neurones » et « l'analyse quali-quantitative comparée » qui constituent des méthodes puissantes de traitement non linéaire de données. Ces méthodes, ont fait leur preuve dans de nombreux domaines. Elles sont jugées très utiles lorsque des systèmes complexes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.

Le but principal de cette recherche est de répondre à diverses questions complémentaires telles que :

- **Dans quelle mesure le respect des dispositions réglementaires pourrait-il réellement assurer la sécurité et la stabilité du système bancaire tunisien ?**
- **Quelle culture de gestion du risque de crédit pourrions-nous tirer concernant le secteur bancaire tunisien ?**
- **Comment explorer cette gestion du risque de crédit au niveau d'une banque ?**

L'originalité de notre recherche consistera dans le fait qu'elle partira de l'analyse de la culture du risque du secteur bancaire en essayant par la suite de traduire cette culture sur le volet individuel (au sein d'Amen Bank). Cette première partie fera l'objet d'une analyse approfondie du comportement de gestion du risque du secteur bancaire tunisien, dans le but de détecter son degré de solidité face aux variations de son risque de crédit. Notre analyse empirique portera sur un modèle structurel adapté aux pays émergents (Jokipii et Milne, 2010), (Lin et *al.*, 2013) et (Maraghni et *al.*, 2016), pour la période de 2005 à 2017 (soit 12

ans). A ce niveau, la technique des doubles moindres carrés ordinaires (*2SLS*) sera utilisée pour l'estimation des coefficients de ce système à équations simultanées.

Par ailleurs, des recherches complémentaires au sein d'Amen Bank paraissent nécessaires afin de voir de près la mise en place d'une culture de gestion du risque de crédit. A ce niveau, l'évaluation de ce risque par différentes méthodes s'avère importante.

Etant donné la difficulté d'évaluer le risque de crédit d'Amen Bank dans sa globalité, le recours à des techniques d'échantillonnage des dossiers de crédit sera recommandé. Toutefois, Amen Bank ne possède pas une base de données centralisée de sa clientèle-entreprises et le choix de l'échantillon ne peut être qu'aléatoire. Le groupe d'entreprises choisi fera l'objet d'une évaluation précise de son risque du crédit en appliquant diverses méthodes telles que : l'analyse discriminante, la régression logistique, les réseaux de neurones artificiels et l'analyse quali-quantitative comparée.

Enfin, notre travail comportera deux parties. La première sera consacrée à l'exploration empirique du niveau de la prise du risque de crédit dans le secteur bancaire tunisien en général. Elle sera organisée en deux chapitres. Le premier constituera une sorte de revue de la littérature du niveau de prise du risque de crédit dans l'ensemble du secteur. Dans le second chapitre, sera présenté le modèle d'évaluation de ce risque en recourant à des variables bilancielle des banques tunisiennes. Ensuite, une deuxième partie explorera empiriquement la prise du risque de crédit au niveau individuel. Cette dernière partie sera décomposée en deux chapitres. Le premier tentera à revenir à la littérature sous-jacente en matière des différentes modélisations d'évaluation de ce risque. Finalement, un second chapitre aura pour objet l'application sur l'échantillon retenu de diverses méthodes d'évaluation, telles que l'analyse discriminante, la régression logistique, les réseaux de neurones (*RNA*) et l'analyse quali-quantitative comparée (*csQCA*).

---

**Partie I : Exploration théorique et empirique du niveau de  
la prise du risque de crédit dans le cadre sectoriel**

---

La présente partie s'intéresse uniquement au premier pilier des accords de Bâle et plus précisément au risque de crédit qui est considéré comme étant le plus significatif dans l'activité bancaire. Pour la majorité des pays émergents y compris la Tunisie, le financement de l'économie repose principalement sur l'endettement bancaire. En effet, le principal bailleur de fonds pour le financement des besoins de l'économie de ces pays est le secteur bancaire. En Tunisie, ce secteur accorde des crédits pour financer les consommations et les investissements de l'ensemble des agents économiques (ménages, entreprises et Etat) en exigeant souvent des garanties réelles lors de la constitution des dossiers de crédit.

Un tel système, bien qu'il ait rempli un rôle de premier plan dans l'établissement d'un tissu économique tunisien connaît aujourd'hui des insuffisances qui se traduisent par le niveau élevé des créances classées. Les prêts non performants (*Non-performing loan*) issues parfois d'une évaluation insuffisante du risque.

De nos jours, les banques tunisiennes sont désormais soumises au rating et les bailleurs de fonds étrangers n'accordent des financements à l'Etat que si les indicateurs du système bancaire national sont conformes aux normes internationales dans le domaine.

L'action des autorités tunisiennes, se concentre actuellement sur le renforcement des normes prudentielles existantes pour favoriser une meilleure maîtrise des risques et une consolidation des assises financières du secteur. L'objectif étant de préparer le passage sans heurt aux accords de Bâle II (Baccar, 2008)<sup>3</sup>.

Le problème des autorités réglementaires d'un pays, est de définir les outils pour superviser et contrôler la santé financière des banques opérant sur son territoire. C'est ainsi qu'est émergé, durant les années 70, le concept de ratio de solvabilité ou « *Capital Adequacy Ratio, CAR* » (Chiuri et al., 2002). L'expansion de l'activité de crédit dans les banques sans une augmentation en parallèle de leurs capitaux propres a contraint les organismes de réglementation à établir plusieurs procédures de contrôle. Ces organismes ont émis de nouvelles réformes permettant d'éviter l'insolvabilité du secteur bancaire en cas de crise. Dans ce cadre (à savoir, la protection contre les effets désastreux), les exigences en termes de fonds propres sont les instruments les plus utilisés par les réglementations prudentielles.

L'importance de ces instruments pour assurer la stabilité bancaire a amené plusieurs chercheurs à analyser et étudier ses déterminants et la manière dont ils influencent la prise du risque de crédit des banques. C'est ainsi que nous nous intéressons dans cette première partie

---

<sup>3</sup> Séminaire : « L'impact des accords de Bâle II sur le financement des entreprises tunisiennes », la maison de l'entreprise, 2008.

à l'exploration théorique et empirique du niveau de la prise du risque de crédit eu égard à la réglementation prudentielle, plus précisément le ratio de solvabilité.



---

**Chapitre I- Le niveau de la prise du risque de crédit selon  
l'approche sectorielle : Une revue de la littérature**

---

## Introduction

Les événements turbulents de la dernière crise financière de 2007-2008 a fait montrer la dépendance des économies par rapport à leur système financier et particulièrement à leur système bancaire (Sahut et al., 2016). Des tentatives de limitation de l'impact de cette crise ont alors eu lieu, aussi bien dans les pays développés que dans les pays émergents, et ce en s'appuyant sur le volet de la réglementation bancaire. Cette dernière, n'a pas cessé d'évoluer vu que la faillite de systèmes bancaires demeure un risque majeur menaçant la pérennité de l'économie entière. L'objectif de la réglementation bancaire étant, essentiellement, la promotion de la gestion des risques émanant de l'activité bancaire et en particulier le risque de crédit qui n'est que l'échec d'un emprunteur à rembourser sa créance en éprouvant des difficultés financières. Ce risque reste l'élément majeur qui provoque davantage les faillites bancaires et ce en dépit des durcissements procéduraux mis en place pour le contrôler (Mili et Sahut, 2009).

Les premiers travaux du comité de Bâle de contrôle bancaire, notamment le premier accord de Bâle, a été considéré comme une source d'une culture limitée en matière de gestion des risques bancaires dans les pays développés (Ospital, 2006), d'où la nécessité de recourir à un renforcement encore plus pertinent des normes prudentielles, chose qui explique l'émergence des normes de Bâle II et de Bâle III. Il est à noter que ces normes reposent essentiellement sur l'évaluation des fonds propres réglementaires (*Regulatory capital*) constitués par une institution bancaire. Ces fonds correspondent à une somme d'argent qu'une banque doit mettre en réserve pour protéger sa solvabilité face aux pertes liées aux opérations réalisées. Le standard fixé à cet effet par les accords de Bâle (essentiellement, Bâle I et Bâle II) présente une limite majeure puisqu'il ne suggère qu'un minimum à suivre, ce qui peut être jugé insuffisant pour assurer une réelle assurance contre la faillite de la banque<sup>4</sup>.

De ce fait, nous nous intéressons dans ce premier chapitre à la notion du risque de crédit dans les banques. Nous présenterons ensuite le cadre réglementaire, à la fois international et national, qui régit ce risque. Puis, nous passerons en revue les différentes critiques et états des lieux du niveau de prise de risque de crédit eu égard l'évolution de la réglementation bancaire et ce sous une logique sectorielle.

---

<sup>4</sup> Mémoire de « Tommy Thomassin » intitulé « Modélisation et estimation du risque de crédit », HEC Montréal, 2012.

## I- Notion et relation du risque de crédit avec diverses activités bancaires

La notion du « risque » en question n'est qu'un événement affectant la chronique des flux à recevoir par une banque. Il est généralement lié à l'incertitude résultant des conséquences négatives sur le produit net bancaire (Bessis, 1995).

Par ailleurs, le risque de crédit est le premier type de panorama des risques auquel est confrontée une institution bancaire. Il s'agit d'un événement qui peut engendrer des pertes en cas de défaut d'engagements. De ce fait, il est primordial de le définir, le mesurer, le suivre et le gérer.

### I.1- Qu'est-ce qu'un risque de crédit

Le risque de crédit est, généralement, considéré comme le risque de perte provenant du défaut d'un emprunteur de rembourser ses engagements. D'un autre côté, Verboomen et De Bel (2011) ont affirmé que « *Le risque de crédit est, le risque encouru par le créancier de perdre tout ou une partie de sa créance en raison de défaillance de son emprunteur* »<sup>5</sup>.

Ces deux définitions sont liées à la forme la plus ancienne du risque de crédit qui est collée à l'activité principale et traditionnelle de la banque. Ainsi, selon la version moderne de ce risque, il est défini comme étant le risque de défaut, d'une part, qui se manifeste en cas de défaillance ou de retard de la part de l'emprunteur sur le paiement du principal et/ou des intérêts de sa dette et d'autre part, le risque de dégradation de la qualité d'un portefeuille de crédit suite à une notation accordée par une agence de rating. Selon Anita (2008), le risque de crédit est défini comme la perte potentielle des actifs évaluables causée par une détérioration probable de la solvabilité de la contrepartie ou de son incapacité à respecter ses obligations contractuelles.

Considéré comme la forme la plus répandue du risque sur les marchés financiers (comité de Bâle, 2001), le risque de crédit diffère des deux autres risques auxquels sont exposées les banques à savoir le risque de marché et le risque opérationnel. En effet, « *le risque de marché est celui de déviations défavorables de la valeur de marché des positions pendant la période minimale requise pour liquider les positions* »<sup>6</sup>. Il englobe, ainsi, tous les risques liés à l'activité de l'intermédiation financière d'une banque tels que le risque de change (sur les devises), le risque de taux d'intérêt (principalement sur les obligations), le

---

<sup>5</sup> Alain Verboomen, Louis De Bel : « Bâle II et le risque de crédit », Larcier. Cahiers financières, 2011

<sup>6</sup> Joël Bessis, « Gestion des risques et gestion actif-passif des banques », Dalloz-Sirey 1995, p. 18

risque de variation du prix des titres de capital (sur les actions) et le risque de position sur un produit de base (par exemple, le pétrole). De l'autre côté, le risque opérationnel peut être défini comme « *le risque de pertes résultant de carences ou de défauts attribuables à des procédures, au personnel et aux systèmes internes ou à des événements extérieurs.* »<sup>7</sup>.

Par la suite, la survenance du risque de crédit dans une banque peut engendrer des problèmes de flux de trésorerie afin d'impacter la liquidité de la banque (Greuning et Bratanovic, 2003). Bien que le secteur des services financiers ait pu réaliser une diversité d'innovations, le risque de crédit demeure la cause principale de faillite des institutions bancaires. En effet, le bilan de la banque, est à hauteur de 80% de ses composantes, lié à l'aspect de la gestion des risques (Greuning et Bratanovic, 2003). Nous notons par la suite, les principaux types de risque de crédit<sup>8</sup> :

- Le risque de consommateur ou individuel ;
- Le risque de secteur d'activité ;
- Le risque souverain ou de pays.

## **I.2- Risque de crédit et l'activité de gestion du portefeuille de crédit**

### ***I.2.1- La gestion à priori du risque de crédit***

En entamant cette partie, nous allons nous concentrer sur la réponse à la question suivante : « Quels sont les outils nécessaires pour que les banques puissent minimiser le risque avant tout octroi de crédit ? »

Selon Tommaso Padoa-Schioppa<sup>9</sup> (2000), l'industrie bancaire est devenue de plus en plus compétitive et marquée par une concurrence agressive entre les banques. Cette compétition améliore l'accès au financement pour la clientèle parce que les établissements de crédit vont essayer de surmonter d'autres concurrents en créant des produits et services plus attrayants. La diversité des produits offerts va alors répondre au mieux aux attentes de la clientèle. Toutefois, la concurrence peut affecter les stratégies de prêts et contraindre les banques à accorder plus de crédits aux clients jugés insolubles (Chorafas, 1999).

Auparavant, les prêteurs pouvaient refuser les demandes des clients qui ne respectaient pas les critères de prêt, qui étaient assez strictes. Ceci poussait les banques à améliorer la

---

<sup>7</sup> Comité de Bâle, document consultatif, 2001.

<sup>8</sup> V-Greuning et Bratanovic, 2003.

<sup>9</sup> Membre du directoire de la Banque Centrale Européenne (BCE).

qualité de crédit des emprunteurs. Cependant, les établissements de crédit ont été dans l'obligation d'accepter une baisse du nombre de clients notés AAA ou AA. En conséquence, plus d'emprunteurs sont maintenant distribués entre la qualité moyenne et la qualité faible en termes de solvabilité. De ce fait, les clients ayant une faible solvabilité soulèvent des inquiétudes quant aux niveaux de risque de crédit auxquels les banques sont exposées. Il est alors essentiel que les banques mettent en place une bonne politique de crédit et une analyse efficace et préalable de ce dernier pour minimiser le risque de contrepartie.

### ***1.2.2- La mise en place d'une politique de crédit***

Les orientations formelles fixées par le conseil d'administration d'une banque et mises en œuvre par les opérationnels ont une grande importance pour les superviseurs bancaires. En effet, chaque banque doit disposer normalement d'une bonne politique de crédit saine et cohérente permettant de définir le champ et l'allocation des prêts de la banque afin de tracer aussi la manière dont ces crédits seront consentis, appréciés, supervisés et recouvrés. Selon Greuning et Bratanovic (Chercheurs et rapporteurs de la Banque Mondiale), une bonne politique de crédit doit être fondée sur les éléments suivants<sup>10</sup> :

- Une limite à l'ensemble des crédits octroyés : chaque banque doit normalement fixer une limite à l'ensemble des prêts consentis et ce, en fonction de son capital et des ressources collectées. Elle doit aussi, tenir compte de la volatilité des dépôts, de la demande de crédit et des risques de crédit inhérents lors de la fixation de cette limite.
- Les limites géographiques : chaque banque doit normalement opérer dans un marché délimité et adapté à l'expérience et au métier dont elle dispose.
- La concentration des crédits : une meilleure politique de crédit doit être fondée sur la diversification du portefeuille afin de trouver un équilibre entre le risque minimal et la rentabilité maximale. Par ailleurs, les limites de concentration des prêts font souvent référence à l'exposition maximale autorisée à un groupe, à un client ou à secteur d'activité (textile, agriculture,...).
- Le type de crédit : pour une bonne politique de prêt de la banque, la différenciation des types de crédit et des moyens de financement, que la banque est disposée à offrir à sa clientèle, est une étape nécessaire pour faciliter la prise de décision d'octroi. La

---

<sup>10</sup> « Analyse et Gestion du Risque Bancaire : Un cadre de référence pour l'évaluation de la gouvernance d'entreprise et du risque financier », H.V-Greuning et S.B Bratanovic, Editions ESKA, 2003.

typologie des crédits doit se fonder principalement sur la structure des dépôts et la demande prévisionnelle de crédit.

- Les échéances : plus les crédits sont assortis d'échéanciers réalistes, plus la politique de crédit de la banque jugée saine. De ce fait, les échéances doivent être fixées en fonction de l'objet du prêt, de la source de remboursement et de la durée de vie du nantissement.
- La politique de prix ou de tarification : pour assurer la continuité de l'activité d'exploitation d'une banque, il faut que les taux sur les divers types de crédits soient suffisants pour couvrir les coûts des fonds, des frais de gestion (y compris les frais de supervision du prêt et les frais généraux) et les pertes possibles. Ces taux doivent aussi dégager une marge raisonnable de profit afin qu'ils soient réévalués et corrigés périodiquement et ce pour refléter les variations des coûts des facteurs concurrentiels. Le différentiel entre les taux d'emprunt et de prêt doit être délibérément fixé et ce pour attirer un type bien précis d'emprunteur. Il est à noter aussi, que les directives des autres procédures de la détermination des commissions ou des taux d'intérêt de retard font partie de la politique de tarification.
- L'autorité en matière d'octroi de crédit : les banques de taille assez grande ont tendance à décentraliser leur processus d'octroi de crédit et ce en fonction du type de client, du produit de prêt et de la zone géographique. Une banque doit alors fixer des dispositions claires, spécifiques et bien mises en application afin d'exiger des limitations particulières pour les intervenants dans le processus d'octroi de crédit.
- Le processus d'évaluation de la demande de crédit : pour mettre en place une bonne politique de crédit, chaque banque doit définir des procédures formelles et standards d'évaluation des demandes de crédit afin de tenir compte des autres spécifications telles que le renouvellement et l'extension du crédit.
- La détérioration : dans la logique de bien gérer le risque de crédit, une banque doit normalement identifier et prendre en considération la détérioration d'un prêt chaque fois qu'elle estime improbable que celui-ci ne fera pas l'objet d'un remboursement selon les termes des contrats. Cette détérioration peut se traduire en réalité par la réduction de la rémunération du prêt à une valeur estimée réalisable.
- Le recouvrement : une banque doit exiger des procédures de suivi et de recouvrement systématique et ce, afin de déterminer le facteur de risque, la perte latente et les différentes mesures possibles à prendre.

Enfin, nous pouvons confirmer que la mise en place d'une bonne politique de crédit permet de réduire, à priori, le risque de crédit. Cette politique doit être accompagnée par le monitoring bancaire qui peut être défini selon Nakamura (1993) comme suit : « *Une activité complexe, qui inclut le suivi de l'évolution des emprunteurs et de leurs flux de trésorerie, la décision de renouveler ou de mettre fin aux crédits, la surveillance des garanties liées aux prêts, la déclaration de défaut de paiement, la gestion de la résolution du crédit, la prévision des procédures de faillite, la saisie et la vente des sûretés* »<sup>11</sup>.

### **I.3- Risque de crédit et la fonction de gestion des risques**

De nombreuses définitions de la fonction « gestion des risques » existent du fait de l'importance de ce métier dans une banque. Nous retiendrons alors une définition donnée par la Federation of European Risk Management Associations (FERMA) stipulant que la gestion des risques est « *un processus continu d'amélioration qui commence par la définition de la stratégie et se poursuit avec son exécution. Elle devrait traiter systématiquement de tous les risques qui entourent les activités de l'organisation, que celles-ci soient passées, présentes ou futures* ». Par ailleurs, afin de prendre en considération les effets dévastateurs du risque de crédit, il est nécessaire de mesurer la capacité d'une banque à évaluer, administrer, superviser, mettre en œuvre et recouvrer les prêts, les avances, les garanties et les autres instruments de crédit.

Cette fonction implique la mise en place d'une étude globale de la gestion des risques de crédit qui fait intégrer une évaluation des procédures et des orientations de la banque en ce sens. Cette évaluation doit veiller à déterminer la pertinence de l'information financière émise par l'emprunteur qui va permettre, par la suite, à la banque de décider d'investir ou d'accorder un crédit. Au final, il est évident qu'une évaluation périodique des risques évolutifs par nature sera aussi importante pour l'accomplissement de cette fonction.

### **I.4- Risque de crédit et la règle de provisionnement : « Pourquoi provisionner les pertes de crédit attendues ? »**

Selon Borio et Lowe (2001), lors de l'octroi d'un prêt, si les taux d'intérêt des crédits reflètent précisément les risques de crédit, les banques n'auront pas besoin de comptabiliser

---

<sup>11</sup> « Recent research in commercial banking: information and lending », Financial markets, institutions and instruments, vol 2, n°5, 1993, p 73-88.

des provisions supplémentaires servant à couvrir « les pertes attendues »<sup>12</sup>. En effet, une marge d'intérêt assez élevée sur un crédit reflète un risque accru de non remboursement. De ce fait, le taux d'actualisation des flux de trésorerie du prêt est plus élevé, impactant ainsi la décision de la banque d'octroyer ou non le crédit. Il est donc judicieux de constituer des provisions si le niveau du risque augmente afin de tenir compte de la baisse de probabilité de remboursement et de la hausse de taux d'actualisation (Rapport trimestriel de la BRI, 2017). En gardant la même logique, une banque doit normalement enregistrer des reprises sur provisions » (impliquant l'augmentation de la valeur de ses actifs) si le niveau du risque d'un crédit baisse.

Il est à signaler que la nécessité de conserver des fonds propres adéquats est moins susceptible de peser sur la décision d'une banque en période faste qu'en période de difficulté. Ceci peut se traduire par une propension à accorder des crédits sans compter durant les phases d'expansion (Peek et Rosengren, 1995) et (Dugan, 2009). En effet, l'une des mesures proposées par le comité bâlois à l'IASB (*International accounting standards board*) est d'étudier la possibilité d'instaurer la technique du provisionnement prospectif (connu aussi sous l'appellation : provisionnement dynamique) sur l'activité de crédit de manière à ne plus attendre le dernier moment pour constituer les provisions nécessaires pour le risque de crédit. Les critiques adressées à cette approche peuvent se résumer sur le point suivant : si les banques jouissent d'une grande liberté en matière de détermination des provisions, elles risquent d'en profiter dans le but de lisser leurs résultats et de réduire la transparence de leurs états financiers (un impact majeur affectant les investisseurs et les contreparties de la banque). Ainsi, de nombreuses études ont montré que les pratiques de provisionnement tardif ou rétrospectif engendrent une pro-cyclicité de l'octroi de crédit tandis qu'une approche prospective permet de réduire cette pro-cyclicité, tel était le cas des travaux de Laeven et Majnoni (2003)<sup>13</sup>.

Bushman et Williams (2012) ont adopté une approche, pour des banques situées dans 27 pays, permettant de mesurer la relation entre les NPL (les prêts non performants) passés et

---

<sup>12</sup> Les pertes attendues : pour une unité monétaire d'un prêt octroyé, la perte moyenne «*EL : Expected Loss* » sera égale au produit des trois paramètres définis comme suit :  $EL = PD \times LGD \times EAD$

Avec : *PD* : la probabilité moyenne de défaillance d'un segment de clientèle / *LGD* : le taux de perte en cas de défaut / *EAD* : le taux d'exposition au moment du défaut.

<sup>13</sup> L. Laeven et Majnoni, G. (2003), « Loan loss provisioning and economic slowdowns: too much, too late? », *Journal of Financial Intermediation*, vol. 12, pp. 178-97.



les provisions pour pertes sur prêts. Ils ont confirmé que la discipline des banques en termes de prise de risque de crédit est meilleure dans le cas des établissements qui comptabilisent des provisions bien en amont des pertes effectives sur prêts. Jiménez et al. (2013) à leur tour, ont démontré que le durcissement initial des exigences de provisionnement avait freiné l'activité de crédit bancaire en Espagne et que les ajustements postérieurs de ce régime, qui avaient assoupli les exigences, avaient stimulé le crédit tout en confirmant que ces effets étaient plus prononcés au sein des banques dont les niveaux de provisions et de fonds propres étaient déjà élevés.

## **II- La réglementation prudentielle internationale : sa justification et son évolution**

Les mutations profondes de la réglementation bancaire ont suscité un changement dans les comportements des banques et leur adaptation au nouveau cadre international. Il est alors essentiel d'analyser les fondements de base de la réglementation bancaire et son évolution. Il est aussi utile de présenter les aspects principaux de cette réglementation et leurs conséquences sur la question de la stabilité du système financier.

### **II.1- La légitimité théorique de la réglementation bancaire : revue de la littérature**

La réglementation bancaire vise essentiellement à éviter les prises excessives de risque tout en gardant un niveau suffisant de concurrence entre les banques. Elle met l'accent sur les problèmes de solvabilité des établissements bancaires. De ce fait, plusieurs courants de pensée s'opposent sur les effets de la supervision et de la réglementation sur l'activité bancaire.

En effet, Fama (1980) pense qu'il ne s'agit pas de différence entre banque et toute autre entreprise et que rien ne justifie une réglementation qui ne fait que perturber l'équilibre du marché. D'autres chercheurs considèrent que la réglementation dédiée au secteur bancaire peut être l'origine d'un « aléa moral »<sup>14</sup> afin d'inciter les banques à adopter des comportements risqués.

Pour McKinnon et Pill (1997), le cadre réglementaire peut aggraver les effets de l'aléa moral afin d'entraîner une prise de risques excessive de la part des banques et des emprunteurs. Ceci fait accroître la fragilité et la vulnérabilité du secteur bancaire.

---

<sup>14</sup> L'aléa moral tel que défini par Adam Smith est « la maximisation de l'intérêt individuel sans prise en compte des conséquences défavorables de la décision sur l'utilité collective ».

Dans ce secteur, les clients à travers leurs dépôts dans les banques sont considérés des créanciers. Par ailleurs, l'absence de protection des déposants en cas d'une faillite bancaire fait disparaître les richesses de ces derniers. C'est pour cette raison que la réglementation bancaire veille à assurer deux types d'objectifs à savoir : « la sécurité des systèmes de paiement et la protection des déposants ».

### ***II.1.1- La sécurité des moyens de paiement***

Les avantages d'un système bancaire sain se résument dans sa stabilité et sa bonne allocation de ses ressources à des activités génératrices de richesse dans l'économie réelle. La banque à son tour, offre un service touchant le bien-être social. Elle exploite les dépôts à vue en sa possession afin d'assurer une fonction de transformation des échéances, en investissant sur le moyen et le long terme (les crédits). Parfois, cette activité bancaire est considérée délicate vu qu'elle assure la gestion des fonds des déposants.

Par exemple, en France, l'observatoire de la sécurité des moyens de paiement (OSMP) créé en 2016 vise à favoriser le bon échange d'informations et la concentration de toutes les parties prenantes telles que l'Etat et ses administrations, les consommateurs (particuliers ou entreprises) et les banques. Ceci permet d'assurer le bon fonctionnement des moyens de paiement et la lutte contre les fraudes impliquant ainsi un secteur bancaire plus sain.

### ***II.1.2- La protection des déposants***

La justification de l'existence des intermédiaires financiers, selon la théorie de l'intermédiation financière, s'explique par leur fonction productive qui fait transformer et adapter les capacités de financement des ménages aux besoins de financement des entreprises (Gurley et Shaw, 1960). D'un autre côté, les nouvelles théories de l'intermédiation financière justifient l'existence des intermédiaires financiers par le mécanisme d'assurance de liquidité qui peut générer des risques de faillite et d'illiquidité (Diamond et Dybying, 1983).

En effet, la prise en considération des risques émanant de l'activité bancaire explique la nécessité d'une réglementation cherchant à minimiser ces risques afin d'assurer à chaque déposant une garantie sur son dépôt. D'ailleurs, la réglementation mise en place vise à protéger les déposants qui ne sont pas en mesure de comprendre les activités bancaires afin d'évaluer leurs solvabilités (Salameh, 2014). L'importance de la réglementation bancaire s'est justifiée alors par le filet de sécurité fourni aux déposants et aux investisseurs contre tous les risques de défaillance bancaire. Ces risques peuvent se traduire par le manque de liquidité qui est moins grave que le risque final, qui est la faillite.

## **II.2- Une revue de la littérature sur la supervision et la réglementation du secteur bancaire**

Pour assurer la solidité de système bancaire, les autorités monétaires mettent en place une réglementation prudentielle permettant de limiter la prise de risque. Elle sert à protéger les déposants contre ces externalités pouvant conduire à une crise systémique. En effet, selon Santos (2000), deux raisons principales justifient la présence de la réglementation des banques : l'incapacité des déposants à surveiller les banques et le risque d'une crise systémique. D'où, la présence d'une réglementation se caractérise par un double aspect à la fois curatif mais aussi préventif afin d'intégrer un domaine de compétence très vaste (Flageul et Saidane, 1995).

Principalement, la récurrence des crises financières induit par les banques des pays émergents au début des années 1980, l'accentuation des risques et l'affaiblissement des fonds propres des principales banques internationales ont incité les autorités à renforcer la stabilité du système bancaire. Ceci ne peut être assuré que par le renforcement de méthodes préventives, chose qui a poussé le comité de Bâle en 1988 à publier un premier accord international visant à établir des règles prudentielles minimisant le risque des crises bancaires.

Selon Klingebiel et Caprio (1997), la faible surveillance bancaire et l'absence d'une régulation préventive sont les principales raisons des crises bancaires dans les pays émergents. Cette constatation est tirée d'une analyse faite sur un large échantillon de pays émergents pour dégager les causes des crises bancaires. John et Saunders (1994) à leur tour, ont confirmé que la banque peut créer un conflit d'intérêt en s'engageant dans plusieurs activités comme l'assurance, l'immobilier et les marchés financiers. Certains chercheurs comme Boyd et al. (1998) ont montré que plus les banques sont de grande taille plus les autorités de contrôle se soumettent à leurs exigences. Ceci peut s'expliquer par la difficulté à contrôler la diversification des banques dans d'autres secteurs.

D'un autre côté, Klingebiel et Classens (2000) estiment qu'une faible restriction sur les activités de la banque est jugée bénéfique vu qu'elle permet d'avoir des économies d'échelle. Elle peut aussi accroître les gains de la banque en faisant saisir des nouvelles opportunités dans des secteurs générateurs de richesse comme l'assurance et l'immobilier. Selon Barth et al. (2001), plus le marché est dynamique en matière d'offre et de demande plus il peut agir sur le comportement des banques et donc, plus la discipline de marché est assez effective. De plus, le respect de la régulation prudentielle du secteur bancaire, peut amener à

une prise de risque démesurée. En disposant d'un capital minimum à la date "t", pousse la banque à dégager des revenus assez importants en "t-1" et donc, de dégager une certaine rentabilité jugée suffisante qui doit se concrétiser par la hausse du niveau d'exposition au risque (Blum, 1999).

En étudiant la relation entre la performance d'un échantillon de banques et le cadre réglementaire de la supervision bancaire, Barth et al (2001) ont montré que la présence des restrictions sur les activités bancaires impacte négativement les institutions bancaires. Ces résultats mettent en évidence le rôle important de la discipline de marché en étant un élément crucial dans l'établissement des stratégies de surveillance plus efficaces. En se référant aux mêmes auteurs, une étude marquée par l'élargissement de leur analyse en 2002 sert à comparer l'impact des divers cadres de surveillance sur la rentabilité des banques.

### **II.3- Les théories réglementaires**

Dans cette partie, nous allons étudier les théories de la réglementation bancaire servant, essentiellement, à analyser les bases fondamentales des justifications de la réglementation prudentielle. De ce fait, Tartari (2002) a divisé les théories réglementaires de l'activité bancaire en deux : « les théories positives et les théories normatives »<sup>15</sup>. Ainsi, dans notre cas nous allons nous focaliser sur les théories touchant la réglementation bancaire sur la base des fonds propres. Ces théories permettent de lier le capital des banques par leurs risques associés. Elles mettent en évidence aussi l'évolution des fonds propres en fonction des actifs risqués des institutions bancaires.

Par ailleurs, ces théories peuvent nous expliquer les choix des autorités prudentielles dans le renforcement des fonds propres et dans l'amélioration de la solvabilité de tout système bancaire.

#### ***II.3.1- La théorie de Santomero et Kim (1988)***

Dans le but d'analyser le rôle des fonds propres des banques dans la gestion des risques bancaires, Kim et Santomero (1988) ont établi un modèle qui s'inscrit dans la logique de « *Risk in Banking and Capital Regulation* ». Leurs travaux ont fini par exposer les limites de l'évolution réglementaire en analysant sa capacité à garantir la stabilité des banques. Ils ont

---

<sup>15</sup> Extrait de la thèse de « Tartari » intitulée : « De la régulation en matière des capitaux propres du système bancaire », 2002.

conclu que le portefeuille optimal des établissements de crédit doit être construit de façon à ce que le capital soit proportionnel aux risques encourus. Au final, ces deux chercheurs ont constaté qu'il s'agit d'une relation positive entre les capitaux propres des banques et la prise de risque excessif.

Pour Rochet (1992), les banques ont de l'aversion au risque tout en maximisant leur fonction d'utilité concave qui dépend du rendement des fonds propres.

D'un autre côté, les travaux de Pyle (1971) et Hart et Jaffee (1974) ont établi que la relation entre le niveau du capital réglementaire et celui du risque de portefeuille de la banque est une fonction croissante. De ce fait, pour minimiser ce risque, le régulateur doit maintenir un niveau de fonds propres assez élevé à défaut de changer la composition du portefeuille de la banque. Par contre, si les autorités réglementaires exigent un niveau de fonds propres élevé, l'effet de levier de la banque diminue en impactant négativement sa rentabilité. Afin de combler ce manque à gagner, la banque peut tenter de modifier la composition de son portefeuille par l'ajout d'actifs assez risqués dans le but d'augmenter sa rentabilité. Cette stratégie peut être contrée par le régulateur en empêchant la banque d'opter pour un portefeuille plus risqué.

Au final, Kim et Santomero (1988) pensent qu'un ratio adéquat de fonds propres ne limite pas le risque d'insolvabilité, l'objectif d'une réglementation prudentielle est alors l'imposition aux banques de détenir de fonds propres dès que leur investissement (en matière d'actifs) est plus risqué.

### ***II.3.2- La théorie des incitations de Giammarino et al (1993)***

La théorie des incitations cherche à mettre en relation la prise de risque et le ratio de fonds propres dans l'hypothèse d'asymétrie de l'information. Cette approche prévoit que le régulateur ne dispose pas assez d'informations nécessaires quant au choix de la banque sur le changement de son profil de risque (la substitution d'actif) et à la qualité des actifs détenus par la banque initialement (c'est la sélection adverse).

Le régulateur, à son tour, est pris dans un dilemme, soit de subir les coûts émanant de la réglementation en jouant sur des leviers différents (réserves minimums, montants de capital,...), soit d'endosser les pertes sociales résultant des faillites bancaires.

Le modèle de Giammarino, Lewis et Sappington (1993), fait intervenir les parties qui ont un degré d'aversion au risque assez important telles que les déposants, les firmes, les banques et le régulateur. L'approche de ces chercheurs permet alors d'analyser objectivement la structure du système prudentiel basée sur les fonds propres et l'assurance des dépôts (Lobez

et Vilanova, 2006). Dans ce sens, pour résoudre le problème d'asymétrie d'information le régulateur possède plusieurs outils tels que : « la prime d'assurance dépôts, le niveau de réserves sans risque et le niveau de fonds propres exigé ».

En guise de conclusion, ces auteurs ont constaté que le ratio de solvabilité décroît avec la taille et la qualité du portefeuille de crédits.

### ***II.3.3- La théorie de contrats incomplets (Dewatripont et Tirole, 1993)***

L'approche de Dewatripont et Tirole (1993) est la plus significative des modèles par les contrats incomplets puisqu'elle prend en considération les caractéristiques essentielles des banques modernes et de leur environnement. Selon cette théorie, les banques sont dirigées par des actionnaires possédant seulement une partie du capital et les contrats sont incomplets dans le sens où certaines décisions ne sont pas spécifiées a priori. Dans ces conditions, cette théorie cherche, par différents moyens, à inciter les dirigeants à prendre des décisions optimales, ce qui explique la nécessité de la réglementation prudentielle.

La faillite bancaire est parfois considérée comme un transfert de droits de contrôle aux ayants droits (Aghion et Bolton, 1992). En effet, la situation de la banque passe par trois étapes :

- La première étape : la banque se dote d'un bilan contenant au passif des dépôts et des fonds propres qui financent les crédits inscrits à l'actif. La qualité de ces crédits dépend du degré d'effort du dirigeant. Le niveau le plus haut d'effort est considéré comme un coût pour le dirigeant. Le dilemme consiste alors à créer un environnement incitatif pour que le manager dépense cet effort correspondant aux droits de contrôle.
- La deuxième étape : la performance de la banque est calculée en recourant aux flux de crédits générés et à la valeur liquidative des crédits. En fonction de ces deux variables, le contrôleur de la banque (le plus souvent, c'est le conseil d'administration ou le comité de crédit) décide soit de poursuivre l'activité, soit de l'interrompre et de réorganiser la banque.
- La dernière étape : il est considéré que la valeur liquidative est observable. Le but consiste à indiquer : « qui contrôle la banque durant la 2<sup>ème</sup> phase et dans quelles conditions ? ». Le transfert de contrôle au régulateur à travers la réglementation prudentielle fait sortir des menaces pour le manager telles que : le licenciement. L'intervention du régulateur est liée, généralement, à une mauvaise gestion de la banque. Les banques sont tenues de respecter un ratio de solvabilité plus contraignant quand la performance de la banque est médiocre au cours de la 2<sup>ème</sup> phase, ce qui

implique la nécessité d'un relâchement de certaines normes prudentielles dans les périodes de récession (Dewatripont et Tirole, 1993).

## **II.4- Les accords de Bâle : évolution, critiques et comparaison**

### ***II.4.1- Le premier accord de Bâle (1988)***

Les nombreuses perturbations sur les marchés bancaires internationaux ont incité les gouverneurs des banques centrales des pays du groupe des dix (G10) de mettre en place en 1974 le Comité de Bâle pour la supervision bancaire, connue initialement sous le nom de « Comité des règles et pratiques de contrôle des opérations bancaires ». Il est à noter que les pays membres de ce Comité sont l'Allemagne, Canada, Espagne, Etats Unis, France, Italie, Japon, Luxembourg, Pays Bas, Royaume-Unis, Suède, et Suisse, représentés par leurs banques centrales.

Le comité de Bâle pour le contrôle bancaire (*CBCB*) s'est réuni pour une première fois en février 1975. Il a comme fonction, l'amélioration du contrôle bancaire ou encore l'amélioration de la qualité de la surveillance des banques dans le monde. En effet, le comité de Bâle est une organisation informelle sans pouvoir d'édicter des règles obligatoires vu qu'elle se limite à proposer des projets de recommandation pour atténuer le risque systémique. Cependant, l'autorité morale de ce comité s'est confirmée au fil des années. Aujourd'hui, ses recommandations sont suivies par les institutions internationales comme le Fonds Monétaire International (*FMI*) et la Banque Mondiale (*BM*) qui recommandent à tous leurs membres et partenaires de les appliquer pour renforcer la santé financière de leurs systèmes bancaires.

Dès son fondement, le comité s'est concentré sur deux axes : l'intensification de la coopération entre les autorités chargées du contrôle prudentiel et le renforcement de la solidité et la stabilité du système bancaire international en compensant les inégalités concurrentielles entre les établissements de crédit internationaux (Bessis, 1995).

Le comité de Bâle a publié une série de documents depuis 1975 couvrant des domaines différents tels que : « *la solvabilité des établissements bancaires, leur liquidité, les risques de marché auxquels ils sont confrontés et leur transparence* »<sup>16</sup>.

Durant l'année 1988, ce Comité a mis en place un ratio prudentiel dit « le ratio Cooke » qui impose aux établissements de crédit de disposer d'un niveau minimum de fonds

---

<sup>16</sup> Extrait d'une thèse intitulée : « L'architecture du système bancaire comme source d'instabilité financière des économies émergentes : une proposition de régulation bancaire », Majed Salameh, 2014.

propres selon la qualité des actifs composant leur portefeuille, égal à 8% de leurs actifs pondérés par leurs risques correspondants. Cette mesure a réduit considérablement le risque d'insolvabilité des institutions bancaires internationales ainsi que les coûts résultants d'une faillite bancaire.

En effet, ce ratio de couverture des risques proposé par l'autorité bâloise est calculé par le rapport des fonds propres réglementaires et l'encours des engagements calculé à l'aide de pondérations des risques et ce, en fonction de la catégorie de chaque actif.

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\sum \text{Fonds propres réglementaires}}{\sum \alpha_i A + \sum W_j A' + \sum q_k C'} \geq 8\%$$

### Variables

$A$  : Actifs du bilan

$A'$  : Actifs du hors-bilan

$C'$  : Contrats du hors-bilan (taux d'intérêts et taux de change)

### Pondérations

$\alpha_i$  : Coefficient de pondération des actifs du bilan avec « i » représente le type d'emprunteur

$W_j$  : Coefficient de pondération des actifs du hors-bilan avec « j » représente la nature des transactions effectuées.

$q_k$  : Coefficient de pondération des contrats hors-bilan avec « k » représente aussi la nature des transactions effectuées.

Ainsi, quatre pondérations des risques ont été fixées à certains seuils pour les créances du bilan :

- 0 % pour « les créances sur les Etats nationaux ou les Banques centrales des pays de l'OCDE et les créances garanties par eux, ainsi que pour les créances sur les administrations et les banques centrales des autres pays » ;
- 20 % pour « les créances risquées sur les établissements de crédit » ;
- 50% pour « les prêts hypothécaires » ;
- 100 % pour « les autres actifs, notamment pour les prêts au secteur privé, les actifs immobiliers, les créances détenues sur les banques et administrations de pays n'appartenant pas à l'OCDE et tout autre investissement ».



## ***II.4.2- Les modifications du ratio Cooke et le deuxième accord de Bâle***

### ***II.4.2.1- Les limites du ratio Cooke***

La méthode de calcul du ratio Cooke est assez simple. Toutefois, de nombreuses critiques ont été apportées aux accords de Bâle I telles que :

- Des pratiques d'arbitrages sur le numérateur du ratio de capital, de manière à réduire le niveau des fonds propres réglementaires requis.
- Des mesures trop statiques qui ne sont pas reliées à la mesure d'insolvabilité de la banque et d'autres mesures qui négligent l'interdépendance entre les valeurs d'actifs.
- Cet accord ne donne pas une importance adéquate aux instruments de minimisation du risque de crédit tels que les garanties. Toutefois, cette réforme n'incorpore pas les autres risques supportés par les banques tels que le risque opérationnel et ce malgré son extension aux risques de marché.
- L'accord de 1988 ne prend pas en compte l'effet positif lié à la diversification des pondérations utilisées pour mesurer le risque de crédit.

### ***II.4.2.2- L'accord de Bâle II : historique et nouveauté par rapport à Bâle I***

En juin 1999, la Banque des Règlements Internationaux (BRI) a proposé de mettre en place une nouvelle réforme qui cherche à redéfinir le dispositif d'adéquation des fonds propres aux risques bancaires. Ce projet de réforme s'est achevé en 2001 et est entré en vigueur en janvier 2006.

Face à la globalisation et à la sophistication de la finance où l'innovation financière est de plus en plus présente et complexe, le capital réglementaire ne reflète plus le « capital économique »<sup>17</sup>, qui est souvent un indicateur significatif de gestion des banques. Le capital des banques est principalement fondé sur les probabilités de défaillances liées aux emprunteurs et tient compte des mécanismes de réduction des risques. Quant au premier ratio de Bâle, il est devenu un élément de coût. De ce fait, ses défauts sont devenus de plus en plus flagrants d'autant que les banques ont adopté un processus consistant à allouer des capitaux propres en fonction des risques pour dégager une rentabilité.

Le raffinement du ratio Cooke a fait que les risques de marché et opérationnels ont été pris en considération avec le risque de crédit. Cet effort a été traduit par une segmentation réglementaire entre les portefeuilles bancaires et les portefeuilles de négociation qui peuvent

---

<sup>17</sup> C'est un capital calculé par les banques pour mesurer les risques réels inhérents de leurs activités.

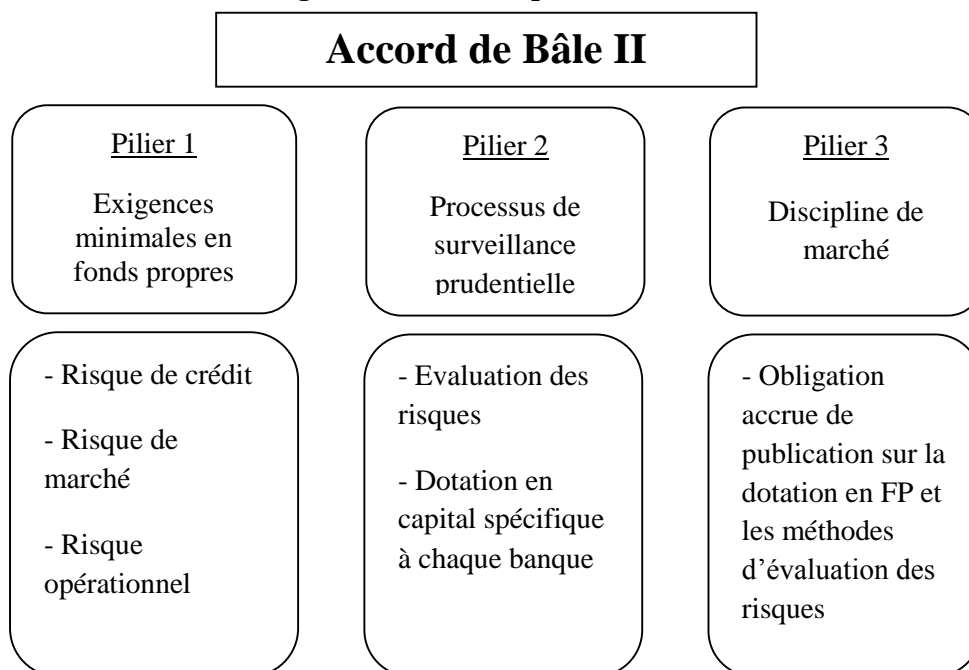
conduire à des arbitrages prudentiels de plus en plus nécessaires. Ainsi, le projet de réforme du ratio de capital proposé par le comité bâlois en 2001, s'inscrit en convergence avec les actions entreprises par les établissements de crédit au cours de ces dernières années. Cependant, certains points de cette réforme paraissent justifiables et nécessaires, notamment la mesure du risque opérationnel (Kefi et Maraghni, 2011).

En effet, l'apport majeur de ce deuxième accord de Bâle est de mettre en place un dispositif souple reflétant au mieux les risques auxquels sont exposées les banques et ce, par l'instauration d'exigences en capitaux propres plus sensibles aux risques. Pour mettre en place cet objectif, les autorités bâloises ont fixé des règles pour une meilleure évaluation des différents risques bancaires.

Ainsi, les accords de Bâle II ont fixé trois types des piliers à savoir :

- Le Pilier 1 : concerne la réglementation sur le capital minimum de fonds propres ;
- Le Pilier 2 : permet aux autorités de disposer de pouvoirs renforcés pour contrôler les systèmes et les processus du contrôle interne ;
- Le Pilier 3 : s'intéresse à la discipline de marché.

Figure 1.1- Les trois piliers de Bâle



Source : Banque des Règlements Internationaux (BRI) : « Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres », Comité de Bâle (juin 2006)

Dans sa nouvelle version, cet accord se base sur une approche quantitative en matière de détermination des exigences minimales en capitaux propres réglementaires mais aussi sur

une approche qualitative en s'appuyant sur les trois piliers susmentionnés. Par conséquent, le cadre de notre travail nous pousse à nous limiter à présenter seulement le premier pilier du présent accord qui s'intéresse aux exigences minimales en fonds propres.

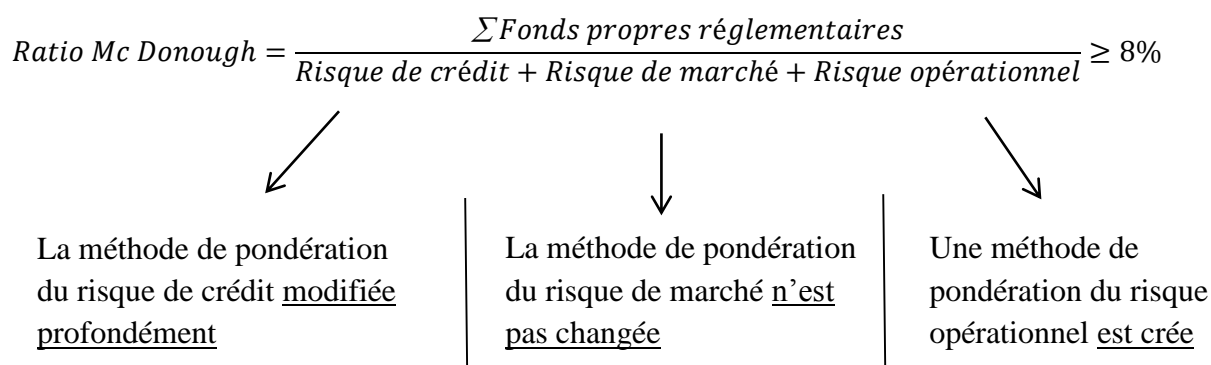
#### **II.4.2.3- Le premier pilier : exigence minimale de fonds propres**

L'objectif de cette réforme est de sensibiliser la capitalisation des institutions bancaires aux risques de leurs actifs. Selon Nouy (2003), le nouveau ratio cherche à refléter les risques de crédit moyennant des méthodes diverses afin d'éliminer les arbitrages réglementaires. Ce ratio doit aussi rapprocher les fonds propres réglementaires et économiques. En présence de ces méthodes (citées ci-dessous), cette réforme permet aux banques de choisir, sous contrôle de leurs superviseurs, la méthode la mieux adaptée à leur profil de risque.

Les modifications sur le ratio de solvabilité portent alors sur le dénominateur du ratio, essentiellement, dans la définition des actifs pondérés en fonction du risque et dans la méthode utilisée pour évaluer les risques de défaut de la contrepartie. En effet, l'accord de Bâle I ne s'intéresse qu'à deux types de risque à savoir : le risque de crédit et le risque de marché. Pour le risque de marché, le comité bâlois a publié en 1996 un amendement à l'accord de 1988. Toutefois, le deuxième accord de Bâle met en place une nouvelle catégorie de risque, le risque opérationnel et conduit à inclure une mesure de ce risque au dénominateur du ratio de capital d'une banque.

Les réformes de Bâle II visent essentiellement la mise en place du ratio dit « ratio de Mc Donough » (le nouveau ratio de solvabilité) destiné à remplacer l'ancien ratio Cooke. C'est ainsi que ce nouveau ratio se détermine comme suit :

**Figure 1.2- Le ratio Mc Donough et ses composantes**



Source : Banque des Règlements Internationaux (BRI) : « Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres », Comité de Bâle (juin 2006)

Il est à noter que le principal risque encouru par les banques est le risque de crédit, engendré par leurs activités de crédits. La banque peut alors, selon cette réforme bâloise, choisir entre trois méthodes de calcul des exigences de fonds propres au titre du risque de crédit à savoir :

- L'approche standard ;
- L'approche de notation interne simple ou « *Foundation Internal ratings-based approach* » ;
- L'approche de notation interne avancée ou « *Advanced Internal ratings-based approach* ».

#### **II.4.3- Les accords de Bâle III : les motivations de leur mise en place et les critiques de Bâle II**

A cause des conséquences majeures de la crise financière de 2007-2008, le Comité de Bâle a instauré, en septembre 2010, un nouvel accord connu sous l'appellation de « Bâle III ».

Selon Georgescu (2011), les limites de Bâle II, à l'origine de l'émergence du nouvel accord de Bâle III, peuvent être caractérisées par les aspects suivants :

- La sous-estimation de l'importance du risque systémique.
- La surestimation de la capacité des banques à mesurer avec précision les risques majeurs.
- L'insuffisance des exigences prudentielles du risque de liquidité d'une part, sur le volet de financement, d'autre part sur le volet de recouvrement des actifs.

Par ailleurs, les motivations pour l'introduction de Bâle III données par Walter (2011), sont basées sur les considérations suivantes :

- Les conséquences négatives des crises bancaires.
- La fréquence de ces crises bancaires.
- Les avantages à long terme de l'accord de Bâle III, car un système bancaire stable est la pierre angulaire d'un développement durable.

Le présent accord impose des normes assez pointues pour améliorer la capacité du secteur bancaire à absorber les chocs financiers et économiques. En plus, d'autres mesures ont été prévues visant la réduction du risque systémique ainsi que l'amélioration de la transparence des institutions bancaires.

La réforme de Bâle III impose une nouvelle mesure de liquidité exprimée par un ratio à court terme dit « LCR »<sup>18</sup> et une autre exprimée par un ratio de liquidité à long terme dit « NSFR »<sup>19</sup> afin d'introduire aussi des exigences pour « l'effet de levier »<sup>20</sup>. L'apport principal de cet accord se traduit par l'augmentation des besoins en capitaux (par le LCR et le NSFR) et la modification du niveau minimal des fonds propres requis (volant de conservation à hauteur de 2.5%).

Au final, le tableau ci-dessous met en évidence une comparaison entre la composition des fonds propres et leur niveau d'adéquation dans le cadre des trois Accords de Bâle.

**Tableau 1.1- Comparaison de la structure de capital et son adéquation dans les accords de Bâle**

Indicateurs	Bâle I	Bâle II	Bâle III
<b>Fonds propres</b>	FP de niveaux 1+2+3	FP de niveaux 1+2+3	FP de niveaux 1+2
<b>Fonds propres (niveau 1) Ou Fonds propres de base</b>	Les capitaux propres + « les instruments hybrides de capitaux » <sup>21</sup>	Les capitaux propres + les instruments hybrides de capitaux	Les capitaux propres + les instruments hybrides de capitaux de qualité supérieure
<b>Fonds propres (niveau 2) Ou Fonds propres complémentaires</b>	Au maximum 100% des FP de niveau 1 (Les titres de durée indéterminée + prêts subordonnés avec échéance > 5 ans)	Au maximum 100% des FP de niveau 1 (Les titres de durée indéterminée + prêts subordonnés avec échéance > 5 ans)	Au maximum 33% des FP de niveau 1 (« Les titres de durée indéterminée » <sup>22</sup> + prêts subordonnés avec échéance > 5 ans)
<b>Fonds propres (niveau 3) Ou Fonds propres sur- complémentaires</b>	Au maximum 150% des FP de niveau 1 (Prêts subordonnés pour au moins de 2 ans)	Au maximum 150% des FP de niveau 1 (Prêts subordonnés pour au moins de 2 ans)	-
<b>Fonds propres / Actifs ajustés aux risques</b>	8%	8%	8%
<b>FP (niveau 1) / Actifs ajustés aux risques</b>	4%	4%	6%
<b>Actions ordinaires (après déduction) / Actifs ajustés aux risques</b>	2%	2%	4.5%

Source: Georgescu Florin - "European economic governance", Constanta, September 9, 2011

<sup>18</sup> « Liquidity Coverage Ratio, c'est un ratio qui permet à une banque de résister contre une crise de liquidité aiguë pendant une durée d'un mois ».

<sup>19</sup> « Net Stable Funding Ratio, c'est un ratio de liquidité qui permet à une banque de confronter une crise inattendue pendant un an ».

<sup>20</sup>  $Ratio\ de\ levier\ financier = \frac{\sum Fonds\ propres\ de\ base}{\sum Engagements\ (bilan+hors\ bilan)} \geq 3\%$

<sup>21</sup> Les actions à dividende prioritaire et les certificats d'investissement. .

<sup>22</sup> Les titres du capital ou de propriété.

### III- La réglementation tunisienne en matière de gestion du risque de crédit

Les normes prudentielles nationales et les règles de gestion des banques tunisiennes sont édictées par la Banque Centrale de Tunisie (BCT) dans la circulaire n°91-24 du 17 décembre 1991 et la circulaire n°2018-06 du 5 juin 2018. La première circulaire a institué la division et la couverture des risques, le suivi des engagements et la classification des actifs tandis que la seconde a apporté certaines rectifications (surtout sur le risque de marché).

Dans le but de renforcer le système du contrôle interne des risques et suite aux évaluations de l'adéquation des normes prudentielles nationales aux normes internationales, la BCT a mis en place le circulaire n°2006-19 qui vise à examiner la qualité de l'information financière et comptable, de contrôler l'usage des fonds propres et d'instaurer un système de contrôle interne plus efficace dans les banques tunisiennes.

#### III.1- Le ratio de couverture des risques

La Banque Centrale de Tunisie a mis en place les normes prudentielles et les règles de gestion des risques conformément à la circulaire n°91-24 du 17 décembre 1991 et la circulaire n°2018-06 du 5 juin 2018. En effet, s'inspirant du ratio Mc Donough, un ratio de couverture des risques dit « ratio de solvabilité » fixe un plancher de fonds propres en fonction des risques pondérés.

$$\text{Ratio de solvabilité} = \frac{\sum \text{Fonds propres nets (de base + complémentaires)}}{\text{Total de l'actif net pondéré}} \geq 10\%$$

La mauvaise conjoncture économique en Tunisie après la révolution, a poussé la BCT d'augmenter le niveau de 8% de fonds propres nets à un niveau de 9% en 2013 puis à 10% en 2014. Il est à noter que le *Tier I* par rapport aux risques pondérés ne doit pas être inférieur à 7%.

De plus, la pondération de l'actif net total (de bilan et de hors-bilan) est en fonction du degré du risque de chaque actif. Elle varie entre 20% pour les créances sur les banques et 100% pour les autres créances dont les crédits à la clientèle.

Selon la nouvelle circulaire de juin 2018, le montant des risques de marché est déterminé en multipliant par 12,5 (au lieu de 10 dans l'ancienne circulaire) l'exigence en fonds propres au titre de ces risques. Quant aux risques opérationnels, aucun changement

n'est apporté par cette circulaire. Le montant de ces risques est déterminé en multipliant par 12,5 l'exigence en fonds propres au titre de ces risques.

### III.2- Ratios de division et de concentration des risques

Une diversité de ratios définissant les normes de division minimale des risques est imposée aux banques tunisiennes pour éliminer tout risque qui peut impacter leurs activités. Il s'agit d'abord du ratio de concentration des risques (*RCR*) qui fixe les risques d'un même bénéficiaire à 25% de fonds propres nets de la banque.

$$RCR = \frac{\text{Risques encourus sur un même bénéficiaire}}{\text{Fonds propres nets}} \leq 25\%$$

L'objectif de cette réglementation est d'éliminer toute concentration des risques d'une banque sur un même bénéficiaire<sup>23</sup>. Elle s'intéresse aussi, aux autres risques justifiant la présence de deux ratios de division des risques à savoir :

<b>Σ des risques encourus sur les bénéficiaires tel que les risques encourus pour chacune d'entre eux sont supérieurs ou égaux à 5% des fonds propres nets</b>	<b>≤ 3 fois les FPN</b>
<b>Σ des risques encourus sur les bénéficiaires tel que les risques encourus pour chacune d'entre eux sont supérieurs ou égaux à 15% des fonds propres nets</b>	<b>≤ 1.5 fois les FPN</b>

Source : circulaire n°91-24 de la BCT

Au final, un autre ratio proposé pour les personnes qui ont un lien avec la banque à savoir « *les administrateurs, dirigeants et même les actionnaires ayant une participation dans le capital de la banque qui excède les 15%* ». Ce ratio se présente comme suit :

<b>Limite des concours accordés aux personnes ayant un lien avec la banque au sens de l'article 43 de la loi 2016-48</b>	<b>≤ 75% des FPN (elle sera 25% fin 2018)</b>
--	---

Source : circulaire n°2018-06 de la BCT

### III.3- La constitution des provisions

Les banques doivent constituer des provisions pour « les actifs classés »<sup>24</sup> de la manière suivante :

<sup>23</sup> Selon la circulaire n°2018-06 de la BCT : « Les emprunteurs d'un même groupe sont considérés comme (même bénéficiaire) ».

<sup>24</sup> Il s'agit selon la réglementation tunisiennes 5 classes d'actifs à savoir :

- Les actifs courants (classe 0) ;
- Les actifs nécessitant un suivi particulier (classe 1) ;
- Les actifs incertains (classe 2) ;

**Tableau 1.2- Les provisions à constituer en fonction des actifs classés**

Les actifs classés	Provisions
Les actifs incertains (classe 2)	20%
Les actifs préoccupants (classe 3)	50%
Les actifs compromis (classe 4)	100%

Source : Circulaire n° 91-24 de la BCT

Ces provisions doivent être consacrées précisément à tout actif classé pour toute valeur qui excède les cinquante mille dinars ou représente 0.5% des fonds propres nets. Elles sont ajustées au montant des sûretés (ou garanties) reçues sur l'Etat, les sociétés d'assurance ou les banques ou encore aux sûretés financières (exemple : nantissement de titres).

Les garanties réelles (les biens meubles ou immeubles) ne sont pas valables que lorsque la banque détient une hypothèque dûment enregistrée. Elles doivent être revendables facilement lors d'une liquidation sur le marché au prix d'évaluation initial.

## **IV- Le niveau de la prise du risque de crédit eu égard le ratio de solvabilité**

### **IV.1- La non fiabilité des méthodes d'évaluation des risques**

Les profils de risques des actifs des banques servent à déterminer les fonds propres réglementaires dans le but de respecter le ratio de solvabilité exigé par les autorités de chaque pays. Par conséquent, les méthodes d'évaluation des différentes composantes de risque de crédit (la probabilité de défaut, la perte en cas de défaut, les expositions au moment du défaut) peuvent faire l'objet d'un biais dans le calcul des besoins du capital réglementaire (BRI, 2015).

Les approches de notation du risque des banques peuvent alors « sous-estimer » le profil interne de risque des actifs. Ceci peut conduire à une minimisation du capital réglementaire pour couvrir ces risques. Les méthodes proposées par l'autorité bâloise pour déterminer l'exposition des banques aux risques de crédit, en particulier les modèles de conception *VaR*, sous-estiment souvent le niveau de capital requis pour couvrir ces risques (Rochet, 2008) et (Lamberts, 2010).

Il est à noter que ces approches permettent aux banques de réaliser des économies sur leurs fonds propres qui servent à couvrir la perte potentielle. En effet, l'hypothèse de la normalité de la distribution du risque du modèle *VaR* accorde une faible importance aux

---

- Les actifs préoccupants (classe 3) ;  
 - Les actifs compromis (classe 4).



événements passés et n'intègre pas les chocs considérables relatifs aux comportements humains (les erreurs diverses, mimétisme et ignorance des clients,...) pour pouvoir anticiper une crise (Lamberts, 2010).

Les banques sont souvent face à un choix de la méthode d'évaluation des fonds propres relatifs au risque de crédit. Elles peuvent utiliser soit les modèles standards des accords de Bâle, soit les modèles de notation interne sous réserve de l'approbation des autorités de tutelle bancaire. En effet, pour adopter « les modèles standards »<sup>25</sup>, les institutions bancaires ont recours à « des notations externes » en vue d'accorder des pondérations aux différentes expositions des bilans. Ces notations externes peuvent faire l'objet de quelques insuffisances empêchant les banques d'évaluer les risques de contrepartie effectifs de ces expositions. Ainsi, un recours excessif à ces notations externes risque de compromettre la dépendance des banques aux acteurs de marché parce qu'une part importante des expositions des entreprises ne sont pas notées (Le comité de Bâle pour la supervision bancaire de la BRI, 2016).

#### **IV.2- Variabilité des actifs pondérés du risque « *Risk Weighted Assets* ou *RWA* »**

Les actifs pondérés par les risques sont des paramètres clés pour la détermination des exigences de fonds propres des banques. Ils peuvent avoir une tendance hausse dans un contexte d'incertitude et baisse dans le cas contraire. Cette variabilité des actifs ajustés aux risques peut engendrer une insuffisance en fonds propres réglementaires. De ce fait, plusieurs travaux ont critiqué les modèles de notation internes du risque de crédit qui permettent de mesurer les fonds propres réglementaires couvrant essentiellement les pertes attendues. Ces travaux ont confirmé l'hypothèse que ces capitaux propres réglementaires sont insuffisants vu la non fiabilité des modèles internes qui pondèrent les actifs en fonction de leurs risques respectifs (Bams, Pisa, and Wolff, 2013), (Bundesbank et Düllmann, 2013) et (Dietsch et Fraise, 2015).

D'un autre côté, une étude menée en 2015 par l'Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution (ACPR) sur la différenciation des pondérations de risque entre les banques françaises a montré que le taux de *RWA* présente une grande disparité entre ces établissements qui est difficile à expliquer. L'analyse montre aussi que cette disparité des actifs pondérés des risques est la cause d'une hétérogénéité des pertes en cas de défaut (*Loss Given Default*). Ce

---

<sup>25</sup> Il est à noter que le comité de Bâle a publié un autre document en « décembre 2015 » pour réviser l'approche standard pour le risque de crédit.

phénomène d'hétérogénéité de pertes en cas de défaut (*LGD*) a pour origine les différences entre les banques en matière de constitution des garanties et les modalités de leur prise en compte (Henri Fraisse et Michel Dietsch, 2015).

Certaines études empiriques ont démontré que les actifs pondérés par les risques ne sont pas de bons « indicateurs d'alerte de crise » ou d'anticipation de « la détresse financière » (Haldane, 2012) et (Acharya, Engle et Pierret, 2014). Ces travaux cherchent, dans un premier temps, à déterminer sous quelles conditions ces actifs pondérés permettent de couvrir réellement les risques des portefeuilles des banques. Dans un second temps, ils permettent d'identifier à quel niveau ces actifs pondérés permettent aux banques de détecter et de corriger les incohérences de gestion des risques de leurs portefeuilles.

#### **IV.3- Le risque de crédit en relation avec le risque systémique et l'accord de Bâle III**

A travers l'histoire, les faillites « des banques systémiques »<sup>26</sup> ont résulté des conséquences négatives considérables sur l'économie réelle telles que l'assèchement de la liquidité et la faillite des petites et moyennes entreprises. Ces institutions bancaires posent essentiellement le problème du « *too-big-to-fail* » pour les régulateurs. La persistance de la doctrine « *too-big-to-fail* » a été relevée par la crise des *Subprimes* de 2007 en remettant en cause l'intérêt de la réglementation prudentielle bancaire eu égard à la taille des banques. En effet, lors de cette crise, les grandes banques internationales (d'importance systémique) ont montré une incapacité d'absorber les pertes de leurs activités (l'exemple de Lehman Brothers et Northern Rock). Quant aux normes de Bâle II, elles ne traitent pas les interactions possibles entre l'effet taille et la faillite des banques systémiques pour réduire l'accumulation de risque (Bordes, 2005). Ce chercheur avait déjà relevé que les normes micro-prudentielles ne sont pas suffisantes à elles seules pour garantir la stabilité macroéconomique.

A l'arrivée des accords de Bâle III, des normes prudentielles de fonds propres ont été mises en place pour atténuer le risque systémique pour les banques d'importance systémique. Le régulateur, via ces accords, impose à ces banques d'avoir des fonds propres réglementaires supérieurs<sup>27</sup> aux exigences minimales et ce pour sécuriser le système bancaire face à tout phénomène de contagion d'une faille bancaire. Toutefois, Bâle III ne permet pas d'affaiblir la

---

<sup>26</sup> Selon le conseil de la stabilité financière (CSF) : « Une banque systémique est une banque dont les activités sont tellement importantes et variées que son hypothétique faillite aurait nécessairement un effet très négatif sur la finance mondiale ».

<sup>27</sup> Ces fonds propres peuvent être : « les fonds propres supplémentaires, les fonds propres conditionnels et les créances réqualifiables... ».

probabilité de défaillance des banques systémiques, ni de réduire son impact sur le système financier (Cecchetti, 2011).

Selon les exigences de Bâle III, les banques d'importance systémique doivent détenir obligatoirement des fonds propres réglementaires additionnels en fonction de leurs tailles. Cependant, face à la variabilité de la part systémique des banques, il est impossible à ces banques d'ajuster leur capital réglementaire au jour le jour (Georg, 2011). Elles seront donc obligées de constituer des fonds propres assez suffisants pour faire face à toute augmentation possible de leur importance systémique et améliorer ainsi l'efficacité de leurs capitaux propres (Georg, 2011).

Par ailleurs, comme toute réglementation micro-prudentielle, les exigences de Bâle III sont importantes pour contrôler et surveiller la prise de risque de crédit par les banques, mais elles sont considérées insuffisantes pour garantir une stabilité à la fois macroéconomique et financière. De ce fait, pour que les normes micro-prudentielles soient efficaces, elles doivent être liées par une politique macro-prudentielle afin de réduire le risque systémique et atténuer les effets négatifs de la réforme « Bâle III » sur le financement de l'économie (Borio, 2008), (Galati, 2013) et (Osiński, Hoogduin et Seal, 2013).

## Conclusion

La dernière crise financière de 2007-2008 a montré clairement que les réglementations en matière d'adéquation des fonds propres sont incapables de placer l'institution financière à l'abri des risques. A titre d'exemple, la banque britannique « Northern Rock » avait un ratio de solvabilité proche de 12% quand elle a fait faillite, soit l'un des ratios les plus élevés au Royaume-Uni (Walter, 2010). Cinq jours avant sa faillite, le ratio de fonds propres « Tier 1 » de la banque américaine « Lehman Brothers » s'élevait à 11%, soit près de trois fois le minimum réglementaire à cette époque (The Economist, 21 Janvier 2010). Par conséquent, les régulateurs ont focalisé leur attention sur les politiques « macro-prudentielles » pour pouvoir agir contre les risques du système financier. Ceci sert essentiellement à atténuer les répercussions graves du risque systémique sur le fonctionnement de l'économie réelle (Tarullo, 2014).

En suivant l'évolution de la réglementation de Bâle (I, II et III), nous avons, d'une part, présenté les raisons de sa mise en place. D'autre part, nous avons mis l'accent sur les insuffisances de cette réglementation bancaire à réduire l'impact du risque de crédit encouru par les banques. En tant que pays émergent, la Tunisie doit suivre l'évolution internationale de cette réglementation bancaire afin d'assurer le développement continu de son corps réglementaire et ce, pour améliorer la culture de gestion de risque de son secteur bancaire.

---

**Chapitre II- Analyse de l'effet simultané entre le niveau de la prise de risque de crédit et les variations du ratio de capital réglementaire dans le secteur bancaire tunisien**

---

## Introduction

Avant la révolution, le secteur bancaire souffrait déjà de vulnérabilités structurelles comme la sous-capitalisation, la fragmentation, la faible qualité des actifs (les volumes importants des crédits non performants), la faiblesse de la supervision bancaire et même le sous-développement de la bourse qui empêchait les banques cotées d'ouvrir leur capital à tout moment (Boussada, 2012).

Depuis 2011, la situation s'est encore aggravée, les banques ont été impactées par les relents de la révolution. Le poids des crédits improductifs demeure gonflé, jugé encore élevé par rapport aux normes universelles (FMI, 2012). De plus, les carences en matière de supervision bancaire sont liées aux moyens limités comme la faible centralisation d'informations comptables, les pratiques non conformes aux normes internationales telles que l'indépendance de la BCT par rapport au gouvernement politique afin de limiter l'effet d'éviction et même le seigneurage. Ces problèmes ont pu atténuer la capacité de la BCT à bien contrôler la solvabilité des banques. Malgré les efforts de rattrapage considérable déployés par la BCT, le taux de couverture des crédits non performants en vue de provisionnement (62.4% pour les banques privées contre un taux de 53.4% pour les banques publiques) demeure strictement loin des normes internationales (soit 90%) et n'affranchit pas le seuil prévu de la BCT (soit 70%) (Amen Invest, 2014). Ce qui est encore grave, le provisionnement des banques tunisiennes se base sur des évaluations assez optimistes des garanties dont une réévaluation fine pourrait rendre certaines banques insolubles (Boussada, 2012).

Face à cette conjoncture du secteur bancaire, les normes prudentielles mises en place par la tutelle avaient comme objectif la limitation des prises de risque des banques surtout celui de crédit. L'intervention d'ordre juridique de la BCT s'est avérée nécessaire pour limiter les engagements avec des secteurs risqués dans le but d'assurer la pérennité et la solidité du système bancaire. Toutefois, des recherches complémentaires pour comprendre l'impact de la réglementation prudentielle sur la culture de gestion du risque de crédit chez les banques, paraissent indispensables. Plus précisément, nous voulons dans ce chapitre répondre à la question suivante : « La prise du risque de crédit est-elle aussi limitée que lors de l'introduction et du durcissement des normes prudentielles de solvabilité ? ».

En répondant à cette problématique, nous présenterons dans un premier temps, le secteur bancaire tunisien et ses faiblesses, et développerons un modèle analysant le comportement des établissements de crédit en termes de prise de risque de crédit par rapport au ratio de solvabilité (*ratio de McDonough*).

Dans un second temps, nous mettrons en place la méthodologie, la construction de notre base de données et quelques statistiques descriptives des variables de notre modèle. Au final, nous analyserons et exposerons les résultats des estimations de la relation entre les variations du ratio de solvabilité et les variations du niveau du risque de défaut, à travers un modèle à deux équations simultanées.

## **I- Etat des lieux et spécificité du secteur bancaire tunisien**

En dépit du contexte d'aggravation des indicateurs macroéconomiques et de resserrement de liquidité, les banques tunisiennes n'ont pas cessé d'accomplir leur principale mission de financement de l'économie. Cependant, le secteur bancaire en Tunisie souffre de plusieurs faiblesses.

### **I.1- Les faiblesses du système bancaire tunisien**

#### **→ *Le manque de liquidité***

La lecture du rapport d'activité d'Amen Invest (Février, 2014) fait apparaître que depuis la révolution, la croissance des crédits était plus importante que celle des dépôts. Ceci peut s'expliquer par :

- Les difficultés de recouvrement des crédits aux entreprises en difficultés dont le nombre n'a pas cessé d'augmenter depuis 2011 ;
- Le développement de l'économie informelle qui représente désormais plus de 50% de l'économie totale et qui draine énormément de liquidités en dehors du circuit bancaire ;
- La crise de confiance des ménages dans l'économie et leur doute concernant la solvabilité future des banques, menant à un retrait progressif de leurs dépôts bancaires. Ce mouvement est de plus aggravé par une hausse du crédit à la consommation qui est devenu la principale niche de revenu pour les banques. Ceci fait dégager un taux de couverture des crédits par les dépôts en-dessous des 100% (de 106.3% en 2009 à 98.6% en 2010, 90.8% en 2011 puis 93% en 2012). Il est à noter qu'en 2016, le rythme d'évolution des dépôts était moins élevé que celui des crédits (9% contre 9,5% en 2015). Cette baisse avait impacté le taux de couverture des créances par une réduction de 0,5 point de pourcentage pour devenir 96,7% en 2016 contre un taux de 97,2% fin décembre 2015. Ce ratio confirme le problème de manque de liquidité dont souffre le système bancaire tunisien.

#### **→ *Les banques publiques : le maillon faible du secteur bancaire tunisien***

L'intervention directe de l'État dans la gestion et la fixation de l'orientation stratégique des banques publiques implique un manque d'autonomie de décision pour ces dernières. De ce fait, des problèmes de gouvernance ont émergé freinant ainsi le processus de restructuration internes et de modernisation de ces établissements. D'un autre côté, le



problème d'autonomie décisionnelle amène ces banques sous pression politique à prendre des décisions (octroi de crédits, recrutements, etc.) n'obéissant souvent à aucune logique économique ou financière. Bien qu'en amélioration depuis leur dernière recapitalisation par l'Etat sous la pression des institutions financières internationales, la santé financière des banques publiques était préoccupante eu égard au niveau de leur ratio de solvabilité qui n'a pas cessé de baisser, enregistrant un taux de 10% en 2010 et de 9,8% en décembre 2011 tandis que le ratio moyen pour l'ensemble du secteur bancaire est passé de 11,6% à 11,5% durant la même période (Rapport annuel de la BCT, 2011).

→ ***Des banques de petites tailles et peu compétitives : un secteur fragmenté***

Les trois premières banques en Tunisie représentent environ 30% des actifs du secteur. Ceci confirme qu'un système contenant 24 banques est dominé par des banques de petites tailles posant ainsi le problème de la fragmentation et la dispersion des bénéfices. Ce phénomène constitue un double handicap. D'un côté, il prive ces banques de réaliser des économies d'échelle nécessaires au développement de leur compétitivité. D'un autre côté, il réduit les chances de leur implantation à l'étranger.

→ ***Une qualité d'actifs encore problématique bien qu'en amélioration***

Pour juger la santé d'un secteur bancaire dans un pays, le Fonds Monétaire International (FMI) et la Banque Mondiale (BM) se basent principalement sur le critère du risque de crédit. Leurs rapports confirment que malgré les améliorations réalisées durant ces dernières années en matière de qualité des encours de crédits et du niveau de couverture des créances douteuses par les provisions, le niveau du risque de crédit réalisé par le secteur bancaire tunisien est en deçà des niveaux réalisés par d'autres pays émergents. En effet, la qualité des actifs des banques pose encore problème. Durant les années 2003-2005, le taux mesurant les créances classées par rapport au total des engagements est encore assez élevé bien qu'il affiche une baisse continue passant de 24% en 2003 à 20,9% en 2005 (Rapport annuel de la BCT, 2005). Cette tendance baissière s'est poursuivie durant les années qui suivent, en 2006 ce taux est à 19% passant à 15% en 2009, ensuite à 13,2% en 2011 et 13,5% fin Septembre 2012 (Rapport FMI, 2013). En d'autres termes, l'évolution à la baisse des créances douteuses du secteur bancaire tunisien confirme des efforts déployés par la BCT pour les réduire à un niveau proche des normes internationales. Cependant, le taux des prêts non performants reste assez élevé comparativement aux pays affichant les mêmes caractéristiques que la Tunisie. Dans un rapport publié en 2018, l'agence Moody's note que le taux des créances non productives des banques tunisiennes demeure au terme de 2017 à un

niveau élevé de 15% mais qu'il va se stabiliser. Olivier Panis<sup>28</sup>, confirme que cette stabilisation sera tributaire d'une croissance soutenue des crédits et surtout de l'assouplissement de politiques rigides dans les banques publiques qui présentent le taux de créances douteuses le plus élevé du secteur (autour de 22% durant l'année 2017). Ces banques sont trop engagées dans les secteurs stratégiques tels que le tourisme, chose qui explique le taux élevé des impayés vu que ce secteur est lourdement impacté après la révolution du janvier 2011.

## **I.2- Le secteur bancaire tunisien et les solutions réglementaires prises par la BCT**

Depuis l'année 1997, la Banque Centrale de Tunisie avait lancé un programme pertinent cherchant à mettre à niveau le secteur financier en général et le secteur bancaire en particulier.

En 2001, une loi relative aux établissements de crédit a été promulguée mettant en place un environnement plus dynamique et libéral en permettant aux banques d'être universelles afin de supprimer le cloisonnement juridique entre les institutions de dépôts et celles de développement.

En 2006, un renforcement du paysage bancaire par un nouveau projet de loi a vu le jour. Cette réforme avait cherché l'amélioration de la qualité des encours des crédits et le niveau de couverture des créances classées. A cette époque, la capitalisation des banques était considérée en deçà du niveau exigé par les règles des accords de Bâle. Par ailleurs, le renforcement des fonctions de supervision des institutions bancaires par la BCT a été le corps de cette loi.

Plus précisément, la loi 2006 a été marquée par de nouvelles prérogatives dans les domaines du suivi, du conseil, de la transparence, du contrôle et de la publication des informations financières.

En complément de ce cadre réglementaire, une circulaire des règles de bonne gouvernance pour le secteur bancaire (circulaire 2011-06 du 20 Mai 2011) a été mise en place par la BCT cherchant la rénovation des organes d'administration. Emanant des normes internationales du Comité bâlois, cette circulaire a renforcé la gestion des risques et conféré une grande transparence à la gestion des banques. Elle a cherché aussi à améliorer la couverture des risques dans les banques, et ce en obligeant les banque de :

---

<sup>28</sup> Responsable en chef des crédits auprès l'agence Moody's

- Constituer des provisions collectives, portant sur les risques latents liés aux encours et aux engagements de « la classe 1 », pour diminuer les risques liés aux créances rééchelonnées et faire un pas en avant vers les accords de Bâle II.
- Renforcer les règles prudentielles en révisant la circulaire n° 91-24 de décembre 1991 qui porte principalement sur : « La consolidation des ressources propres des banques, par l'augmentation progressive du ratio de solvabilité minimum à 9% à fin 2013 et à 10% à fin 2014 ». La rectification de cette circulaire porte sur l'institution des pénalités financières pour toute infraction à la réglementation prudentielle, et ce sous la forme d'une exigence supplémentaire en fonds propres.

Un programme de restructuration du secteur bancaire a été effectué par l'État en 2012 via un appel d'offres international pour une mission d'audit externe concernant les trois grandes banques publiques. Cette mission contient deux étapes : un diagnostic pour extraire toutes les faiblesses et les insuffisances affectant le volet organisationnel, financier, managérial et opérationnel. Une deuxième étape suit l'étape du diagnostic et cherche à mettre en place un programme de restructuration stratégique afin d'assainir ces trois banques.

De plus, la tutelle a instauré une nouvelle circulaire n° 2013-21 du 30/12/2013 obligeant les banques à constituer « des provisions additionnelles » sur les actifs ayant une ancienneté dans la classe 4, supérieure ou égale à 3 ans pour la couverture du risque net.

Au final, il y a eu la promulgation d'une nouvelle loi bancaire n°2016-48 du 11 juillet 2016 remplaçant la loi n°2001-65 du 10 juillet 2001 relative aux établissements de crédit. Elle a comme objectif le contrôle des banques et l'organisation des conditions d'exercice des opérations bancaires afin de garantir la stabilité financière et la protection des déposants aussi bien les usagers des services de la banque.

## **II- Gestion du risque de crédit et ratios prudentiels : cadre d'analyse et hypothèses retenues**

### **II.1- Cadre d'analyse**

Le secteur bancaire en tant que principal pourvoyeur de fonds pour l'économie tunisienne nécessite l'adoption de nouvelles réformes urgentes et cruciales. Certes, les notations des agences de *rating* constituent un signal d'alarme pour l'économie qui nous amènerait à la construction d'un nouveau modèle économique pour redresser la situation. Ceci peut engendrer la reprise économique en affectant positivement l'environnement de l'investissement.

Revenons sur les faiblesses du secteur bancaire tunisien déjà mentionnées, l'absence d'instruments efficaces de supervision et de réglementation prudentielle rigoureuse constitue l'obstacle majeur pour tout développement possible de ce secteur.

Le souci des autorités réglementaires dans un pays, est de définir les outils pour superviser et contrôler la santé financière du système bancaire. C'est ainsi que la notion de ratio de solvabilité (*RS*) ou *Capital Adequacy Ratio (CAR)* a vu le jour durant les années 1970 (Chiuri et *al.*, 2002). En d'autres termes, l'expérience a montré que l'expansion du crédit sans une augmentation parallèle des fonds propres des banques expose ces dernières à un risque d'insolvabilité assez important surtout en cas de crise. C'est pour cette raison, que les organismes de réglementation (le comité de Bâle pour le contrôle bancaire et ses partenaires) ont défini à travers les années plusieurs mesures de contrôle en émettant de multiples réformes. Ce contexte de protection contre les chocs implique plusieurs instruments tels que les exigences en matière de fonds propres. Cet instrument est le plus fréquemment utilisé par la réglementation prudentielle du secteur bancaire de chaque pays.

## **II.2- Les hypothèses retenues**

L'importance des exigences en capital pour garantir la stabilité bancaire a suscité de nombreux chercheurs à analyser ses déterminants et la manière dont elles influencent le niveau de prise de risque des banques. En effet, Demsetz et Strahan (1997) et Ayuso et *al.* (2004) ont étudié l'évidence que les grandes banques ont la capacité de fonctionner avec un ratio de capital plus faible que les petites banques vu qu'elles profitent des effets de diversification des risques. D'un autre côté, Kleff et Weber (2008) et Gropp et Heider (2009) ont confirmé que les banques les plus rentables ont tendance à avoir un ratio de solvabilité réglementaire relativement plus important par rapport aux autres banques moins rentables.

Globalement, d'autres chercheurs comme Calem et Rob (1999) ont affirmé que l'accroissement de ce ratio réglementaire a engendré une augmentation du niveau du capital des établissements bancaires accompagnée par une diminution limitée de la prise de risque. D'un point de vue réglementaire, les banques dont le portefeuille est relativement risqué (c'est-à-dire, que son niveau de risque de crédit assez important), sont obligées de détenir un niveau de capital (constituant un tampon) plus important parce qu'elles sont susceptibles de se trouver avec des ratios de fonds propres minimum inférieurs à la norme exigée par la réglementation. Une situation pareille, peut accroître la probabilité de faillite de ces banques en étant incapables de confronter les coûts liés à ce contexte financier délicat.

Partons des arguments avancés, nous nous intéressons de tester les deux hypothèses suivantes :

- **Hypothèse 1 (H1)** : « La variation du niveau du ratio de capital de la banque ( $\Delta RS$ ) a un effet significativement négatif sur le comportement de prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) ».
- **Hypothèse 2 (H2)** : « La variation du niveau de la prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) est corrélée négativement avec le changement du niveau du ratio du capital ( $\Delta RS$ ) ».

**Tableau 2.1- Les signes attendus entre les variables  $\Delta RS$  et  $\Delta CRISK$**

Signes attendus	Variables endogènes	
Variables exogènes	$\Delta RS$	$\Delta CRISK$
$\Delta RS$		( - )
$\Delta CRISK$	( - )	

*Source : Jokipii et Milne (2010), Lin et al. (2013) et Maraghni et al. (2016)*

Les travaux récents de Jokipii et Milne (2010), Lin et al. (2013) ont étudié la relation entre la réserve de capital (*Capital Buffer*), le capital, la performance, le risque et le rendement. Leurs études ont dégagé un comportement contra-cyclique de cette réserve de capital, particulièrement sur le niveau du risque de crédit aux Etats-Unis et en Suisse (étant les pays sujets de cette étude). En se basant sur une théorie moderne connue par « *Buffer Theory* », nous nous attendons à ce que les ajustements du niveau de capital constitué avec celui de la prise de risque de crédit soient corrélés positivement si les fonds propres de sécurité ou tampon sont assez élevés, alors qu'ils sont négativement corrélés dans le cas contraire. Selon cette théorie, les banques affichant des ratios de capital supérieurs à la norme exigée par la réglementation (c'est-à-dire, celles qui sont suffisamment capitalisées), ont certainement des réserves de capital (Buffer) plus confortables. Cependant, pour les banques qui sont proches du niveau requis du capital réglementaire, la relation pourrait normalement être négative à court terme avec les fonds propres tampon. En effet, toute augmentation des exigences du capital réglementaire ( $\Delta RS$ ) se traduit par une baisse du niveau du stock de réserve en capital (Buffer). Au contraire, si la relation est positive, toute hausse du niveau des fonds propres tampon (Buffer) sera suivie par une amélioration du ratio de capital. Par ailleurs, sur la base des informations fournies sur les niveaux assez élevés des valeurs de (Buffer) et ( $\Delta RS$ ) pour

le secteur bancaire tunisien (Rapport de la BCT, 2017), nous formulons une troisième hypothèse de la manière suivante :

- **Hypothèse 3 (H3) :** « Le niveau des fonds propres tampons (Buffer) est associé positivement aux variations du niveau du capital ».

### **III- Les niveaux cibles, l'ajustement partiel et la spécification économétrique du modèle**

#### **III.1- L'ajustement partiel et le modèle à équations simultanées**

Les travaux d'Altman en 1968 viennent de souligner que les ratios financiers possèdent un autre rôle autre que leur utilité traditionnelle d'évaluation des performances financières et même économiques des banques. De ce fait, les ratios financiers peuvent être considérés comme des outils de rationalisation statique et interne nécessaires pour la prévision des difficultés.

De plus, Lev (1969) a montré que le ratio moyen d'un secteur d'activité est souvent exploité comme une valeur « cible » par les entreprises pour apporter des ajustements. Ce chercheur a pu déduire un modèle d'ajustement partiel amélioré par la suite par Lintner (1977) lors de ses travaux sur l'ajustement du niveau cible des dividendes des établissements bancaires. C'est dans le cadre des travaux « d'ajustement partiel » que s'inscrit notre apport en recourant à un modèle à deux équations simultanées initialement développé par Dahl et Shrieves (1990) et repris plus tard dans plusieurs recherches telles que celles de Jacques et Nigro (1997), Ediz *et al.* (1998), Saadaoui (2010), Lin *et al.* (2013) et Maraghni *et al.* (2016), et ce pour analyser la relation entre « le niveau du ratio de capital » et « le niveau du ratio du risque de crédit des banques ».

La littérature financière a considéré que ces deux variables endogènes sont corrélées et se comportent d'une manière simultanée (Aggarwal et Jacques, 1998). Plus précisément, deux situations s'affichent :

- i)* Un ajustement du niveau d'incitation à la prise de risque de crédit peut être entraîné par une variation du ratio de capitalisation (ratio de solvabilité) ;
- ii)* Pour toute éventuelle évolution du niveau du risque de crédit, l'établissement bancaire est susceptible d'être incité à ajuster son ratio de capital vers « une valeur cible souhaitée », et ce pour assurer une couverture contre ce risque.

En effet, les valeurs cibles du niveau du risque de crédit (CRISK\*) et celle du ratio de capital (RS\*) que les banques souhaitent obtenir, dépendent d'une multitude de variables exogènes liées au cadre institutionnel dans lequel elles varient. Dans le moyen-long terme, les banques désirent, généralement, atteindre des niveaux optimaux de ratios par un ajustement partiel plus fin. Quant à Dahl et Shrieves (1990), ils ont souligné que ces établissements bancaires ne sont pas en mesure d'atteindre instantanément « les niveaux cibles », chose qui explique la présence de l'ajustement partiel faisant appel aux paramètres ( $\lambda$ ) et ( $\gamma$ ) (il est à noter que leurs valeurs varient entre 0 et 1). Par conséquent, le changement optimal du niveau du ratio de capitalisation et celui du niveau de ratio du risque de crédit, pour chaque année (t) et pour chaque banque (i), sera exprimé par la différence entre RS\* et RS<sub>t-1</sub> et simultanément entre CRISK\* et CRISK<sub>t-1</sub>.

Nous présentons ainsi les deux équations qui initient notre contribution :

$$\Delta RS_{i,t} = \lambda (RS^* - RS_{t-1})$$

$$\Delta CRISK_{i,t} = \gamma (CRISK^* - CRISK_{t-1})$$

En recourant aux variables exogènes (explicatives) dans les deux équations simultanées telles qu'elles sont utilisées initialement dans les travaux de Jacques et Nigro (1997) et repris par Lin et *al.* (2013), Maraghni et *al.* (2016), deux quantités notées respectivement (W<sub>t</sub>) et (Z<sub>t</sub>) ont été prises en compte dans le modèle pour représenter les facteurs exogènes à la banque. Les spécifications économétriques de base s'énoncent alors de la façon suivante :

$$\Delta RS_{i,t} = \lambda (RS^* - RS_{t-1}) + W_t$$

$$\Delta CRISK_{i,t} = \gamma (CRISK^* - CRISK_{t-1}) + Z_t$$

Au final, le modèle estimé tel qu'il a été présenté par Maraghni et *al.* (2016) se note par les deux équations simultanées suivante :

$$\begin{aligned} \Delta RS_{i,t} = & \lambda_0 + \lambda_1 ROA_{i,t} + \lambda_2 SIZE_{i,t} + \lambda_3 SPREAD_{i,t} + \lambda_4 \Delta CRISK_{i,t} + \lambda_5 RS_{(i,t-1)} \\ & + \lambda_6 BUFFER_{i,t} + \lambda_7 (REG_{(i,t-1)} \times \Delta CRISK_{(i,t-1)}) + \lambda_8 (REG_{i,t} \times \Delta RS_{i,t}) \\ & + \mu_{i,t} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta CRISK_{i,t} = & \gamma_0 + \gamma_1 SIZE_{i,t} + \gamma_2 NPL_{i,t} + \gamma_3 SPREAD_{i,t} + \gamma_4 \Delta RS_{i,t} + \gamma_5 CRISK_{(i,t-1)} \\ & + \gamma_6 REG_{(i,t-1)} + \gamma_7 (BUFFER_{(i,t-1)} \times \Delta RS_{(i,t-1)}) \\ & + \gamma_8 (BUFFER_{i,t} \times CRISK_{i,t}) + \phi_{i,t} \end{aligned}$$

Avec  $\mu_{i,t}$  et  $\phi_{i,t}$  expriment les résidus respectivement des équations de niveau de capital (ratio de solvabilité ou  $\Delta RS$ ) et du niveau du risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) pour la banque (i) au cours de l'année (t). Par la suite,  $\lambda_j$  (tel que,  $j = 1 \dots 8$ ) et  $\gamma_k$  (tel que,  $k = 1 \dots 8$ ) représentent les paramètres du modèle affectés aux variables exogènes. D'un autre côté,  $\lambda_0$  et  $\gamma_0$  présentent les constantes de notre modèle spécifié par deux équations simultanées.

Ces dernières expriment simultanément la relation entre le comportement des banques en termes de prise de risque de crédit et le niveau de variation du capital (deux variables à expliquer ou endogènes). Elles sont en fonction des niveaux cibles souhaitées de risque de crédit et des fonds propres ainsi qu'une variété de facteurs explicatifs appropriés (variables explicatives).

### III.2- Définitions et significativité des variables du modèle

#### III.2.1- Les variables endogènes

**Ratio de solvabilité (RS)** : c'est le ratio de solvabilité connu aussi par le ratio « *McDonough* ». Il est défini comme le rapport entre les fonds propres nets de base (*Tier 1*) et complémentaires (*Tier 2*), et les actifs bancaires pondérés en fonction des différentes classes de risque telles que définies par la réglementation tunisienne. Le présent ratio ne peut pas être calculé directement à partir des états financiers publiés. Généralement, il est publié dans les rapports annuels des banques sous la forme d'une variation première entre deux années  $\Delta RS_{i,t} = RS_{i,t} - RS_{i,t-1}$ .

Le ratio de solvabilité (RS) d'une banque est devenu très populaire, comme le confirme les travaux de Powell (2004), depuis sa mise en place par les autorités réglementaires internationales. En Tunisie, la valeur du ratio de solvabilité doit être supérieure à 10 % depuis le début de l'année 2014 (contre 9 % en 2013, 8% entre 2001 et 2012 et 5% auparavant). Il a été exploité par Jacques et Nigro (1997), Heid et al. (2004), Jokipii et Milne (2010), Lin et al. (2013) et Maraghni et al. (2016) pour montrer l'effet simultané entre capital prudentiel et risque de contrepartie. Ces auteurs confirment qu'un niveau important de ce ratio indique un risque de défaut assez faible. Partons de cet argument, le signe prévu pour la variable «  $\Delta RS$  » de notre modèle sera négatif en fonction du risque de crédit «  $\Delta CRISK$  ». Ce dernier ratio se définit comme suit :

$$RS = \frac{\text{Fonds Propres Prudentiels (tier1 + tier2 + tier3)}}{(\text{Risque crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque opérationnel})}$$



**Ratio du risque de crédit (CRISK)** : la présente variable exprime le niveau de prise de risque de crédit. Elle est introduite dans notre modèle en tant que variable endogène sous la forme d'une variation première entre (t) et (t-1) «  $\Delta CRISK$  ». De même, elle figure comme une variable exogène retardée d'une période (t-1) reflétant le principal risque bancaire. Ce risque de contrepartie est considéré comme un indicateur évaluant le risque issu du bilan et du hors bilan à partir des informations relatives au portefeuille de crédits bancaires. Il met en évidence les provisions sur les créances douteuses et litigieuses par rapport au montant des crédits accordés par la banque :

$$CRISK = \frac{\text{Provisions sur les créances classées}}{\text{Total crédits}}$$

Les travaux d'Aggarwal et Jacques (1998) confirment que cette variable exprime la capacité d'une banque à absorber les pertes liées à ses crédits de mauvaise qualité. Par ailleurs, plus les banques possèdent assez de fonds propres, plus elles sont considérées comme moins risquées vu qu'elles constituent davantage de provisions.

### **III.2.2- Les variables exogènes**

**Réglementation (REG)** : initialement introduite par Heid et *al.* (2004), Van Roy (2005) et puis par Jokipii et Milne (2010). Cette variable exogène mesure l'effet de la pression réglementaire sur les fonds propres de la banque. Elle se calcule à l'aide des variables composites de contrôles, conformément aux lois qui régissent les banques en Tunisie et même les accords de Bâle II et III. D'autres chercheurs comme Calem et Rob (1996), Godlewski (2005) et même Heid et *al.* (2006) ont souligné que l'effet de la réglementation bancaire sur le comportement des banques au sens de la prise de risque amène à des résultats assez controversés.

A la fin d'une année « t » et pour une banque « i », la variable pression réglementaire « REG » est mesurée de la façon suivante :

$$REG_{i,t} = [Min REG + \sigma RS_i] - RS_{i,t}, \text{ si } RS_{i,t} \leq Min REG + \sigma RS_{i,t}$$

$$REG_{i,t} = 0, \text{ si } RS_{i,t} > Min REG + \sigma RS_{i,t}$$

Où « *Min REG* » constitue le minimum réglementaire exigé pour le ratio de solvabilité, et  $\sigma RS$  est l'écart-type du ratio de capital note RS.

**Fonds propres tampon (BUFFER)** : elle est introduite comme variable exogène dans la première équation de notre modèle pour tester son impact sur la variation du niveau du ratio de capital réglementaire ( $\Delta RS$ ). De même, elle mesure la distance prise par les établissements de crédit par rapport au risque de non-conformité à la réglementation prudentielle en matière de fonds propres. Cette variable se calcule par la différence entre le ratio de solvabilité « RS » et le ratio minimum réglementaire exigé « Min REG »<sup>29</sup>.

Heid et *al.* (2004) considèrent qu'il s'agit à la fois d'une mesure combinée de fonds propres et de risque de défaut. Elle chiffre aussi le stock de sécurité absolue de fonds propres détenus par une banque. La formule de cette variable se présente alors :

$$BUFFER = RS - Min REG$$

Le choix de cette variable explicative est dû au changement observé dans le montant de capital détenu, au-delà de celui exigé par la réglementation. Sous l'hypothèse que les banques vont gérer leurs fonds propres de façon à éviter les coûts associés au non-respect des normes réglementaires, nous exploitons cette mesure du capital. Ce dernier argument a été avancé par Maurin et Toivanen (2012).

Le caractère pro-cyclique de l'environnement réglementaire de cette variable a poussé plusieurs auteurs à l'introduire dans leurs travaux (Heid et *al.*, 2004). La variable « *Buffer* » peut aussi détecter la relation entre la pression réglementaire, le risque de crédit et la stratégie des banques dans la gestion du ratio de solvabilité (Illing et Paulin, 2004). A titre d'exemple, Ayuso et *al.* (2004) dans leur contribution ont pu montrer l'effet contra-cyclique des fonds propres tampon « *Capital Buffer* » pour un échantillon de banques espagnoles.

**(REG x  $\Delta RS$ ) et (REG x  $\Delta CRISK$ )** : deux variables composites exprimant, d'une part, le produit de la variable « contrainte réglementaire » par celle du « niveau de fonds propres » et d'autre part, le produit du niveau du « risque de crédit » par celui de « la pression réglementaire ». Ces dernières, incluses dans la première équation, vont servir à quantifier l'impact de la pression réglementation sur le ratio de solvabilité. En nous inspirant des travaux de Jokipii et Milne (2010), Maurin et Toivanen (2012) et Lin et *al.* (2013), nous pouvons constater que la pression réglementaire affecte la vitesse d'ajustement du ratio de capital des banques.

---

<sup>29</sup> Avant 2001, il était à 5%. Entre 2001 et 2012, le seuil est à 8%. L'année 2013 était une année de passage pour durcir encore les exigences pour atteindre 9%. Dès 2017 jusqu'à nos jours, le minimum exigé est de 10%.

En tant que facteur d'interaction, le produit de ces deux variables, pourrait indiquer d'une manière plus précise l'effet de la contrainte prudentielle sur le changement du niveau de fonds propres des banques. Par ailleurs, le signe attendu est positif pour le produit (**REG x ΔRS**) par rapport à **ΔRS**, cependant, celui de (**REG x ΔCRISK**) reste imprévisible comme le confirment Dahl et Shrieves (1990).

**(BUFFER x ΔRS) et (BUFFER x CRISK)** : Dans la même logique, nous introduisons ces deux mesures composites pour évaluer l'impact des fonds propres tampon sur les variations de niveau du risque de crédit. A la base, ces variables ont été inspirées des travaux de Heid, Porath et Stolz (2004) pour un échantillon regroupant des banques allemandes. De même, Maurin et Toivanen (2012) ont introduit ces variables lors d'un travail sur les banques européennes. Nous examinons par ces mesures, si les banques possédant des stocks de fonds propres tampon assez faibles, arrivent à ajuster leur niveau de risque de crédit plus rapidement et inversement.

**Tableau 2.2- Liste récapitulative des variables retenues dans le modèle à équations simultanées**

Variables	Estimateur	Observations	Références
<b>RS</b>	$FPR(tier1 + tier2 + tier3) / \begin{matrix} (R. \text{marché} + \\ R. \text{crédit} + \\ R. \text{opérationnel}) \end{matrix}$	Ratio de solvabilité ou ratio d'adéquation des fonds propres (FP) réglementaires, connu aussi, sous le nom de « ratio MacDonough ».	R. Aggarwal et K.T. Jacques (1998), F. Heid et al (2004), S.L. Lin et al. (2013), M. Mili et al. (2016)
<b>CRISK</b>	$Provisions \text{ sur les créances classées} / total \text{ crédits}$	Indicateur qui mesure le danger émanant du bilan et du hors bilan à travers des provisions sur créances classées rapportées aux crédits accordés.	T. Jokipii et A. Milne (2010), S.L. Lin et al (2013)
<b>REG</b>	$REG_{i,t} = [Min \text{ REG} + \sigma RS_i] - RS_{i,t}$ $si RS_{i,t} \leq Min \text{ REG} + \sigma RS_{i,t}$ $REG_{i,t} = 0, \text{ sinon}$	Variante mesurant la pression réglementaire. Min REG exprime le seuil minimum réglementaire exigé.	P. Van Roy (2005), F. Cannata et M. Quagliariello (2006), M. Matejašak et P. Těplý (2009)
<b>BUFFER</b>	$RS - Min \text{ REG}$	Cette variable, calculée à travers de la formule du ratio de couverture des risques, est définie comme la différence entre le ratio de solvabilité (RS) et le seuil minimum réglementaire exigé (Min REG).	F. Heid et al (2004)
<b>ROA</b>	$Bénéfices \text{ nets} / total \text{ actifs}$	C'est un indicateur permettant d'examiner le degré d'efficacité de l'exploitation des actifs disponibles et leur capacité à générer des bénéfices.	B. Rime(2001), J.C. Godlewski (2005)

<b>SIZE</b>	<i>Ln (total actifs)</i>	La taille est souvent calculée par le logarithme népérien du total des actifs d'une banque.	Z. Saadaoui (2010), S.L. Lin et al. (2013)
<b>SPREAD</b>	<i>Marge nette d'intérêt/total actifs</i>	Cette variable rapporte la marge nette d'intérêt par la totalité des actifs d'une banque. A savoir, la marge nette d'intérêt se calcule par la différence entre les intérêts reçus et intérêts.	J.C. Godlewski (2005), P. Van Roy (2005), S.L. Lin et al. (2013)
<b>NPL</b>	<i>Crédits non performants/total crédits</i>	Le ratio des crédits non performants rapporté à la totalité des crédits accordés.	B. Rime(2001), M. Matejašak et P. Teply (2009), Z. Saadaoui (2010)

Source : fait par l'auteur

## VI- Méthodologie et échantillon

### VI.1- Constitution de la base de données

Nous avons construit notre étude empirique à partir de 10 banques universelles tunisiennes cotées en Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis (BVMT) pour la période allant de 2005 à 2017, donc un panel cylindré de 130 observations. Nous n'avons retenu que les banques cotées par souci de disponibilité et continuité des données. Toutefois, ces banques représentent ensemble plus de 82% du total des actifs des banques commerciales en 2007 et 88% des crédits distribués à l'économie (MAC sa, 2009). Le choix de l'année 2005 est dicté par le fait qu'elle correspond à celle de l'adoption du nouveau système du calcul du ratio de solvabilité dit « ratio de *McDonough* ». En ce qui concerne les données financières des banques, nous nous sommes basés sur les rapports annuels de l'association professionnelle des banques et des établissements financiers (APTBEF) et les rapports annuels des banques de notre échantillon. Nous avons pu collecter les données relatives aux crédits non performants auprès de la Banque centrale de Tunisie (BCT).

### IV.2- Propriétés statistiques des variables

#### IV.2.1- Les données de 2017 et la probabilité de faillite des banques tunisiennes

Nous remarquons dans le tableau ci-dessous que les ratios de fonds propres réglementaire des dix banques choisies dans notre panel respectent le minimum prudentiel en matière de solvabilité en 2017. D'ailleurs, pour l'ensemble des banques de notre échantillon, ce ratio varie entre 10.34% et 14.19% alors que le standard exigé en Tunisie est de 10 %.

D'un autre côté, le ratio du risque de crédit de notre modèle affiche des valeurs exprimant la mauvaise politique de provisionnement des banques tunisiennes surtout pour les établissements publics. En partie, cela peut s'expliquer par la loi fiscale qui limite la déduction des provisions à un certain pourcentage des bénéfices nets annuels (Maraghni et al. 2016). Ces taux de provisionnement (**CRISK**), sont relativement faibles voire même insuffisants en tenant compte des garanties adossées à ces crédits.

Concernant les fonds propres tampon, leurs valeurs varient entre 0.34 % et 4.19%. Elles confirment qu'en 2017, les dix banques possèdent assez de réserves en fonds propres (**Capital Buffer**). Ces chiffres indiquent que la capacité de ces établissements de crédit à faire face aux pénalités et coûts associés au non-respect des normes réglementaires du ratio de capital est plus ou moins forte.

Dans ce travail, nous avons procédé au calcul des probabilités de faillite présentées dans le tableau 3. Les résultats indiquent que les dix banques sont loin d'être menacées par une faillite soudaine, vu que l'intervalle des probabilités varie entre 0.0057% et 3.23%. Plus communément, un ratio de capital élevé sera associé à une probabilité de faillite faible. Toutefois, Santos (2001) insiste sur le fait que le renforcement des exigences en matière de solvabilité peut encourager les banques à préférer des actifs plus risqués, chose qui affaiblit les effets positifs de cette augmentation et impacte à la hausse la probabilité de faillite. Cet auteur insiste alors sur le fait que le renforcement des exigences en fonds propres ne devrait pas se substituer au contrôle et la surveillance du risque de crédit.

**Tableau 2.3- Statistiques de variables pour les banques retenues**

Banque	Informations en 2017			
	RS	CRISK	BUFFER	Probabilité de Faillite
Amen Bank (AB)	14.15%	27.11%	4.15%	0.0090%
Attijari Bank (Attijari)	11.68%	59.5%	1.68%	2.1476%
Arab Tunisian Bank (ATB)	10.86%	31.51%	0.86%	0.00579%
Banque Internationale Arabe de Tunisie (BIAT)	10.75%	33.8%	0.75%	0.0655%
Banque de Tunisie (BT)	14.19%	43.7%	4.19%	0.0218%
Banque de l'Habitat (BH)	10.94%	48%	0.94%	0.3738%
Banque Nationale Agricole (BNA)	12.40%	29.80%	2.40%	0.0663%
Société Tunisienne de Banque (STB)	11.49%	50.22%	1.49%	0.1145%

Union Bancaire pour le Commerce et l'Industrie (UBCI)	10.34%	49.95%	0.34%	0.0342%
Union internationale des banques (UIB)	11.13%	47%	1.13%	3.2351%

Source : calcul fait par l'auteur

#### IV.2.2- Statistiques descriptives

Les résultats du traitement statistique de notre échantillon dans le tableau 4 montrent que pour les 130 observations, le ratio du risque de crédit exprimé par  $\Delta CRISK$  s'élève en moyenne à 1.69% avec une valeur maximale de 24.5 %.

Quant au ratio des fonds propres tampon (**BUFFER**), il affiche une moyenne positive de 2.25% avec un écart type égal à 4.20%. Nous pouvons dire qu'en général, sur les 12 années, ces banques ont détenu suffisamment « de fonds propres ». Cette situation confirme que les banques affichent en majorité un ratio de solvabilité supérieur à la moyenne réglementaire exigée contrairement à la situation de ces mêmes banques durant la période 1990-2000 indiquant qu'elles étaient sous capitalisées (Maraghni et al, 2016). D'un autre côté, l'écart type de cette variable (**BUFFER**) montre que les banques possèdent des montants très volatiles de réserve de capital (4.20 %). Ainsi, une amélioration de leur niveau de solvabilité est suivie principalement par une augmentation du coussin de capital construit afin de faire face au risque de crédit (Saadaoui, 2011).

Les statistiques de notre échantillon font constater que la variation moyenne du ratio de solvabilité  $\Delta RS$  a été faible et positive de 0.101%, quoique le changement du niveau de provisionnement du risque de crédit ait été plus tangible avec un taux de 1.69% sur toute la période.

Tableau 2.4- Statistiques descriptives de notre échantillon

Variables	Observations	Moyenne	Ecart-type	Min.	Max.
$\Delta RS$	130	0.0010	0.0284	-0.1478	0.1867
$\Delta CRISK$	130	0.0169	0.0746	-0.2476	0.245
<b>SIZE</b>	130	15.296	0.5140	14.007	16.420
<b>ROA</b>	130	0.0081	0.0146	-0.1035	0.0291
<b>SPREAD</b>	130	0.0243	0.0077	0.0076	0.0679
<b>BUFFER</b>	130	0.0225	0.0420	-0.1521	0.141
<b>RS (t-1)</b>	130	0.1084	0.0424	-0.0621	0.221
<b>CRISK (t-1)</b>	130	0.6346	0.1593	0.17	0.955
<b>NPL</b>	130	0.1386	0.0827	0.051	0.4789

<b>REG (t-1)</b>	130	0.0174	0.0345	0	0.2080
<b>REG x <math>\Delta</math>RS</b>	130	-0.0002	0.0028	-0.0307	0.0039
<b>REG (t-1) x <math>\Delta</math>CRISK (t-1)</b>	130	0.0007	0.0029	-0.0027	0.0238
<b>BUFFER (t-1) x <math>\Delta</math>RS (t-1)</b>	130	0.0003	0.0022	-0.0037	0.0224
<b>BUFFER x CRISK</b>	130	0.0171	0.0290	-0.0774	0.1156

Source : calcul fait par l'auteur

## V- Présentation de l'étude empirique

### V.1- Les tests statistiques

Pour pouvoir apprécier l'estimation empirique de notre modèle, nous allons procéder à certains tests statistiques en rapport avec l'utilisation de la technique des équations simultanées.

Nous allons donc effectuer dans cette partie en premier lieu le test de corrélation de Pearson, puis le test de cointégration de Kao, ensuite le test d'endogénéité de Durbin-Wu-Hausman et enfin le test de sur-identification de Sargan-Basmann.

#### → Le test de corrélation de Pearson

**Tableau 2.5- Matrice de corrélation de Pearson**

	$\Delta$ RS	ROA	SIZE	SPREAD	BUFFER	RS(t-1)	Reg * $\Delta$ RS	Reg(t-1) * $\Delta$ CRISK(t-1)	$\Delta$ CRISK
<b><math>\Delta</math>RS</b>	1								
<b>ROA</b>	0.216	1							
<b>SIZE</b>	0.017	0.136	1						
<b>SPREAD</b>	0.004	0.143	-0.217	1					
<b>BUFFER</b>	0.284	0.519	-0.215	0.147	1				
<b>RS(t-1)</b>	-0.376	0.407	-0.112	0.132	0.758	1			
<b>Reg*<math>\Delta</math>RS</b>	0.630	0.278	-0.042	0.009	0.392	-0.033	1		
<b>Reg(t-1) * <math>\Delta</math>CRISK(t-1)</b>	0.175	-0.087	-0.070	-0.067	-0.259	-0.383	0.069	1	
<b><math>\Delta</math>CRISK</b>	-0.147	-0.286	-0.122	-0.026	-0.191	-0.195	-0.035	0.0624	1

Source : calcul fait par l'auteur

Nous avons testé la corrélation des variables avec le test de coefficients de corrélation de Pearson. En effet, les coefficients de corrélation mentionnés dans le tableau ci-dessus nous montrent le degré de corrélation entre les variables de notre modèle (plus précisément, les variables de la première équation).

Nous constatons qu'il s'agit d'une corrélation négative et relativement faible entre la variation du ratio de solvabilité et celle du ratio du risque de crédit à hauteur de -0.147. Le signe négatif de cette valeur indique qu'une variation importante du ratio de capitalisation est associée à une variation faible du ratio du risque de crédit.

D'un autre côté, Kennedy (2008) a identifié que la multi-colinéarité peut poser un problème si la corrélation est supérieure à une valeur de 0,705. De ce fait, nous remarquons que la corrélation entre les deux variables **BUFFER** et **RS(t-1)** est de 0.758, dépassant le seuil fixé par les travaux de Kennedy. Ce résultat est attendu vu que la variable du fonds propres tampon (**BUFFER**) est calculée en faisant la différence entre la variable **RS** et le minimum réglementaire fixé par la BCT. Cette forte corrélation n'impactera pas notre estimation puisque la variable **BUFFER** sujette du problème de la multi-colinéarité est corrélée positivement avec la variable endogène de notre modèle ( $\Delta$ RS) avec une valeur de 0.284 ne posant ainsi aucun problème de multi-colinéarité.

#### → **Le test de cointégration de Kao**

A titre indicatif, les tests de cointégration en panel peuvent être classés en deux catégories : D'un côté, les tests de cointégration à la *Engle* et *Granger* (1987) là où le rang de l'espace et la forme de la relation de cointégration sont connus (Bai et Ng, 2004). D'autre côté, sont récemment développés des divers tests de cointégration à la *Johansen* (1991) dans lesquels le rang de cointégration est, *a priori*, inconnu (Groen et Kleibergen, 2003 ; Breitung, 2005).

Egalement, Kao (1999) a proposé des tests de l'hypothèse nulle ( $H_0$ ) « d'absence de cointégration » : test de type « Dickey-Fuller » et test de type « Dickey-Fuller Augmenté ». Contrairement aux tests de Pedroni<sup>30</sup>, ceux de Kao considèrent que les vecteurs de cointégration sont supposés homogènes entre les individus. Par ailleurs, ces tests écartent l'hétérogénéité sous l'hypothèse alternative ( $H_1$ ) et ne sont valables que pour un système bi-varié. Il est à noter que Kao propose cinq tests statistiques pour tester la cointégration à savoir :  $DF_\rho^*$ ,  $DF_t^*$ ,  $DF_\rho$ ,  $DF_t$  et  $ADF$ .

Dans notre cas, nous allons procéder à un test ADF qui est considéré parmi les plus performants, et ce pour tester la présence d'une relation de cointégration entre les deux variables candidates pour être endogènes, à savoir :  $\Delta$ RS et  $\Delta$ CRISK. Autrement dit, nous allons tester l'existence d'une relation de simultanéité entre ces deux variables, chose qui a été confirmée par la littérature. Les hypothèses de ce présent test se notent de la manière suivante :

---

<sup>30</sup> Un autre test de cointégration dans lequel le rang de cointégration est inconnu



$H_0$  : Absence de cointégration

$H_1$  : Présence de cointégration

**Tableau 2.6- Résultat du test de cointégration de Kao**

	t-Statistic	Prob.
<b>ADF</b>	-4.3699	0.0000
<b>Residual variance</b>	0.00182	
<b>HAC variance</b>	0.00058	

*Source : calcul fait par l'auteur*

La probabilité de ce test étant de 0.0000, inférieure au seuil de 1%. Nous rejetons, alors, l'hypothèse  $H_0$ . Ainsi, le résultat du test de Kao (1999) confirme qu'il s'agit d'une cointégration entre les variables  $\Delta RS$  et  $\Delta CRISK$ , soit une première preuve de l'existence d'une relation de simultanéité entre ces dernières.

→ **Le test de régression augmentée de Durbin-Wu-Hausman**

Généralement, le test de Durbin-Wu-Hausman compare les estimations de la régression des moindres carrés ordinaires avec celles des doubles moindres carrés (2sls ou *Two-stage least squares*) pour les modèles à variables instrumentales. En effet, si la différence est significative, l'estimateur (*the regressor*) est considéré endogène et inversement.

En d'autres termes, le test de régression augmenté a été décrit initialement par MacKinnon et Davidson (1993). En se basant sur la statistique de Fischer, ce test nous permet de décider s'il est nécessaire d'utiliser une ou des variables instrumentales. Autrement, il convient de tester si un ensemble d'estimations obtenues par les MCO (Moindre Carrés Ordinaires) est biaisé ou non.

Nous exposons ci-après les étapes de l'établissement de ce test :

1. Estimer l'équation :  $y_2 = x_1\gamma_1 + x_2\gamma_2 + \mu$
2. Inclure les résidus estimés ( $\hat{\mu}$ ) provenant de l'estimation de l'équation de  $y_2$  dans l'équation structurelle :  $y_1 = y_2\beta_1 + x_1\beta_2 + \hat{\mu}\rho + \varepsilon$

Ainsi, le test de Durbin-Wu-Hausman est une procédure qui permet de savoir si :  $E[X | \varepsilon] = \text{cov}(X \varepsilon) \neq 0$ .

En effet, si le coefficient  $\rho$  est égal à 0, les variables sont considérées exogènes et le recours aux variables instrumentales n'a aucun intérêt. Sinon, si  $\rho$  est significativement différent de 0, les variables sont considérées endogènes et le recours aux variables instrumentales dans ce cas s'avère nécessaire parce que les estimations de la MCO sont biaisées. Les hypothèses de ce test, se présentent comme suit :

$H_0$  : Les variables sont exogènes. Nous acceptons la MCO.

$H_1$  : Les variables sont endogènes. Nous adoptons les 2MCO (2sls).

**Tableau 2.7- Résultat du test de Durbin-Wu-Hausman**

<b>Durbin (score) chi2(1) = 15.1984</b>	<b>(p= 0.0001)</b>
<b>Wu-Hausman F (1, 120) = 15.8867</b>	<b>(p= 0.0001)</b>

*Source : calcul fait par l'auteur*

La probabilité trouvée étant de 0.0001, inférieure au seuil de 1%. Nous rejetons, alors, l'hypothèse  $H_0$ . Ainsi, le recours à la technique des équations simultanées s'avère nécessaire et l'estimation doit se faire par les doubles moindres carrés ordinaires (2sls).

#### → **Le test de sur-identification de Sargan-Basmann**

Après avoir confirmé qu'il s'agit de deux équations simultanées, il convient alors de tester la robustesse des variables instrumentales (c'est-à-dire, les variables explicatives de la deuxième équation de  $\Delta CRISK$ ). Autrement dit, nous cherchons à tester si certaines variables instrumentales incluses sont non-corrélées avec le terme d'erreur. Nous parlons alors de conditions d'orthogonalité. Un test de sur-identification régresse les résidus de la régression 2SLS sur tous les instruments de  $\Delta CRISK$ , et ce sous les hypothèses suivantes :

$H_0$  : Tous les instruments sont valides. Bonne spécification du modèle et les variables instrumentales sont exogènes.

$H_1$  : Au moins un des instruments est non valide. Faible spécification du modèle.

Ce test ne se fait que si le nombre d'instruments inclus dans la deuxième équation est supérieur au nombre de variables endogènes du modèle. Dans notre cas, nous disposons d'un nombre de variables instrumentales qui excède évidemment celui variables endogènes. Le test est alors applicable.

**Tableau 2.8- Résultat du test de Sargan-Basmann**

<b>Sargan (score) chi2 (3) = 2.5803</b>	<b>(p = 0.4610)</b>
<b>Basmann chi2 (3) = 2.3895</b>	<b>(p= 0.4956)</b>

*Source : calcul fait par l'auteur*

Les résultats de ce test confirment que les variables instrumentales incluses dans la deuxième équation de notre modèle sont valides et exogènes. Ceci revient à la p-value trouvée dans le test de Sargan qui est égale à 0.4610, supérieure à 10%. De même, dans le test de Basmann, la p-value s'élève à 0.4956 > 10%. Nous pouvons conclure que nous allons accepter l'hypothèse nulle  $H_0$  et confirmer que notre modèle est bien spécifié.

## **V.2- Résultat de l'estimation par les doubles moindres carrés et interprétations**

Suite au recours aux différents tests confirmant la validité de notre modèle à deux équations simultanées, nous procédons dans cette partie à l'estimation des coefficients des variables du modèle tout en répondant aux hypothèses déjà posées dans la section **II.2**. Le tableau 2.9 expose les différents résultats trouvés.

**Tableau 2.9- Résultat de l'estimation par la méthode 2sls**

Période d'estimation	Période : 2005 jusqu'à 2017	
Variables endogènes	$\Delta$ RS	$\Delta$ CRISK
<b>Variables exogènes</b>	-	
<b>SIZE</b>	0.00663 (3.76)***	-0.00421 (-0.32)
<b>ROA</b>	0.05784 (0.80)	
<b>SPREAD</b>	0.55988 (0.53)	0.30858 (0.38)
<b>NPL</b>		-0.29191 (-2.52)**
<b>BUFFER</b>	0.85841 (21.48)***	
<b>RS (t-1)</b>	-0.92022 (-25.92)***	
<b>CRISK (t-1)</b>		-0.29538 (-4.81)***
<b>REG (t-1)</b>		0.54681 (1.86)*
<b><math>\Delta</math>RS</b>		-0.49843 (-1.66)*
<b><math>\Delta</math>CRISK</b>	-0.06243 (-2.58)***	
<b>REG <math>\times</math> <math>\Delta</math>RS</b>	0.77125 (2.09)**	
<b>REG (t-1) <math>\times</math> <math>\Delta</math>CRISK (t-1)</b>	-0.04141 (-0.14)	
<b>BUFFER <math>\times</math> CRISK</b>		0.34726 (1.09)
<b>BUFFER (t-1) <math>\times</math> <math>\Delta</math>RS (t-1)</b>		-2.29156 (-0.72)
<b>Constante</b>	-0.02049 (-0.73)	0.28767 (1.39)
<b>Nombre d'observations</b>	130	130
<b>R<sup>2</sup></b>	90.77%	21.74%
<b>X<sup>2</sup></b>	154.11***	4.55***

Source : calcul fait par l'auteur

\* : significative au seuil de 10%, \*\* : significative au seuil de 5%, \*\*\* : significative au seuil de 1%. Les valeurs entre parenthèses représentent la statistique du *Student*. R<sup>2</sup> : le coefficient de détermination et X<sup>2</sup> : c'est la statistique de chi2 selon la méthode 2sls (test de Wald).

### ***V.2.1- Culture de risque et les effets globaux sur le ratio de solvabilité et le niveau de prise de risque***

#### ***V.2.1.1- Le lien entre le comportement de prise de risque du crédit et la variation du niveau de fonds propres prudentiels***

Les hypothèses (H1) et (H2) indiquent que la variation du niveau du ratio de solvabilité d'une banque est corrélée négativement avec le comportement de prise de risque de crédit de ces dernières, et inversement. Par conséquent, les coefficients ( $\lambda_4$ ) et ( $\gamma_4$ ) sont prédits avec un signe négatif dans les deux équations de notre modèle. Tel était le cas pour les anciens travaux de Saadaoui (2011), Lin et al. (2013) et Maraghni et al. (2016). Ainsi, les résultats dans le tableau susmentionné nous permettent de confirmer que l'impact d'un changement du ratio de solvabilité ( $\Delta RS$ ) sur la variation du comportement de la prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) est négatif et statistiquement significatif au seuil de confiance de 90 % (avec un p-value égal à 0.098). Nous confirmons alors que pour l'intégralité de la période d'étude, toute augmentation de 1 % du niveau de capital ( $\Delta RS$ ) des banques tunisiennes de notre échantillon sur les 12 ans (2005-2017), se traduit par une baisse assez importante de l'ordre de 49.84% du niveau du risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ).

Réciproquement, toute variation du niveau du risque de contrepartie de 1 % implique une variation inverse de 6.24% du niveau de ratio de fonds propres. Par ailleurs, nous constatons que l'ajustement du niveau du risque par rapport au niveau de capital se fait d'une manière plus rapide et plus importante que l'effet opposé. Le comportement des banques en termes de prise du risque de défaut montre une connexion négative et statistiquement significative avec la variation du niveau de capital pour un seuil de confiance de 99% (avec un p-value de 0.010). En guise de conclusion, les résultats extraits affirment donc nos deux hypothèses (H1) et (H2).

Ces résultats rejoignent ceux trouvés par Murinde et Yaseen (2004), Hassan et Hussain (2004) et Maraghni et al. (2016). Cependant, ils contredisent ceux de Godlewski (2005). En effet, Godlewski (2005) dans son étude, confirme que les banques des pays émergents n'assurent pas une couverture effective de leur prise du risque par le renforcement de leur capital réglementaire. D'un autre côté, la relation simultanée et négative entre  $\Delta RS$  et  $\Delta CRISK$  implique l'existence d'un effet attendu des exigences réglementaires en fonds propres sur le comportement des banques.

A l'instar des banques des pays membres du comité de Bâle (G10), les banques tunisiennes de notre échantillon confirment le fait qu'un niveau plus élevé du ratio *McDonough* s'est associé à une meilleure qualité de crédits. Ceci implique que la majorité des banques en Tunisie sont dotées d'une bonne capitalisation et souffrent moins du risque de contrepartie.

*A contrario*, l'absence d'une relation négative et significative entre le ratio *McDonough* et le risque de crédit dans les banques des pays non membres du Comité de Bâle amène à s'interroger sur les raisons qui peuvent expliquer cette absence de relation. Ces raisons peuvent être liées au cadre économique, financier et institutionnel dans lequel ces banques opèrent (Saadaoui, 2011).

#### ***V.2.1.2- L'effet taille et son impact***

*A priori*, si la taille d'un établissement de crédit augmente, il est susceptible d'être plus solide et de prendre moins de risque. Ceci est dû essentiellement à la diversification de ses activités (Maraghni et al., 2016).

Durant la période de l'étude, l'effet « taille » sur la variable ( $\Delta RS$ ) dans le tableau 9, confirme l'existence d'un lien positif et statistiquement significatif (avec un risque de 1 %). Une croissance de la taille des banques tunisiennes de notre échantillon de 1% les incitait à constituer plus de fonds propres réglementaires à hauteur de 0.66%.

Le résultat trouvé contredit ceux de beaucoup d'anciens travaux empiriques. Nous citons ceux de Dahl et Shrieves (1990), Godlewski (2005) et Saadaoui (2011), qui ont trouvé un effet « taille » négatif sur le niveau du ratio de capitalisation. Cependant, ces résultats sont à relativiser suivant les pays car Dahl et Shrieves (1990) précisent que les opportunités d'investissement d'une banque, la facilité d'accès aux marchés interbancaires pour se refinancer et les caractéristiques de propriétés (le conseil d'administration, la direction..) pouvaient influencer cette relation entre la taille et le ratio de solvabilité (Bellalah, 2006).

Contrairement aux banques américaines ou encore européennes, les banques tunisiennes sont toutes de tailles homogènes et sont de petite taille. De plus, le volume des fonds propres de ces dix banques est relativement modeste. En effet, elles ont tendance à augmenter leurs niveaux de fonds propres réglementaires pour toute amélioration de la taille. Cela peut s'expliquer par le manque de diversification de l'activité tout en favorisant le gain sans risque provenant de l'achat des bons de trésor. Ce résultat s'aligne avec les constatations trouvées par Awdeh et al (2011), Guidara et al. (2013) et Maraghni et al (2016).

D'un autre côté, le résultat empirique de l'effet taille sur la variation du risque de crédit  $\Delta CRISK$  n'est pas valide ( $p$ -value  $> 10\%$ ) sur la période de l'analyse. Ceci semble montrer la non-significativité de l'effet taille par rapport à la gestion du risque de crédit en Tunisie. Toutefois, certains chercheurs comme Jokipii et Milne (2010) et Lin et *al.* (2013) ont souligné un impact significatif et négatif de la taille sur le niveau de risque du crédit.

#### ***V.2.1.3- La variation du ratio de capital à l'encontre du « capital Buffer »***

L'impact des fonds propres tampon sur le niveau du ratio de solvabilité est positif et statistiquement significatif. En effet, les résultats de l'estimation confirment notre troisième hypothèse (H3). Comme il est prévu, le signe du coefficient ( $\lambda_6$ ) est positif pour l'intégralité de la période de notre modèle. Par rapport au niveau du ratio de capital, le coefficient d'ajustement de la variable « *Buffer* » s'élève à 0.8584 avec un *t-Student* de 21.84, ainsi, il est statistiquement significatif au seuil de confiance de 99%.

En moyenne, chaque augmentation du niveau du fonds propres tampon (*Buffer*) se traduit par une hausse du niveau du ratio de solvabilité de l'ordre de 85.84 % sur toute la période (2005-2017) pour les banques de notre échantillon. Ce genre de réserve affiche un caractère « contra-cyclique » qui peut s'expliquer par le mouvement cyclique des exigences des fonds propres réglementaires. En d'autres termes, la hausse du niveau du capital d'une banque, en cas de mauvaise conjoncture et de régression de distribution des crédits, se traduit par une augmentation de réserve en fonds propres, cette augmentation cherche à compenser les pertes inattendues et donc à réduire le risque d'insolvabilité (Jokipii et Milne, 2010). Cette relation est jugée normale vu que pour s'aligner à la norme réglementaire du ratio de capital requis, les fonds propres exigés augmentent lorsque la conjoncture économique est mauvaise. Toutefois, certains chercheurs comme Illing et Paulin (2004) indiquent que le coussin de fonds propres s'épuise lorsque la situation financière se redresse faisant face au risque de faillite, ce qui n'est pas le cas pour le secteur bancaire tunisien. Pour ce dernier, plus les fonds propres exigés augmentent, plus la réserve de capital (*Buffer*) s'améliore.

La cyclicité du capital des banques fait inquiéter les autorités réglementaires car elle peut être de nature à perturber la stabilité du système bancaire. Nos résultats sont conformes à ceux trouvés par Ayuso et *al.* (2004). Ces derniers ont détecté une connexion négative entre la réserve de capital et le cycle économique, qui s'explique par une variation du niveau des fonds propres de la banque plus importante dans le contexte de récession qu'en contexte de croissance. Ces chercheurs ont stipulé aussi que ce « coussin de capital » a tendance à baisser la volatilité du capital, résultat qui peut être expliqué par le fait que certaines banques gardent

un niveau de capital supplémentaire en cas d'expansion pour l'exploiter lors d'une phase de récession. Ces évidences sur la réaction à la hausse du coussin de capital en cas de récession due à la répression du niveau de l'activité de crédits (autrement dit, une hausse du niveau du capital) ont été rejetées par Guidara et *al* (2013). Ces derniers ont confirmé que sous une pression réglementaire, le « coussin de capital » baisse en cas de récession financière.

Au-delà de la « *Capital Buffer Theory* », le contexte du secteur bancaire en Tunisie présente de lacunes lors du calcul du ratio de solvabilité. En effet, pour combler le retard par rapport à Bâle II, la Banque Centrale de Tunisie a publié en juin 2018 une nouvelle circulaire qui prend en compte, pour une première fois, le risque de marché dans le calcul du ratio du capital (la circulaire n°2018-06). Cette nouvelle exigence est susceptible d'affaiblir le niveau du ratio de solvabilité, chose qui pourrait inverser la relation entre le « coussin de capital » et le ratio *McDonough* pour devenir négative. Ceci peut s'expliquer essentiellement par la forte probabilité que le niveau du « capital Buffer » soit très faible vu que le ratio de fonds propres sera aussi très proche du minimum réglementaire<sup>31</sup>.

### ***V.2.2- Les effets spécifiques de la réglementation, des prêts non performants et de la variable composite***

Après avoir présenté les effets globaux de notre modèle, nous allons dans cette partie étudier les impacts spécifiques des crédits non performants, de la réglementation et même de la pression réglementaire sur le comportement de prise de risque de crédit des banques composant notre échantillon.

#### ***V.2.2.1- La culture du risque eu égard l'impact des NPL sur $\Delta CRISK$***

Le tableau 9 montre qu'il existe une relation négative et statistiquement significative entre le ratio des prêts non performants (**NPL**) et le niveau de prise de risque de crédit ( **$\Delta CRISK$** ) des dix banques sur la période de notre estimation avec un risque de 5% (soit une p-value de 0.012). Ainsi, nous pouvons conclure que toute variation du taux des créances classées de 1% se traduit en moyenne par une baisse du taux de couverture des créances classées de -0.2919. Cela suggère que lorsque les actifs sains (courants) diminuent, le ratio de réserve pour toute perte sur crédit sera plus faible, et donc les banques seront moins encouragées à augmenter leur prise du risque. Ce résultat est attendu compte tenu la faiblesse de la politique de provisionnement des banques tunisiennes qui reste au-dessous des normes

---

<sup>31</sup> Une évidence de la « *Capital Buffer Theory* »



internationales comme le confirme l'agence Standard & Poor's Global<sup>32</sup>. En effet, cette agence indique dans un rapport publié récemment (S&P Global, 2018) que malgré les progrès réalisés par la BCT incitant les banques à augmenter leurs provisions, le taux de couverture des créances classées est de l'ordre de 60% en 2017 et demeure faible par rapport aux standards internationaux. D'un autre côté, près de 25% des impayées du secteur bancaire tunisien proviennent des prêts accordés au secteur du tourisme qui n'a pas encore repris. De plus, la qualité des actifs s'est davantage détériorée vu les pressions à la baisse des prix de l'immobilier.

Ce lien négatif a été rejeté par plusieurs travaux tels que ceux de Rime (2001), Van Roy (2005), Awdeh *et al.* (2011), Maurin et Toivanen (2012) et Lin *et al.* (2013) qui associent l'accroissement des crédits non performants à celui du risque global d'une banque étant mesuré par le risque de contrepartie lequel menace le plus l'activité bancaire. Nos résultats contredisent aussi les constatations trouvées par Cannata et Quagliariello (2006) et d'Aggarwal et Jacques (2001) confirmant que les banques détenant des actifs de mauvaise qualité s'engagent de plus dans des activités risquées.

#### ***V.2.2.2- La variable REG (t-1) et son influence sur la ACRISK***

Cette mesure est avantageuse vu qu'elle incorpore la volatilité des fonds propres d'une banque parmi les déterminants de la pression réglementaire (heid *et al.*, 2003 ; van roy, 2005 ; Cannata et Quagliariello, 2006). Le coefficient d'ajustement de cette variable par rapport au niveau du risque de crédit ( $\gamma_6$ ) s'est affiché avec un signe positif et statistiquement significatif au seuil de confiance de 90%. En effet, toute augmentation de la variable **REG** d'une unité va engendrer une hausse future de 54.68% du niveau de prise de risque de crédit.

Entre autres, cette variable stipule que l'augmentation des fonds propres est une opération coûteuse pour une banque. Cette dernière a tendance ainsi à détenir des fonds propres en excès du montant minimal exigé. Par ailleurs, toute augmentation du coût est suivie d'une prise du risque assez importante comme notre résultat l'indique.

En d'autres termes, si les dirigeants d'une banque considèrent que les fonds propres sont autant volatils, ils couvrent moins cette volatilité par une augmentation des fonds propres stables (le capital réglementaire), mais plutôt, ils s'engagent de plus à détenir des actifs de mauvaise qualité (Saadaoui, 2011). Ce qui implique que plus les fonds propres sont volatils,

---

<sup>32</sup> Dans son rapport publié en 2018, intitulé « Le secteur bancaire tunisien est doté de passifs et représente de ce fait une faiblesse pour l'économie du pays ».

plus les banques sont incitées à prendre davantage du risque de crédit (actifs risqués ou de mauvaise qualité).

### ***V.2.2.3- La variables composite (REG × ΔRS) et sa relation avec la variation du niveau de solvabilité***

A travers l'estimation, il s'avère que la variable relative à la pression réglementaire (**REG × ΔRS**) a un impact positif et statistiquement significatif sur la capitalisation (**ΔRS**) des dix banques tandis que la pression réglementaire conjuguée au comportement de prise de risque de crédit *ex ante* (**REG (t-1) × ΔCRISK (t-1)**) n'a aucun effet sur le niveau du capital. En effet, le paramètre ( $\lambda_8$ ) de la première variable composite susmentionnée s'élève à 0.7712 avec un *t-Student* de (2.09), elle est statistiquement significatif au seuil de risque de 5 %. Ce résultat confirme ceux de Jacques et Aggarwal (1998), Maurin et Toivanen (2012) et Lin et *al* (2013). D'ailleurs, c'était l'impact recherché par le durcissement de la réglementation prudentielle en Tunisie, et dans divers autres pays (Janson et Sahut, 2010).

Concernant les deux variables composites (**BUFFER x CRRISK**) et (**BUFFER (t-1) × ΔRS (t-1)**), les résultats de l'estimation de notre modèle indiquent qu'elles ne sont pas significatives sur l'intégralité de la période d'étude. Un résultat attendu vu que le niveau des fonds propres tampon enregistré entre 2005 et 2017 est aussi élevé. En effet, la théorie du « *Capital Buffer* » stipule que les fonds propres tampon sont insensibles à toute incitation d'augmenter ou de baisser le niveau de capitalisation et même le niveau de prise du risque de crédit s'ils sont déjà assez élevés.

D'un autre côté, si le niveau du « *Capital Buffer* » est faible, il y a certainement un impact significatif qui fait ajuster les incitations des banques à la prise de risque pour toute variation des fonds propres tampon (Heid et al., 2004). Les principaux résultats de ces auteurs montrent une relation négative entre le coussin de capital (**BUFFER**) et le risque de crédit. Ils supportent l'idée selon laquelle la réserve de capital est considérée comme une couverture contre les coûts liés aux mesures disciplinaires de la réglementation.

## Conclusion

L'objectif principal de ce chapitre était d'étudier la culture et la gestion du risque de défaut dans le cadre du durcissement de la réglementation bancaire dans un pays en voie de développement, la Tunisie. Ce travail quantifie l'effet simultané des variations du ratio de solvabilité sur le comportement de prise de risque de crédit par le management, sous la pression de la réglementation bancaire. Par ailleurs, nous avons recouru à l'estimation d'un modèle à deux équations englobant une multitude de variables qui caractérise le capital et le risque de crédit. Initialement, ce modèle était développé par Dahl et Shrieves (1990), repris par Lin et *al.* (2013) et récemment amélioré par Maraghni et *al.* (2016). Dans ce cadre, nous avons constitué un échantillon de dix banques tunisiennes considérées les plus importantes sur une période de 12 années allant de 2005 à 2017, afin de prendre en compte les changements réglementaires survenus.

Dans ce contexte, les résultats de l'estimation de notre modèle par la technique des *2SLS* ont permis de dévoiler trois constatations significatives ayant « des implications managériales », à savoir :

- i)* Sur la période de notre étude, les banques sélectionnées ont amélioré leur capitalisation face au renforcement des contraintes réglementaires touchant les fonds propres (surtout, à partir de 2012) ;
- ii)* Les contraintes de la réglementation sur les exigences de fonds propres ont une incidence sur le comportement de prise de risque de crédit des banques tunisiennes. Cette pression institutionnelle est liée positivement au ratio de couverture du risque de crédit ;
- iii)* Le management des banques fait montrer que le coussin de capital (*Capital Buffer*) est associé positivement au niveau du ratio de solvabilité de ces établissements.

Au final, la relation simultanée entre la variation du niveau de capitalisation et l'incitation à la prise du risque de crédit par le management de ces banques, s'avère négative et statistiquement significative sur la période de l'étude. Ainsi, le changement du niveau des fonds propres se traduit par un impact important et assez rapide sur l'incitation du management concernant la prise de risque de contrepartie et le niveau des provisions constituées. Il s'agit d'une culture de risque conservatrice vu que ces banques modulent leurs niveaux de capitalisation en fonction de l'ampleur du risque d'insolvabilité de leurs clients.

De même, nous avons mis l'accent sur la gestion du risque de défaut et le comportement des banques en matière de développement de la culture du risque. Les conclusions tirées nécessitent de poursuivre cette recherche afin de dégager également l'effet

du niveau du risque de liquidité (à titre d'exemple) sur le niveau du ratio de solvabilité sous l'effet de la pression réglementaire.

Le secteur bancaire tunisien est qualifié d'homogène et les banques se comportent de la même manière en terme de gestion des risques (Saadaoui, 2010). En ce sens, nous pouvons constater qu'Amen Bank ne va pas trop dévier en termes de comportement par rapport aux autres banques. Sa gestion des risques est considérée conservatrice vu que ses ratios de risque sont au-delà des seuils minimum exigés par la réglementation. De ce fait, des recherches complémentaires au sein de l'Amen Bank paraissent nécessaires afin de mieux comprendre sa culture de gestion du risque de crédit. Nous allons entamer une deuxième partie sur le niveau du risque de crédit d'Amen Bank afin d'appliquer certaines méthodes de quantification de ce risque sur un échantillon des crédits.

---

**Partie II : Exploration théorique et empirique de la prise  
du risque de crédit au niveau individuel : Cas d'Amen  
Bank**

---

Depuis des années, la modélisation du risque de crédit présente un intérêt particulier au niveau de l'économie bancaire. Ce risque est subi par diverses catégories d'entreprise. A titre d'exemple, nous citons les petites et moyennes entreprises qui font l'objet d'un développement assez important en matière de nombre d'études traitant de leur exposition et de leur gestion du risque de crédit (Edmister, 1972, Collongues, 1977, Altman et Sabato, 2007, Vallini et *al.*, 2009, etc.). L'ensemble de ces recherches vise à prévoir la défaillance des entreprises à travers la détermination des variables explicatives basées sur les ratios financiers et en ayant recours à des analyses statistiques de type : analyse discriminante, régression logistique ou encore les réseaux de neurones artificiels.

Dans cette deuxième partie, nous nous intéressons plus précisément à la gestion bancaire du risque de non remboursement des crédits par les sociétés tunisiennes. La question consiste par conséquent à se demander dans quelle mesure la modélisation du risque de défaut peut répondre aux soucis des banquiers et contribuerait à la réduction du volume de ces créances douteuses.

Cette partie vise aussi à comparer le pouvoir prédictif de trois différentes approches de prévision du risque à savoir : le *scoring*, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels pour fournir au banquier une appréciation sur la méthode la plus performante en termes d'amélioration de l'estimation du risque des dossiers étudiés et de réduire le nombre de défaut de paiement.

---

**Chapitre I- Le niveau de la prise du risque de crédit eu  
égard aux différentes méthodes de modélisation : Une  
revue de la littérature**

---

## Introduction

L'évaluation du risque de crédit d'une société lui permet de mesurer la probabilité qu'elle rencontre des detresses financières. Elle se fait, plus ou moins formellement, d'une façon quantitative ou qualitative. En d'autres termes, ce risque reflète l'incapacité d'une entreprise d'honorer ses engagements. C'est aussi, la probabilité de confronter un accident de crédit en cas des difficultés financières (Kharoubi et Thomas, 2016).

En général, il existe deux types de méthodologies qui permettent d'évaluer le risque de crédit d'un emprunteur :

- Les méthodologies qualitatives : reposent essentiellement sur des jugements formulés par des experts sur la base des informations collectées par l'institution financière ou l'agence de rating. Ces données collectées portent généralement sur la nature de l'activité, la stratégie adoptée et le risque financier de l'emprunteur. Ces méthodologies cherchent à obtenir une note permettant d'avoir une idée sur la qualité globale du crédit de l'emprunteur. De plus, les ratings externes produits aussi bien par des agences spécialisées qu'internes par les banques elles-mêmes, font partie de la catégorie des méthodes qualitatives.
  
- Les méthodologies quantitatives : se basent essentiellement sur un raisonnement pragmatique. En fait, elles exploitent à la fois des données historiques financières et non financières, et des techniques statistiques et économétriques. Ces méthodologies conduisent à balayer un ensemble de critères sélectionnés *a priori* et permettant de détecter le risque et de distinguer entre les caractéristiques qui différencient les bons des mauvais emprunteurs. D'une manière schématique, le résultat obtenu d'un modèle quantitatif s'appelle un score ou un estimateur de la probabilité de défaut à une période prédéfinie (Servigny et *al.*, 2006).

D'une manière générale, les méthodologies qualitatives sont destinées aux entreprises de grande taille, qui opèrent souvent sur le marché financier et dont l'exposition au risque est plus importante. Au contraire, les méthodes quantitatives sont dédiées plutôt aux entreprises de petite et moyenne taille dont la plupart ne sont pas cotées sur les marchés financiers, et de ce fait, ne sont pas notées par les agences de rating.



Pendant de nombreuses années, la vaste littérature existante sur le secteur bancaire a reçu des études approfondies dans le domaine de l'évaluation du risque de crédit. Cette thématique a récemment attiré l'attention de plusieurs chercheurs (Altman, 1968), (Deakin, 1972), (Altman et *al.*, 1977), (Ohlson, 1980), (Zmijewski, 1984), (O'Leary, 1998), (Leshno et Spector, 1996), (Wang et *al.*, 1999), etc.

## **I- L'accès au crédit et l'asymétrie informationnelle : Une revue de la littérature**

Les conflits d'agence sont de nature précontractuelle ou post-contractuelle. Leur origine se trouve notamment dans l'asymétrie de l'information et dans l'impossibilité de préparer des contrats complets à cause de la rationalité limitée et de l'incertitude informationnelle. En fait, les chercheurs distinguent deux types d'asymétrie informationnelle : l'asymétrie informationnelle ex ante (Goyer (1995)) et celle ex post (Cieply et Grondin (2000)).

### **I.1- Asymétries ex ante et mécanismes producteurs d'information**

La sélection adverse interprète le risque que subit les crédateurs par les dirigeants appelés « *insiders* ». Ces dirigeants détiennent des informations qu'ils préfèrent garder à leur profit et ne pas les diffuser à leurs parties prenantes (Jensen et Meckling, 1976).

En effet, Tremblay et al. (1993) ont prouvé que les dirigeants pourraient conserver certaines informations pertinentes sur l'exploitation de la firme à ses fins personnelles. Ainsi, ils peuvent se permettre de choisir entre les informations à partager avec leurs crédateurs. Plusieurs informations importantes pour l'évaluation de l'entreprise peuvent être utilisées au détriment des crédateurs, ce qui amène ces derniers à se montrer plus réticents à participer au financement des firmes à haut risque. La sélection adverse est susceptible donc de conduire le crédateur à restreindre son offre de financement et à exclure les entreprises les plus risquées du marché de crédit, et particulièrement les petites et moyennes entreprises (Psillaki, 1995).

Dans ce sens, la banque propose un choix de contrats et les divers types d'agents (agents risqués versus agents sains) y optent en fonction de leurs caractéristiques (Salanié, 1991). Par ailleurs, les contrats révélateurs les plus utilisés reposent sur la fixation du niveau du taux d'intérêt et des garanties (Bester, 1985), (Besanko et Thakor, 1987), (Gillet et Lobe, 1992). Selon ces modèles, une entreprise risquée accepte de subir un taux d'intérêt important. Cependant, elle accepte d'apporter un montant de garanties relativement faible à cause de l'importance de sa probabilité de défaut. Au contraire, les firmes peu risquées n'acceptent pas de s'endetter à un taux élevé mais elles sont prêtes à apporter en garantie un volume intéressant d'actifs.

## **I.2- Asymétries d'information *ongoing* ou « Aléa moral » et les mécanismes incitatifs**

L'asymétrie d'information « *ongoing* » appelée Aléa moral s'impose après l'octroi du crédit et provient de l'incapacité des créditeurs à deviner les actions de l'emprunteur qui peuvent affecter la probabilité de remboursement. L'asymétrie informationnelle émane aussi de la recherche sur le niveau d'effort fourni par l'emprunteur pour gérer son investissement et éviter de mettre sa dette en défaut. Ce phénomène conduit à un fonctionnement inefficace du marché de crédit (Sami et Delorme, 2004).

Le prêteur cherche ainsi à se protéger contre les actions cachées de substitution des actifs de l'emprunteur. Celui-ci est susceptible de minimiser son effort de production et/ou de lancer des projets plus risqués puisqu'ils sont plus générateurs de richesse pour les propriétaires. Le prêteur supporte alors un risque appelé « aléa moral » (Stiglitz et Weiss, 1981). Il met néanmoins en place des mécanismes ayant pour but de réduire l'apparition de ce phénomène. Le moyen de résoudre le risque moral est donc de trouver une procédure incitative pour la firme l'amenant à respecter ses engagements.

Le banquier, à son tour, cherche à spécifier l'ensemble des variables qui peuvent avoir un impact sur les conditions de la relation contractuelle. Il peut notamment stipuler des clauses restrictives dans l'accord de crédit. Il peut aussi déterminer le montant et la nature des garanties à apporter en cas de défaut, ou encore de proposer la prime de risque optimale que l'emprunteur doit payer.

Face à ces asymétries d'information et aux risques qu'encourent les banques, la question qui se pose alors : « Quels mécanismes le banquier peut-il mettre en place pour faire face à ces problèmes ? »

## **I.3- Mécanismes de résolution de l'asymétrie informationnelle**

### ***I.3.1- Les garanties exigées***

Des travaux théoriques et empiriques ont montré l'efficacité des garanties en matière de gestion du risque de contrepartie. Pour Besanko et Thakor (1987), la présence de garanties peut limiter le risque d'aléa moral. En effet, les garanties externes, notamment personnelles, augmentent les pertes de l'entrepreneur en cas de défaut. Cet emprunteur est incité à opter pour les projets les moins risqués pour ne pas perdre ses garanties constituées par sa banque (Williamson, 1986). Pour Gertler (1992), il existe un niveau minimum de richesse mobilisable par le banquier pour lequel les firmes n'ont pas intérêt à sous-utiliser leur capital productif même si un mauvais état de la nature se produit.

Outre les garanties réelles, la banque peut exiger des garanties personnelles telles que la caution solidaire. En effet, cette caution est la fois une garantie « ex ante » et « ex post » contre le risque de défaut. D'une part, elle est ex ante parce qu'elle conduit à un équilibre séparateur permettant au prêteur d'éviter la sélection adverse (Ghatak, 1999) et (Morduch, 1999). D'autre part, elle est ex post car elle empêche l'aléa moral vu la surveillance effectuée par les partenaires d'un même groupe (Mawuli Couchoro et Pierre Rakotovao, 2006)

Dans cette même logique, Binks et Ennew (1997) pensent que le problème de l'information asymétrique peut être géré soit par un rationnement du crédit, soit par l'utilisation de garanties. En effet, les garanties ont souvent une valeur marchande relativement sûre qui peut satisfaire les exigences de la banque en cas de défaillance de paiement de l'emprunteur (Strahan, 1999).

A leur tour, Avery, Bostic et Samolyk (1998) considèrent que l'utilisation des garanties personnelles devrait diminuer le risque du prêteur, améliorant ainsi les conditions de financement. Cependant, ceci dépend de la répartition du risque entre risque moral, risque d'anti-sélection et autres éléments de risque provenant du contrat établi entre le prêteur et l'emprunteur. En effet, face à un risque moral élevé et en plus des garanties constituées, la banque peut insister pour l'obtention de l'engagement personnel du dirigeant même s'il s'agit d'une distinction légale entre l'entreprise et son propriétaire (Storey et Cressy, 1996).

### ***1.3.2- Les caractéristiques des emprunteurs comme variable de signalisation***

Eu égard aux caractéristiques de l'emprunteur, l'asymétrie d'information est particulièrement préjudiciable au moment de l'octroi du financement parce qu'elle minimise la capacité du prêteur à distinguer entre les bons et les mauvais emprunteurs. D'un autre côté, les enseignements des modèles théoriques considèrent que les caractéristiques des emprunteurs permettent de réduire les phénomènes de sélection adverse afin d'améliorer la gestion du risque de crédit. Cela semble être un enjeu crucial dans les pays émergents où les banques connaissent des problèmes d'insolvabilité récurrents liés à l'importance des créances douteuses dans leur portefeuille de crédits (Sami et Delorme, 2004)

#### ***1.3.2.1- Taille de l'emprunteur***

Les travaux réalisés par Bernanke (1993) font apparaître l'importance de l'effet de la taille de l'emprunteur sur la nature de ses relations avec les banques. En effet, l'adoption d'un tel point de vue est justifiée puisque le comportement des banquiers est caractérisé par une inégalité de traitement financier entre les petites et moyennes entreprises d'un côté (PME) et

les grandes entreprises de l'autre (Levratto, 1996). Nadine Levratto (1996) a montré que les niveaux des taux d'intérêt déterminés en fonction du montant de crédit accordé font paraître un supplément causé par la présence de coûts d'agence associés au crédit.

Pour interpréter ce type de phénomène, l'auteur a remarqué l'existence d'une relation inverse entre la taille des firmes et les coûts d'agence. En raison des difficultés rencontrées par ces firmes pour accéder aux marchés financiers, cette relation inverse montre la réticence des PME à ouvrir leur capital d'une part et le faible intérêt suscité par les entreprises de moins de 200 employés auprès des investisseurs. Concernant le financement bancaire, l'incapacité des entreprises de petite taille à fournir une information (quantitative et qualitative) de qualité adéquate aux attentes des banques explique le surcoût qu'elles doivent encourir. Dans ce sens, Lehmann et Neuberger (2000) ainsi que D'Auria *et al.* (1999) constatent l'existence d'une relation négative entre la taille de l'entreprise et le taux d'intérêt. Une étude empirique élaborée par Harhoff et Korting (1998) confirme le même résultat et montre le recours des banques à la variable « taille de l'entreprise » pour mesurer le risque de crédit de l'emprunteur. En plus, Strahan (1999) confirme également que les taux d'intérêt appliqués aux prêts mettent en évidence la différence de taille des entreprises, les plus grandes présentant plus de garanties. En effet, par rapport aux firmes de petite taille, les grandes entreprises empruntent plus, supportent des taux d'intérêt relativement faible, acquièrent des prêts à plus long terme et fournissent moins de garanties. Ainsi, la capacité de négociation élevée des grandes entreprises par rapport à celle des PME pourrait expliquer ces résultats.

Le critère de taille constitue donc un facteur crucial de différenciation du coût du crédit entre les entreprises (Bardos, 1990 et 1991). A risque égal, le coût de l'endettement est d'autant plus important que la taille de la firme emprunteuse est réduite (Artus, 1991).

En guise de conclusion, la littérature financière stipule que les banques accordent une importance significative à la taille de l'entreprise et à ses conséquences financières, aux caractéristiques personnelles de l'emprunteur et à la qualité de la relation d'affaires entretenue avec les entreprises.

### ***1.3.2.2- La qualité de la relation Banque-Entreprise***

Une amélioration de la relation banque-entreprise contribue à établir un climat de confiance et donc à atténuer le problème d'asymétrie d'information soulevé précédemment. En effet, garantir une relation de bonne qualité entre les deux parties est d'une importance considérable pour la réussite des liens commerciaux.

Une étude effectuée sur des PME allemandes par Harhoff et Korting (1998) révèle que le renforcement de la confiance mutuelle entre les banques et les PME implique un effet significativement négatif sur le taux d'intérêt d'une ligne de crédit. D'Auria, Foglia et Reedtz (1999) et Blackwell et Winters (1997), pour leur part, affirment qu'une relation étroite entre l'entreprise et sa banque est un facteur déterminant des taux d'intérêt en Italie. Une mesure de cette relation peut être le niveau d'implication des bailleurs de fonds dans le financement de la firme emprunteuse ainsi que la stabilité financière de cette dernière. En revanche, Greenbaum, Kanatas et Venezia (1990) soutiennent que cette relation ne permet pas de réduire les coûts de financement. Ils proposent comme alternative le recours de la banque à l'exploitation de l'information privilégiée provenant d'une relation étroite afin de pouvoir rendre leurs taux d'intérêt plus élevés par rapport à la moyenne des taux offerts sur le marché.

### ***1.3.2.3- Le facteur « temps » et la relation Banque-Emprunteur***

Il convient de noter qu'au fur et à mesure que la relation entre le banquier et l'entrepreneur se renforce, l'asymétrie de l'information tend à diminuer. Cela permet donc d'améliorer les conditions de financement. Plusieurs auteurs ont soutenu ce résultat alors que d'autres en ont été moins persuadés. A titre d'exemple, Boot et Thakor (2000) prétendent que les banques sont aisément aptes à réviser à la baisse la classe de risque de l'entreprise en alléguant l'asymétrie d'information et en adoptant des interactions plus régulières. D'Auria et al. (1999) prouvent aussi que les relations de crédit à long terme permettent à la banque de produire une information de meilleure qualité et ce en analysant la situation financière des entreprises ainsi que leur perspectives d'avenir. De plus, Berger et Udell (1995) montrent que plus la relation entre l'emprunteur et sa banque est longue, plus il est assujéti à un taux d'intérêt plus faible.

Quant à Meyer (1998), il affirme que la relation entre une PME et sa banque, une fois arrivée à maturité, fait diminuer le taux d'intérêt ainsi que le dépôt de garantie exigé sur les crédits.

Fernando, Chakraborty et Mallick (2002) révèlent que plus la durée de la relation augmente plus la limite de crédit accroît. En d'autres termes, une fois arrivé à un seuil bien défini, une augmentation de la durée de la relation n'aura plus d'effet sur la limite de crédit. Par contre, d'autres auteurs comme Lehmann et Neuberger (2000) ont mis en évidence que la durée de la relation Banque-Emprunteur ne présente aucun effet significatif sur les taux d'intérêt.

## II- L'emploi des méthodes de prévision du risque de crédit : Revue de la littérature

### II.1. Le crédit *scoring* et l'analyse discriminante

Le crédit *scoring* permet de découper au mieux une population donnée en des classes différentes. Ce principe de discrimination a été utilisé dans les modèles statistiques pour la première fois par Fisher et Mahalanobis (1936). A son tour, Durand (1941) était le premier à utiliser cette technique pour départager les mauvais et les bons demandeurs de crédit en exploitant certaines de leurs caractéristiques. En 1958, l'automatisation des décisions d'accord de crédit a été essayée pour une première fois par le cabinet « Fair et Isaac » et ce n'est qu'à partir des années 60 que le traitement de masse des demandes de crédit est devenu possible via cette automatisation.

En avançant dans le temps, le crédit *scoring* fût appliqué à certaines entreprises pour prévoir leur défaillance à l'aide des ratios financiers. Beaver (1968) était le pionnier de la méthode du crédit *Scoring*. Il a utilisé l'analyse uni-variée pour pouvoir distinguer entre les firmes performantes et celles en difficultés jusqu'à 5 ans précédant l'événement de faillite. En veillant à ce que le taux d'erreur soit le plus faible, cette méthode a pu affecter les entreprises au groupe des entreprises en difficulté ou à celui des entreprises saines. Cette approche a fait l'objet de plusieurs critiques bien qu'elle ait pu fournir des résultats performants. D'un côté, cette technique ne permet pas d'apprécier la situation globale de l'entreprise. Le traitement de chaque ratio d'une manière séparée ne permet pas de prendre en compte l'interdépendance qui existe entre les différents ratios financiers. D'un autre côté, compte tenu de sa complexité, la situation financière d'une entreprise ne peut pas être résumée par un seul ratio. Malgré ces critiques, cette approche a été le point de départ pour l'émergence d'autres modèles tel que le modèle *z-score* mis en place par Altman en 1968. Il fait apparaître un des modèles de prédiction des défauts le plus populaire dans la littérature financière. Il détermine une fonction score « *Z* » qui est une combinaison linéaire de  $n$  ratios financiers. Cette fonction permet de discriminer la situation de l'entreprise si elle est saine ou en détresse et ce en comparant ce score à un certain seuil.

Dans l'univers financier, l'analyse discriminante permet de trouver une moyenne pondérée de plusieurs ratios dit « fonction discriminante ». Elle est calculée pour chaque entreprise en assurant une meilleure distinction entre les entreprises performantes et les entreprises en détresse financière. C'est une méthode exploitée notamment par les banques pour établir une fonction score.

En tant que méthode de prévision du risque de crédit, l'analyse discriminante exige que les données soient normalement distribuées et indépendantes. Par ailleurs, sa formule générale est donnée comme suit :

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Avec :  $Z$  représente la fonction score de l'entreprise,  $\alpha$  est la constante,  $\beta_i$  représentent les coefficients de la combinaison linéaire des variables explicatives  $X_i$  sachant que :  $i = 1, \dots, n$ .

Plusieurs travaux ont mis l'accent sur l'importance de cette méthode. En effet, Feldman (1997) a expliqué l'intérêt d'utiliser le crédit *scoring* pour juger les demandes de crédits aux petites entreprises. Cette méthode a connu un grand essor, durant les années 80, dans le domaine du crédit à la consommation et son application n'a pas cessé d'augmenter depuis (Sustersic et al., 2009).

Cependant, l'obstacle principal à l'application de cette méthode s'articule autour des hypothèses restrictives qui sont rarement satisfaites dans la vie réelle. En effet, la validité des résultats trouvés par ces techniques est tributaire de l'hypothèse de la normalité et de l'indépendance de la distribution des variables retenues, ce qui peut rendre ces méthodes théoriquement invalides (Huang et al, 2004 ; Šušteršič et al, 2009).

De ce fait, les hypothèses de base nécessaires pour une mise en place efficace de l'analyse discriminante et leur caractère contraignant ont conduit certains chercheurs à tester l'efficacité d'autres techniques statistiques.

## II.2- Le crédit *scoring* et la régression logistique

La régression logistique est un modèle multi-varié qui permet d'établir la relation, sous forme de probabilité, entre une variable dépendante « qualitative » le plus souvent binaire ( $Y \in \{0,1\}$ ) et une ou plusieurs variables indépendantes  $X$  qui peuvent être qualitatives ou quantitatives. Cette méthode permet de déterminer la probabilité qu'un événement se produise ou non (pour l'activité de crédit, c'est le défaut ou le non défaut). Elle fournit aussi les variables indépendantes  $X$  qui sont susceptibles d'influencer la survenance ou non de cet événement. La fonction logistique est donnée comme suit :

$$Y = P(Y = 1) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \dots + \beta_n X_n$$

Avec  $Y = \left[ \frac{P}{1-P} \right]$



$$\text{Et } P = \frac{e^{\beta_0 + \sum \beta_i X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum \beta_i X_i}}$$

Pour ajuster ce modèle de régression logistique, il faut déterminer les coefficients de la fonction Y susmentionnée où n est le nombre de variables exogènes. Ainsi, il suffit d'exploiter la méthode du « maximum de vraisemblance » qui sert à fournir une estimation des paramètres maximisant la probabilité d'obtenir les valeurs réellement observées sur l'échantillon.

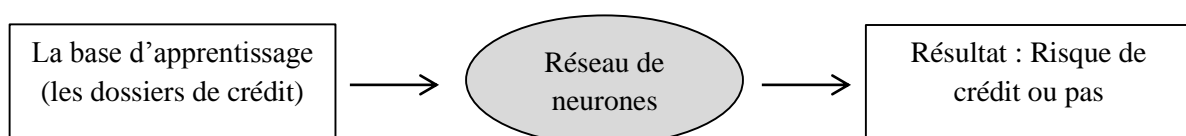
### II.3- Les méthodes de décision directes : les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les RNA sont des outils non paramétriques et flexibles inspirés des systèmes neuronaux biologiques. La naissance du domaine des réseaux de neurones artificiels remonte à l'année 1943 avec les travaux de « Warren McCulloch et Walter Pitts ». Ces chercheurs ont montré que les RNA peuvent être appliqués dans la résolution des fonctions logiques ou arithmétiques.

Vers la fin des années 50, avec les travaux de Frank Rosenblatt portant sur le perceptron, la première application des réseaux de neurones artificiels a vu le jour. En effet, les RNA constituent un outil issu de l'intelligence artificielle faisant leur entrée en finance au début de la décennie 90. Ils sont considérés comme une méthode quantitative de prévision à côté des méthodes statistiques classiques.

A partir d'un échantillon de données, les RNA se basent sur l'apprentissage, c'est-à-dire que ces réseaux apprennent par eux-mêmes les relations entre les différentes variables afin de stimuler le raisonnement humain. Ils permettent de mettre en relation la base de données (les inputs) et les résultats (les outputs) sous l'hypothèse de non linéarité de cette relation. Dans le cadre de l'activité de crédit, la présence ou non de risque de crédit peut être présentée par le schéma ci-dessous :

**Figure 3.1- Le schéma général du traitement de crédit par un RNA**



Les RNA sont souvent formés par des couches d'entrée représentant les neurones d'entrée (ou les variables d'input), des couches de sortie représentant le vecteur des variables d'outputs qui permettent de transférer les informations en dehors du réseau et d'une ou de plusieurs couches cachées représentant l'ensemble des nœuds cachés qui ont des connexions entrantes provenant des neurones d'entrée.

Par la suite, nous pouvons présenter le processus de traitement comme suit :

◆ Phase 1: Les inputs

À chacune des couches d'entrée est associé un poids que nous appelons le poids synaptique. Ce dernier représente la force de connexion (Voir figure). Le neurone effectue une somme pondérée de toutes les couches d'entrée, ce qui implique qu'il ne traite pas chaque information reçue unilatéralement. La somme pondérée est représentée par la fonction de combinaison suivante :

$$a = \sum_{i=1}^R W_i X_i - b$$

Avec

$a$  : Le niveau d'activation du neurone représentant le signal total reçu par le neurone de la couche cachée.

$W_i$  : La pondération du « signal émis » par le neurone de la couche d'entrée vers le neurone de la couche cachée.

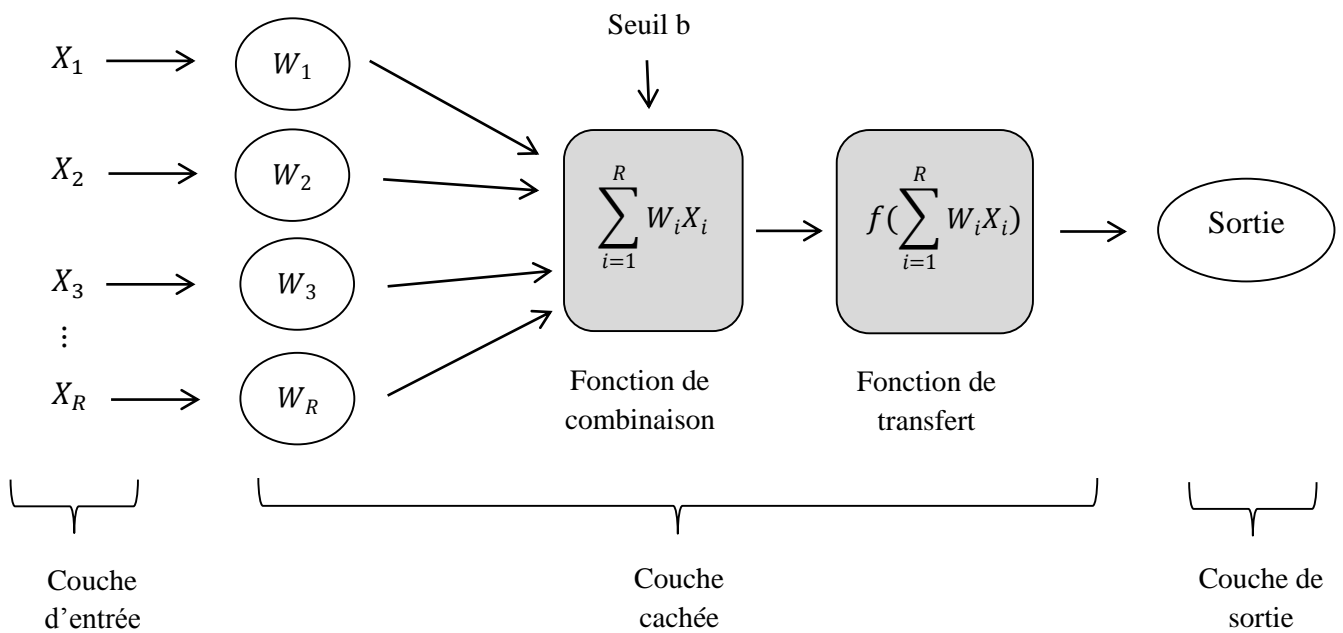
$X_i$  : L'information parvenant aux neurones de rang  $i$  de la couche d'entrée.

$b$  : Seuil d'activation du neurone ou le biais du neurone.

$R$  : Le nombre d'informations.

Nous pouvons schématiser le réseau neurone par la figure suivante :

Figure 3.2- Un schéma détaillé sur le processus d'un RNA



Source : Tufféry, 2012

◆ Phase 2 : Les fonctions de transfert

Le résultat de cette somme pondérée de la première phase (la valeur « a ») est transformé par une fonction de transfert Y (connue aussi par la fonction d'activation) qui produit la sortie du neurone. Cette fonction est très importante, puisqu'elle détermine le fonctionnement du neurone et du réseau. Elle peut opter pour différentes formes, soit une fonction à seuil, linéaire ou sigmoïdale.

$$Y = f(a) = f\left(\sum_{i=1}^R W_i X_i - b\right)$$

Prenons l'exemple des neurones de McCulloch et Pitts (1943), la fonction de transfert utilisée est du type : tout ou rien que nous appelons « fonction à seuil bipolaire ». En effet, si l'activation du neurone est supérieure au seuil, l'état final sera égal 1. Si par contre elle est inférieure au seuil, l'état final sera égal -1. Dans la pratique, les fonctions à seuil bipolaire ne sont pas utilisées. Généralement, les chercheurs optent pour les fonctions de type sigmoïde qui peut être définie par la formule suivante :

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$$

Avec Y est comprise entre 0 et 1.

◆ Phase 3 : L'apprentissage

L'une des propriétés les plus importantes des réseaux de neurones est l'apprentissage. En effet, ce dernier permet de développer le réseau de neurones pour atteindre le comportement désiré dès le début. Cette phase sera mise en place en exploitant un échantillon de la population étudiée. Les entrées de cet échantillon permettent d'ajuster le poids des connexions entre les nœuds afin d'améliorer la prévision par un processus itératif parce que souvent, il est impossible de fixer, a priori, la valeur des poids des connexions d'un réseau pour un essai donné. Une fois les poids sont estimés et fixés, la phase d'apprentissage s'effectue en entamant la phase d'utilisation du réseau de neurones.

L'approche des RNA a été adoptée par plusieurs chercheurs à savoir : Tsai et al (2009), Khashman (2010), et Oreski et al (2012) dans le traitement des problèmes de crédit *Scoring*. En effet, les réseaux de neurones dans le cadre du crédit *scoring* mettent en relation les inputs (la base de données qui n'est que les dossiers de crédits) et les outputs (le résultat du crédit qui ne peut être qu'un bon ou mauvais dénouement) et ce sans supposer que cette relation est linéaire.

Au final, la plupart des études ont montré que pour l'évaluation du risque de crédit « les réseaux de neurones » sont plus adaptables, robustes et précis que « les méthodes statistiques classiques » (Oreski et al., 2012).

#### **II.4- Comparaison entre l'analyse discriminante, la régression logistique et l'approche neuronale : Revue de littérature**

Le choix de la comparaison de ces deux méthodes repose sur le fait que ces deux approches appartiennent à deux catégories de modèles différentes à savoir : les modèles linéaires et ceux non linéaires. En effet, plusieurs articles ont étudié les deux méthodes théoriquement et empiriquement en établissant une comparaison assez objective. Ces études ont tenté de déterminer l'efficacité de l'une rapport à l'autre.

Selon Paquet (1997), l'importance de l'approche de réseau de neurones dans la détection des problèmes dans plusieurs domaines peut être résumée dans deux raisons principales poussant les chercheurs à s'intéresser plus à cet outil. D'une part, cette méthode est dotée d'une certaine flexibilité par rapport aux autres méthodes statistiques classiques. Ceci s'explique par la non nécessité d'une hypothèse concernant la forme fonctionnelle de la relation entre les caractéristiques de l'emprunteur et la probabilité de défaut et/ou à propos de la distribution des variables et des termes d'erreur. D'autre part, elle présente un instrument

adapté traitant des problèmes complexes et non structurés, ce qui implique l'impossibilité de spécifier, dès le début, la forme de la relation entre les variables à étudier.

Pour Angelini et al. (2007), l'approche neuronale diffère de la méthode classique de crédit *scoring* principalement dans la capacité de l'approche des RNA de traiter une relation non linéaire entre les variables. En effet, ces auteurs estiment que les réseaux de neurones sont considérés comme une boîte noire ambiguë vu l'impossibilité d'extraire des informations significatives ou même symbolique de leur configuration interne.

Pour Odom et Sharda (1990), les réseaux de neurones artificiels sont plus performants que les méthodes statistiques classiques pour la simple raison que le réseau utilisé dans leur étude donne de meilleurs résultats que l'analyse discriminante sur l'échantillon test en termes de taux de bon classement.

En matière de prévision de faillites d'entreprises, Coats et Fant (1993) recommandent l'utilisation aussi bien de la méthode des réseaux de neurones que celle d'analyse discriminante si l'objectif de l'utilisateur (gestionnaire de risque de crédit) est simplement de générer une classification correcte. Toutefois, l'approche des RNA est plus performante que l'analyse discriminante si l'utilisateur prend en compte le type d'erreur commise et le coût qui lui est associé.

En faisant leur étude sur 1000 entreprises industrielles italiennes pour une période de 10 ans, Altman et al (1994), concluent que l'obtention de bons résultats nécessite l'adoption simultanée de la technique de l'analyse discriminante et de celle des réseaux de neurones artificiels. Toutefois, Swales et Yoon (1992) insistent sur le fait que l'utilisation à la fois des méthodes de RNA et des méthodes de l'analyse discriminante est difficile à opérer dans les tests actuels. Cette difficulté s'explique par la nature différente des bases théoriques de ces méthodes.

De son côté, Hoang (2000) confirme que les méthodes de l'analyse discriminante peuvent aboutir à des meilleures performances que les méthodes de RNA si les schémas impliqués dans la tâche de classification sont linéaires. Par contre, si ces schémas sont non linéaires, les méthodes par réseaux de neurones sont plus efficaces dans la tâche de classification.

**Tableau 3.1- Tableau comparatif entre les méthodes de prévision du risque de crédit**

Méthode	Avantages	Inconvénients	Règle de classification
<b>Analyse discriminante</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Des prévisions explicites.</li> <li>↪ Un résultat analytique direct.</li> <li>↪ Des calculs très rapides.</li> <li>↪ Non nécessité d'un échantillon de grande taille pour l'apprentissage.</li> <li>↪ Inclusion de variables qualitatives.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Variables explicatives continues et sans valeurs manquantes.</li> <li>↪ Sensible aux individus hors norme.</li> </ul>	Score d'appartenance à une classe.
<b>Régression logistique</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Variables explicatives discrètes, continues et qualitatives.</li> <li>↪ Variable à explique nominale ou ordinale.</li> <li>↪ Pas d'hypothèse de multi normalités, ni d'homoscédasticité pour les variables explicatives.</li> <li>↪ Possibilité de prise en compte des interactions entre les variables.</li> <li>↪ Résultat facile à interpréter.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Absence de multi-colinéarité entre les variables explicatives</li> <li>↪ Calcul itératif plus long qu'une analyse discriminante de Fisher.</li> <li>↪ Moindre précision des résultats que dans l'analyse discriminante.</li> <li>↪ Non convergence de la régression logistique vers une solution optimale.</li> </ul>	Probabilité que l'évènement de défaut produise.
<b>Réseaux de neurones</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Modélisation de relations non linéaires entre les données.</li> <li>↪ Modélisation de problèmes de différents types.</li> <li>↪ Résistance aux données défectueuses.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>↪ Résultats non explicites et difficiles à comprendre par les utilisateurs.</li> <li>↪ Risque de sur-apprentissage.</li> <li>↪ Nombre limité des variables à traiter.</li> </ul>	Affectation des individus à des classes définies selon le critère de la solvabilité (solvable ou non).

Source : Tufféry, 2012

### III- L'emploi des méthodes de prévision du risque de crédit : Evidence empirique

Dans cette partie, nous mettons l'accent sur les études passées qui ont cherché de prévoir la décision d'octroi de crédit des prêteurs en exploitant des modèles statistiques. Il s'agit essentiellement des modèles basés sur l'analyse discriminante, la régression logistique et les méthodes de l'intelligence artificielle (RNA).

#### III.1- Les modèles empiriques multi-variés basés sur l'analyse discriminante

En 1968, des recherches en matière de prévision du risque de crédit ont été effectuées par le recours à des outils statistiques basés sur l'analyse discriminante linéaire. Parmi ces études, nous citons celle d'Altman (1968). En exploitant une batterie de 22 ratios, le

chercheur a pu dégager cinq ratios considérés les plus discriminants. Il a conclu que parmi ces cinq ratios, ceux de rotation du capital et de la structure financière sont les plus discriminants du risque de faillite d'une entreprise. Les résultats de cette démarche font dégager un taux de bons classements de l'ordre de 79%, d'autres modifications sur l'échantillon ont été apportées faisant améliorer ce taux à 96%. Ces taux sont jugés efficaces essentiellement pour l'année qui précède le défaut de l'entreprise.

Cette étude représente une avancée significative dans l'univers financier puisqu'elle fournit un résultat permettant de prendre en compte simultanément plusieurs ratios financiers pour prévoir l'état de santé d'une entreprise. Ceci a poussé d'autres chercheurs à établir des études similaires par l'adoption de cette approche multidimensionnelle.

Quant au Deakin (1972), il a recouru à l'analyse discriminante lui permettant d'avoir une combinaison linéaire de quatorze ratios pour les cinq périodes précédant l'année de la défaillance. Deakin dans cette étude, a pu confirmer la robustesse de l'analyse discriminante comme un outil statistique permettant de prévoir la défaillance des entreprises à travers des données comptables. Edminster (1972) à son tour, a dégagé les indicateurs les plus significatifs pour une telle démarche à savoir : le cash-flow, le fonds de roulement, l'endettement, la rotation des stocks et la liquidité. Par ailleurs, le taux de bon classement dégagé avec cette fonction est assez important de l'ordre de 93%. D'un autre côté, le non validation du modèle obtenu sur un échantillon de contrôle a limité son pouvoir prédictif.

En 1977, Altman, Haldeman et Narayanan ont pu présenter un modèle doté d'un pouvoir de prévision supérieur à celui du premier modèle d'Altman de 1968. En effet, la fonction établie par l'analyse discriminante a permis de fournir un taux de bon classement de 92% des entreprises dans la classe d'origine et ce un an avant la défaillance. Un taux de 75% a été aussi dégagé pour cinq ans avant.

En continuant avec les évidences empiriques de l'analyse discriminante en tant que méthode de prévision du risque de crédit, nous notons l'étude de « Yves Collongues » (1977) qui a dégagé un taux de bons classements de 96%. Ce chercheur a conclu que ce modèle privilégie les indicateurs utilisés par les banques à savoir : la rentabilité de l'activité, le financement de l'actif circulant par les capitaux permanents et les frais financiers.

De plus, certaines autres études ont été menées par « la Centrale des Bilans » de la Banque de France. Nous citons ainsi les travaux de Gensquiers, Micha et Pachot (1983) cités par Bernard Fioleau (1993) et de Bardos (1984). Nous citons aussi l'étude de Taffler (1983) menée en Grande Bretagne.

Pour le contexte tunisien, les travaux de Mamoughli (1984) ont porté sur un échantillon de 34 entreprises dont la moitié est jugée défailante par les banquiers puisqu'elles n'ont pas remboursé leurs crédits et l'autre moitié de l'échantillon est tirée au hasard de « la Centrale des Bilans » de la Banque Centrale de Tunisie. Ces travaux portent sur une période allant de 1976 et 1982. Le chercheur a pu spécifier que certaines dimensions sont les plus discriminantes telles que : le fonds de Roulement, l'endettement, l'équilibre structurel, la rentabilité et les cash-flows. De plus, l'étude de Matoussi et al. (2004) en Tunisie a porté sur un échantillon de « 800 dossiers de crédit de gestion » accordés aux entreprises tunisiennes. Il a pu dégager un taux de classement global satisfaisant de 83.6%.

### **III.2- Les modèles empiriques multi-variés basés sur la régression logistique**

En tant que technique probabiliste de classement, la méthode de régression logistique consiste à estimer la probabilité qu'une entreprise fasse faillite compte tenu de ses caractéristiques financières.

Par ailleurs, nous remarquons l'exploration empirique de cette méthode par Ohlson (1980) et Aziz A. et Lawson G. (1989). Les résultats obtenus de ces travaux sont comparables avec ceux dégagés par les modèles d'analyse discriminante linéaire. En effet, Ohlson (1980) a effectué une régression logistique sur un échantillon composé de 363 entreprises cotées dont 258 saines et 105 défailtantes. Il a pu constater que les variables « taille » et « rentabilité » pèsent négativement sur la probabilité de défaillance alors que l'impact de la variable « endettement » sur cette dernière est positif.

Dans le contexte tunisien, Matoussi, Mouelhi et Sayah (1999) ont élaboré une étude concluant que les dimensions : solvabilité, équilibre financier, liquidité, rentabilité et autonomie financière sont les plus significatives et explicatives permettant d'avoir un taux de bon classement assez élevé de 91%.

### **III.3- Les réseaux de neurones et l'octroi des crédits**

En finance, plusieurs tentatives d'application des réseaux de neurones ont fait l'objet de nombreuses publications au cours de ces dernières années. Il nous a semblé suffisant de mettre l'accent seulement sur les résultats obtenus en matière d'octroi de crédits. En effet, Collins, Scofield, Reilly, et Gosh (1990) ont étudié un portefeuille de crédit octroyé durant les années 1980 en utilisant un réseau RCE (*Restricted Coulomb Energy*) à trois couches. L'algorithme exploité dans cette étude associe les cellules cachées par des cas de crédits dits « exemplaires ». Ces derniers sont sélectionnés automatiquement au sein d'un jeu



d'apprentissage basé sur le système neuronal, ils seront ainsi comparés par les cas de crédits encours d'étude. L'échantillon constitué par ces chercheurs revient à 1602 prêts hypothécaires accordés durant les années 1984, 1985 et 1986. Afin de classer les crédits en deux catégories, l'état de remboursement a été évalué à la fin de l'année 1987. Les auteurs de ces travaux ont constaté que pour 10% des demandes de prêts, il est possible de prévoir les crédits qui connaîtront des problèmes de remboursement avec un degré de précision de 95%. Toutefois, aucune comparaison des résultats de cette approche par rapport à d'autres n'a été fournie mettant en cause son degré d'efficacité.

L'étude de Gosh et al (1990) a réalisé une classification des demandes de crédit. Ces chercheurs ont constaté que la mise en œuvre du système basé sur les réseaux de neurones artificiels a permis d'augmenter les dossiers acceptés de 16% tout en réduisant le nombre de défauts de paiement de l'ordre de 12%. Toutefois, les auteurs de cette étude n'ont pas fourni des comparaisons par rapport à d'autres approches.

Une autre étude menée par Smith (1990) portant sur 271 000 dossiers de crédit. Elle a cherché à estimer les pertes pour chaque dossier. Pour ce faire, l'auteur a exploré un perceptron multicouche. La couche de sortie est composée d'une cellule permettant d'évaluer l'estimation des pertes pour chaque dossier étudié. Pour que le dossier soit accepté, il doit présenter un score (mesurant le risque de perte) inférieur à un niveau donné. L'algorithme exploité est celui de la rétro-propagation classique des erreurs. Il met en place une fonction d'erreur modifiée qui cherche à améliorer la capacité de discrimination entre les entreprises ayant un score proche du seuil retenu. La conclusion de ce travail confirme que la mise en place d'un tel système a fait accroître les profits de l'entreprise utilisatrice de l'ordre de 18% par rapport aux performances des systèmes classiques fondés souvent sur les modèles de l'analyse discriminante.

#### **III.4- Analyses comparatives : réseaux de neurones, et autres techniques statistiques**

Les études comparatives réalisées sur le thème des réseaux de neurones artificiels (RNA) et sur d'autres techniques ayant les mêmes finalités mettent en évidence les performances quantitatives obtenues. Toutefois, les chercheurs n'ont pas abordé les dimensions relatives à la mise en place des RNA à titre d'exemple : les difficultés d'utilisation, les coûts, la viabilité...

Certains travaux tels que ceux de Bell et al. (1990) et Tam et Kiam (1992) ont exploré la prévision de défaillance en recourant aux réseaux de neurones artificiels. Ces études ont comparé les performances des RNA à celles de la régression logistique. En effet, pour aboutir à cette comparaison, un taux d'erreur a été calculé pour chaque méthode. Les taux dégagés ont fait l'objet d'une équivalence pour les deux techniques.

Tam et Kiam (1992) ont établi une comparaison entre les performances de l'approche des réseaux de neurones et celles d'autres méthodes comme la régression logistique ou l'analyse discriminante. Ils ont conclu que la première approche présente de meilleures performances que celles des autres.

Le résultat de cette étude comparative est présenté dans le tableau suivant :

**Tableau 3.2- Les RNA comparés aux méthodes classiques selon les travaux de Tam et Kiang**

Erreur de classement à partir de la méthode « Jackknife »						
Pourcentages (%)						
	Une année avant la défaillance			Deux ans avant la défaillance		
Méthode	Erreur type 1	Erreur type 2	Erreur totale	Erreur type 1	Erreur type 2	Erreur totale
<b>Analyse discriminante</b>	17.3	11.1	14.2	17.3	13.9	15.6
<b>Logit</b>	12.3	17.3	14.8	15.2	20.3	17.7
<b>Réseau sans couche intermédiaire</b>	8.6	13.5	11.1	8.9	25.3	17.1
<b>Réseau avec 10 neurones dans la couche intermédiaire</b>	8.6	12.3	10.5	8.9	12.7	10.8

*Source : Tam et Kiang (1992) p 941 cité par De Almeida (1993)*

Egalement, Roy et Cosset (1989) ont comparé les performances de détermination de la cotation du risque pays de différentes méthodes statistiques dont celle des RNA. Les cotations obtenues servent essentiellement à dégager le risque de non remboursement des dettes des pays étudiés. Leur étude a pu mesurer la performance de chacune des méthodes à partir « des termes d'erreur absolue » dans la détermination des côtes du risque pays. L'erreur absolue moyenne obtenue par les réseaux de neurones a été assez faible par rapport à celle de la régression logistique.

Le tableau suivant récapitule les résultats de ces travaux :

**Tableau 3.3- Résultats des travaux de Roy et Cosset (1989)**

	R <sup>2</sup>		Erreur moyenne absolue	
	RNA	Régression logistique	RNA	Régression logistique
Modèles avec 8 variables	0.815	0.788	8.78	9.59
Modèles avec 10 variables	0.945	0.903	4.70	6.78

Source: Roy, J. & J.C. Cosset (1989): « Forecasting country risk ratings using a neural network ».

Pour estimer le risque de crédit, Abdou et al (2008) ont mené une analyse comparative entre l'analyse discriminante et les RNA. L'échantillon de l'étude, fourni par une banque commerciale en Egypte, est constitué de 581 dossiers de crédit de gestion qui ont été divisés en deux groupes : les entreprises en bonne santé financière (noté 1) et celles en détresse financière (noté 0).

Initialement, une batterie de 20 variables indépendantes a été sélectionnée par la banque. Certaines de ces variables ont été exclues parce qu'elles avaient des valeurs identiques pour tout l'échantillon, telle « la durée de l'emprunt » fixé à quatre ans pour tous les clients. Chose qui a fait réduire le nombre des variables sélectionnées à 12. Ces variables ont été ensuite exploitées dans l'analyse discriminante qui a dégagé un taux de bon classement des entreprises de l'ordre de 86,75%.

De plus, les auteurs ont appliqué la méthode de régression pas à pas (*stepwise*) sur cette batterie de 12 ratios. Cette méthode cherche à dégager les ratios les plus significatifs. Les résultats de cette méthode révèlent que 9 variables seulement font l'objet d'un pouvoir de discrimination assez important. Ensuite, ces variables ont été utilisées dans l'analyse discriminante qui a permis d'avoir un taux de bon classement à hauteur de 86,92%.

Une autre tentative des chercheurs vise à construire le modèle neuronal à l'aide de ces 12 ratios. Les résultats de cette technique en utilisant un réseau de neurones à 4 nœuds cachés font apparaître un taux de bon classement de l'ordre de 93,98%. En recourant à un réseau de neurones à 5 nœuds cachés, le taux de bon classement trouvé est de l'ordre de 94,84%.

Au final, ces chercheurs concluent que la méthode neuronale domine la technique de l'analyse discriminante dans la mesure où les réseaux de neurones artificiels affichent le pourcentage de bon classement le plus élevé.

## IV- L'analyse quali-quantitative comparée ou « *crisp-set Qualitative Comparison Analysis* » : revue de la littérature

### IV.1- Initiation à la méthode AQQC

La méthode quali-quantitative comparée (AQQC) a été fondée il y a une trentaine d'années par Charles Ragin<sup>33</sup>. Il s'agit à la fois d'une approche de minimisation applicable dans l'analyse empirique et d'une approche de « voie médiane ».

La philosophie de base de l'AQQC est de « *commencer par la supposition de la complexité causale la plus large et ensuite, partir à l'assaut de cette complexité* » (Ragin, 1987). L'instrument qui est utilisé dans le but de réduire cette complexité causale est l'algèbre de Boole, « l'algèbre de la logique ».

L'approche de l'AQQC rencontre une série de points forts de l'approche qualitative. Le premier est sa nature holistique (globalité) : « *chaque cas individuel est considéré comme une entité complexe qui a besoin d'être compris globalement et ne doit pas être négligé en cours d'analyse* » (Ragin, 1987). De plus, la méthode développe une conception de causalité qui génère une certaine complexité. C'est une caractéristique principale de la technique csQCA : « *la causalité conjoncturelle multiple* ». Ceci implique que :

- Souvent, c'est une *combinaison de conditions* qui éventuellement produit un phénomène (le résultat) ;
- Des différentes combinaisons de conditions peuvent produire un résultat identique ;
- La causalité est perçue comme dépendante du contexte. Il est conseillé à l'utilisateur de la technique AQQC de : ne pas « *spécifier un modèle causal unique qui correspond le mieux aux données* », plutôt, de « *déterminer le nombre et la nature des différents modèles de causalité qui existent parmi les cas comparables* » (Ragin, 1987).

L'AQQC ambitionne aussi de rencontrer quelques points forts de l'approche quantitative (De meur et Rihoux, 2002). Ainsi, cela permet d'analyser plus qu'un cas et alors, de postuler des conjectures de généralisations. En outre, l'analyse selon cette méthode se base sur des outils formels tels que : l'algèbre booléenne, qui est analytique par nature, dans le sens

---

<sup>33</sup> Ch. RAGIN, *The Comparative Method. Moving Beyond Qualitative and Quantitative Strategies*, Berkeley, University of California Press, 1987.

que l'algorithme mis en jeu pour la minimisation réduira chaque cas à une série de variables (un certain nombre de variables explicatives et un résultat). Ceci rend l'analyse totalement répliquable, c'est-à-dire que le chercheur B qui exploite les mêmes variables et applique les mêmes choix que le chercheur A va trouver les mêmes conclusions que ce dernier. Cette qualité ouvre alors la voie à d'autres chercheurs pour vérifier les conclusions obtenues au terme de l'analyse. Les conclusions de l'AQQC sont donc réfutables, une condition clé pour le progrès scientifique (Popper, 1963). Quant à la technique booléenne, elle permet d'identifier des « *régularités de co-occurrences* » qui sont « *parcimonieuses* » qui combinent seulement quelques conditions et non toutes les conditions prises en compte dans le modèle afin de raffiner le résultat final. L'AQQC est particulièrement bien adaptée pour les situations où le nombre de cas est relativement petit (De meur et Rihoux, 2004). De plus, l'AQQC permet de traiter à la fois des phénomènes de nature quantitative ou qualitative.

#### IV.2- Méthodologie de l'AQQC

D'une manière générale et selon De meur et Rihoux (2004), le chercheur qui se réfère à l'AQQC doit, tout d'abord, commencer par encoder le tableau de données empiriques dans lequel chaque cas est exprimé par une combinaison spécifique de variables explicatives (ou conditions) et par sa variable dépendante (résultat) avec les valeurs « 0 » ou « 1 ». Par la suite, le logiciel qui traite cette méthode va condenser les variables encodées en une « table de vérité » qui présente les données sous forme d'une liste de « configurations ou combinaisons », d'une manière plus synthétique puisque les différents cas peuvent bien présenter la même « *configuration* »<sup>34</sup>. Au final, l'étape-clé de l'analyse consiste en la minimisation booléenne : l'algorithme de Quine Mc Cluskey sera alors utilisé. Le logiciel de traitement de cette méthode se charge de réduire la longue expression booléenne (consistant en une longue description de « la table de vérité ») en une expression plus courte. Cette dernière montre les régularités de l'explication de la variable dépendante par les différentes combinaisons « courtes ou parcimonieuses » de conditions. Ces régularités étaient d'une certaine manière « cachées » dans les données. De ce fait, le chercheur sera capable d'interpréter cette formule minimale.

---

<sup>34</sup> Brièvement, une configuration est une combinaison donnée de variables explicatives (chacune ayant la valeur « 0 » ou « 1 ») et d'un résultat (ayant la valeur « 0 » ou « 1 »). Une configuration spécifique peut correspondre à plusieurs cas observés.

## Conclusion

Les différents travaux de recherche sur les activités bancaires ont montré que la décision de crédit ne se base pas uniquement sur l'information financière. D'un autre côté, les garanties exigées par les banques font partie d'un mécanisme d'ajustement du risque permettant l'accès aux actifs si l'emprunteur n'honore pas ses engagements (Storey, 1994). Egalement, la taille de l'entreprise représente une variable assez déterminante pour une telle décision. De plus, l'analyse des variables financières (les ratios) permet de dégager celles qui sont les plus révélatrices de la dégradation future de la situation financière des entreprises demandant des crédits auprès des banques.

De nos jours, le risque de crédit est considéré comme le plus important des risques qu'encourent les créanciers quels qu'ils soient (banques, entreprises ou autres institutions financières). Une banque ne doit pas seulement gérer les risques mais elle doit piloter leur gestion (Dietsch et Joël, 2008). C'est pourquoi la distribution de crédit reflète une prise de risque qui doit être maîtrisée convenablement.

Ainsi, le risque de crédit englobe tous les risques qui sont liés au défaut de paiement du débiteur. La connaissance de la capacité de remboursement de cet emprunteur est donc fondamentale. En fait, les responsables de crédit doivent estimer la capacité de remboursement des entreprises emprunteuses à partir de leurs flux de trésorerie d'exploitation et non sur la base de la valeur liquidative de leurs actifs ou de réalisation des garanties qu'elles présentent. C'est ainsi que plusieurs méthodes d'évaluation et gestion du risque de crédit ont été mises en place par plusieurs chercheurs. A titre d'exemple, l'approche des réseaux de neurones artificiels (*RNA*) apparaît comme étant un outil assez puissant de prévision de la détresse financière des entreprises emprunteuses.

Cependant, la limite adressée à cette méthode repose sur la non transparence des pondérations du réseau qui pose une question importante, mérite d'être étudiée. Comme solution, Altman et al (1994) ont alors proposé l'utilisation simultanée des deux approches (réseaux de neurones et analyse discriminante), et ce pour profiter des avantages relatifs à chacune de ces deux techniques.

Dans le but d'évaluer le profil de risque au niveau individuel (dans une banque), la présente partie a cherché à mettre en place différentes méthodes de classification des emprunteurs pour améliorer la prévision du risque de crédit.

---

**Chapitre II- Modélisation du risque de crédit au sein  
d'Amen Banque par le recours aux méthodes classiques et  
modernes**

---

## Introduction

Généralement, les établissements bancaires s'intéressent à étudier le risque de la détresse financière ou de défaut avant tout octroi de crédit. C'est dans ce cadre que plusieurs chercheurs ont testé de nouveaux modèles tels que, les réseaux de neurones, afin d'améliorer la prise de décision dans les banques (Boujelbene et Khemakhem, 2012).

En vue de compléter les travaux de la première partie qui analysent le risque du crédit dans l'ensemble du secteur bancaire, cette seconde partie vise à étudier le même risque au niveau d'Amen Bank. A ce niveau, l'évaluation du risque de crédit selon plusieurs méthodes s'avère importante vu qu'elle peut aider le banquier dans sa démarche d'évaluation. Cependant, il sera difficile d'évaluer le risque de contrepartie d'Amen Bank dans sa globalité. Ainsi, le recours à des techniques d'échantillonnage des dossiers de crédit sera recommandé. Malgré les limites de ces techniques, elles sont largement adoptées par les institutions financières internationales surtout dans les opérations de partenariat stratégique. Tel a été le cas de la Société Financière Internationale, filiale de la Banque Mondiale et partenaire d'Amen Bank. En s'inspirant de ces techniques, nous avons essayé d'avoir un échantillon de grande taille, toutefois, Amen Bank ne possède pas une base de données centralisée des entreprises en relation avec elle. Ce qui nous a empêchés de constituer un échantillon représentatif du portefeuille de la banque et conduit à nous focaliser seulement sur la modélisation du risque de crédit de différentes manières.

L'échantillon retenu fera alors l'objet d'une évaluation précise du risque de crédit par l'application de diverses méthodes : classiques telles que la régression logistique et l'analyse discriminante, et modernes telles que les réseaux de neurones artificiels (*RNA*) et l'analyse quali-quantitative comparée (*csQCA*).

Au final, l'objectif du présent chapitre est, dans un premier temps, de comparer les résultats des méthodes retenues. Dans un second temps, nous allons répondre à la problématique de modélisation du risque de crédit de différentes manières, un axe principal de modernisation et d'assurance du métier de banquier.



## **I- Présentation d'Amen Bank**

Pour la présentation de la banque, nous allons nous focaliser seulement sur la fonction de la gestion des risques et essentiellement le risque du crédit qui est l'intérêt de cette recherche.

### **I.1- La fonction de la gestion des risques dans la banque**

Le développement du dispositif de gestion des risques au sein d'Amen Bank s'est poursuivi conformément aux exigences prudentielles et aux bonnes pratiques Bâloises. L'objectif étant l'amélioration du profil risque-rentabilité de la banque tout en respectant les dispositions réglementaires et les conventions financières avec les bailleurs de fonds extérieurs.

L'organisation de la gestion des risques d'Amen Bank se base sur une politique générale de gestion des risques dont l'application revient au Directoire, au Conseil de Surveillance au Comité Supérieur des Risques et Capital et ses trois sous-comités : ALCO (*Asset and Liability Committee*), le comité de capital et celui des risques opérationnels. La politique générale est conçue pour identifier les événements potentiels pouvant affecter la situation de la banque. Les risques sont gérés dans les limites préalablement arrêtées<sup>35</sup>.

### **I.2- Le risque de crédit au sein d'Amen Bank**

C'est à travers la cartographie du portefeuille engagements de la banque que la qualité de l'exposition au risque de crédit est appréciée. Cette cartographie fait état de l'évolution des principaux indicateurs de risque tels que : le coût du risque et les niveaux de concentration par secteur d'activité, par zone régionale et par groupe d'affaire. A son tour, le comité supérieur des risques se focalise sur le suivi de l'exposition de la banque par rapport au secteur touristique afin d'adopter une politique de provisionnement appropriée.

Par ailleurs, Amen Bank ne cesse pas de poursuivre le développement et l'exploitation de son système de notation interne. Elle utilise la notation interne dans l'appréhension des ratios réglementaires et des exigences en fonds propres au titre du risque de crédit. Il est à noter que le système de notation interne couvre l'ensemble des méthodes, des processus, des contrôles et des systèmes informatiques pour collecter des données selon les recommandations des accords de Bâle II. Il vise à accroître la solidité financière de la banque

---

<sup>35</sup> Rapport annuel d'Amen Bank, 2017.

---

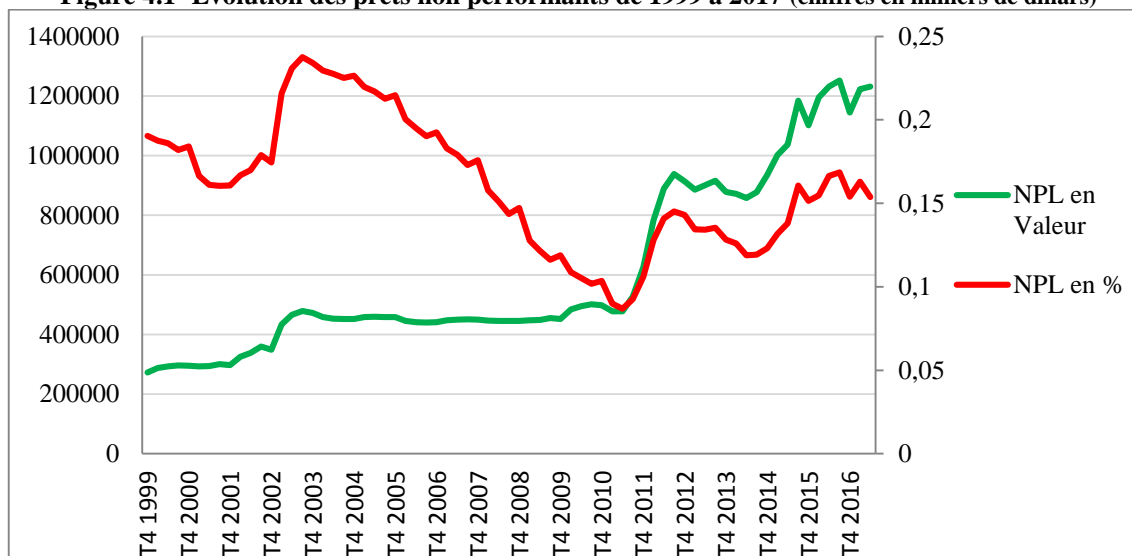
par l'amélioration de ses ratios prudentiels. L'approche retenue est celle de la notation interne de base « *IRB, Internal Rating based Foundation* ».

En suivant deux approches complémentaires et non exclusives, la méthode de la notation interne de base (IRB) vise l'estimation de la probabilité de défaut. En effet, la première approche, qui est une démarche statistique de type « score », associe directement une probabilité de défaut à une contrepartie grâce aux modèles axés sur des statistiques de défaillance internes lorsque les données utilisées sont fiables. La seconde approche est de type « expert » permettant d'intégrer des informations retenues par les experts et non capturées par le modèle de défaillance des contreparties.

Les échelles de notation interne déployées, au niveau de la chaîne de financement, sont énoncées sous forme de note et de probabilité de défaut. La banque utilise aussi la notation interne pour améliorer la qualité de son portefeuille afin d'assurer un meilleur suivi de la cartographie des engagements. En 2017, Amen Bank a enregistré un avancement important dans la réalisation de la feuille de route répondant aux exigences de la circulaire de la BCT n°2016-06, relative au « système de notation interne des contreparties ».

### **I.3- Analyse de la variation des prêts non performants d'Amen Bank de 1999 à 2017**

Pour mieux analyser le profil du risque de crédit d'Amen Bank, nous avons collecté des données trimestrielles des prêts non performants de la banque sur une période qui dépasse 17 ans. De ce fait, l'allure des deux courbes ci-dessous va nous permettre de tirer des constations génériques sur l'évolution des NPL (*non performing loan* : crédits non performants) face aux politiques d'Amen Bank qui visent la lutte contre ce risque.

**Figure 4.1- Evolution des prêts non performants de 1999 à 2017 (chiffres en milliers de dinars)**

Source : Les rapports d'Amen Bank

Cette allure graphique présente deux courbes d'évolution des NPL : en valeur et en pourcentage par rapport au total des crédits octroyés. Commençons par la première, elle indique que ces prêts non performants se sont stabilisés au cours de la première décennie autour de 400 MDT. Ce n'est qu'après 2011 que la tendance haussière s'est amorcée en dépassant les 1230 MDT en 2017 soit 3 fois le niveau enregistré à la fin de l'année 2011. Ceci s'explique essentiellement par les difficultés économiques que connaît la Tunisie depuis cette date.

Pour ce qui est de la courbe des NPL en pourcentage, nous constatons que le taux des NPL était à des niveaux assez élevés surtout en 2003 où il a dépassé les 23.75%. Des efforts considérables ont été déployés de 2003 à 2011 pour baisser ce taux à un niveau acceptable, 8.68%. Enfin, à l'instar de la courbe des NPL en valeur, celle en taux a connu, depuis 2011, une tendance haussière pour atteindre un niveau de 15.37% à la fin du premier semestre de 2017.

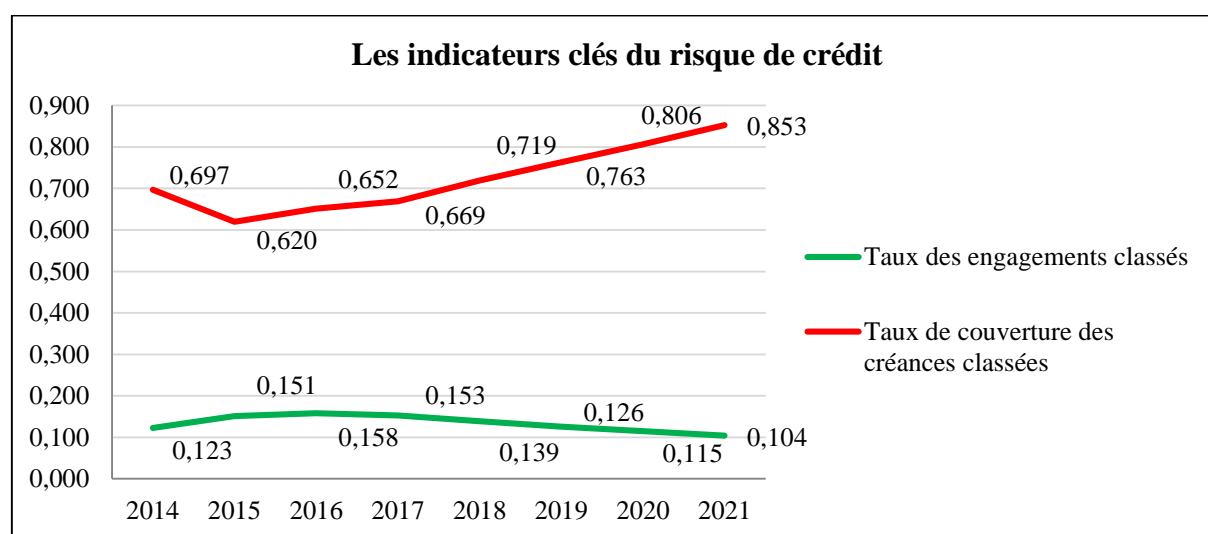
Ainsi, différentes mesures ont été mises en place par la banque pour maintenir stable le niveau des NPL. Comme nous l'avons mentionné, la banque a instauré un système de notation interne en 2017. Cette notation peut se faire soit par contrepartie soit par secteur. Cependant, elle ne fera l'objet d'aucun calcul d'exigence en matière de fonds propres. Elle sert seulement à quantifier le risque de crédit encouru pour classer la contrepartie ou le secteur.

Comme toute banque commerciale de la place, Amen Bank présente un volume de contentieux assez élevé qu'elle doit contrôler, suivre et minimiser pour qu'il soit maintenu à un niveau acceptable.

#### I.4- Le *Business Plan* de la banque et le risque du crédit

La figure ci-dessous présente l'évolution du taux des engagements classés et le taux de couverture des créances classées par les provisions au titre de la circulaire 91-24 de la BCT, sur une période allant de 2014 à 2021.

Figure 4.2- Présentation des indicateurs clés du risque de crédit



Source : *Business Plan d'Amen Bank*

Généralement, le risque du crédit peut être traduit par quelques indicateurs. Ainsi, nous allons étudier l'évolution de deux : celui des créances classées et celui de couverture des créances classées. Pour le premier, il a connu une tendance haussière au cours des dernières années passant de 12,3% en 2014 à 15,3% en 2017. Cependant, la banque prévoit, dans son *Business Plan*, une tendance baissière pour cet indicateur qui va passer de 15,3% en 2017 à 10,4% en 2021<sup>36</sup>. Pour le second indicateur, nous remarquons qu'il a connu une tendance haussière sauf en 2015 lorsqu'il a baissé à 62% contre 69,7% en 2014. Il est à noter que la banque, conformément aux exigences de la BCT, a tracé une politique de provisionnement assez rigide, ce qui laisse prévoir un taux de couverture des engagements classés qui passerait de 66,9% en 2017 à 85,3% en 2021.

<sup>36</sup> Ces données ont été communiquées par la direction des risques de l'Amen Bank sous forme d'un *Business Plan* 2018-2021.

Globalement, nous pouvons conclure que la banque essaye de mettre en place une culture de gestion du risque de crédit qui assure la pérennité de son activité, plus particulièrement l'activité de crédit.

## II- Méthodologie et échantillon

### II.1- Echantillon

L'échantillon de notre recherche est composé de 120 entreprises tunisiennes, de différents secteurs d'activités, clientes d'Amen Bank durant 2016, soit 120 observations. Pour tester le pouvoir prédictif des méthodes retenues, cet échantillon sera majoré d'un autre pour ces 120 entreprises durant l'année 2017 désigné par « échantillon test » pour confirmer les résultats dégagés.

Dans le même sillage, les entreprises de notre échantillon seront classées dans deux groupes en se basant sur l'avis du responsable d'analyse de crédit de la banque : groupe d'entreprises non performantes (*classe 0*) et groupe d'entreprises performantes (*classe 1*). Comme il est susmentionné, l'échantillon global sera composé par deux sous-échantillons :

- Un échantillon de base : comportant 59 entreprises performantes et 61 entreprises non performantes réparties sur 2016, soit 120 observations.
- De même, les données de l'année 2017 seront réparties en 59 entreprises performantes et 61 entreprises non performantes pour composer l'échantillon test.

Une batterie initiale composée de 6 ratios, codés de « R.1 » à « R.6 », a été sélectionnée pour l'évaluation du risque de crédit. Selon le banquier chargé d'octroi de crédit, ces ratios ont été considérés pertinents dans l'étude de la situation financière des entreprises de notre échantillon. En effet, nous avons sélectionné 120 entreprises d'une manière aléatoire, d'où le risque de constituer un échantillon hétérogène. Nous avons jugé que pour cet échantillon hétérogène de petite taille, il est suffisant d'opter seulement pour les ratios considérés les plus pertinents selon le chargé d'analyse des dossiers de crédit. Ce qui constitue notre choix pour les 6 ratios définis dans la section suivante.

Il est à noter que certains anciens travaux portant sur la modélisation du risque de crédit ont tenté d'optimiser le choix des ratios qui génèrent une fonction score assez efficace. Khemkhem et Boujelbene (2012) ont exploité une analyse de sélection pas à pas (*Stepwise*) pour extraire seulement 9 ratios parmi 15 ratios initialement pris. Ces ratios conduisent à une

« fonction score » plus pertinente permettant de discriminer précocement entre les deux groupes d'entreprises (saines et défaillantes).

## II.2- Définition et signification des ratios financiers

Tableau 4.1- Liste des ratios financiers retenus

Indice	Nom de la variable	Mesure de la variable
R.1	La rentabilité opérationnelle	<i>Excédent brut d'exploitation/Chiffre d'affaires</i>
R.2	La marge opérationnelle	<i>Résultat d'exploitation/Chiffre d'affaires</i>
R.3	Le ratio de l'endettement	<i>Charges financières/Chiffre d'affaires</i>
R.4	Le ratio de la marge bénéficiaire	<i>Résultat net/Chiffres d'affaires</i>
R.5	La rentabilité financière	<i>Résultat net/Fonds propres nets</i>
R.6	La rentabilité économique	<i>Résultat net/Total actif</i>

Source : fait par l'auteur

**La rentabilité opérationnelle (R.1) :** le rapport de l'EBE avec le CA représente le financement généré par l'exploitation seule. L'avantage de l'excédent brut d'exploitation (EBE) est de ne pas être influencé par :

- Les options de financement de l'entreprise (par les capitaux propres ou les emprunts puisque cet indicateur se calcule avant la déduction des charges financières) ;
- Les éléments exceptionnels (du hors bilan) ;
- Les options fiscales (il ne tient pas compte de l'impôt) ;
- Les charges et les produits calculés (par exemple, les amortissements et les provisions).

Les praticiens considèrent que l'EBE est le meilleur indicateur de performance du cycle d'exploitation d'une entreprise.

**La marge opérationnelle (R.2) :** lorsque le chiffre d'affaires d'une entreprise est supérieur aux charges, l'activité de l'entreprise est considérée rentable. En d'autres termes, la manière de fonctionnement d'une entreprise et son organisation interne permettent de créer de la richesse et de générer de l'autofinancement. Ainsi, nous parlons d'un modèle économique ou d'un cycle d'exploitation rentable. Toutefois, lorsque les produits (le chiffre d'affaires) sont inférieurs aux charges (les dépenses) de l'entreprise, cette dernière n'est pas rentable. Elle doit alors, revoir son modèle économique.

**Le ratio d'endettement (R.3) :** il indique la partie de l'actif d'une entreprise qui a été financé par des dettes. Ce ratio est généralement utilisé par les banquiers pour juger la structure de financement de l'actif. En ce sens, une banque interprétera un faible ratio comme un bon indicateur de la capacité de remboursement des dettes. Par contre, un ratio élevé montre une dépendance importante des capitaux d'emprunts et pourrait constituer un signe de faiblesse financière.

**Le ratio de la marge bénéficiaire (R.4) :** c'est un indicateur qui évalue la facilité avec laquelle les ventes d'une entreprise génèrent un surplus monétaire (un bénéfice). Ainsi, l'efficacité industrielle et commerciale d'une entreprise s'exprime par son résultat net rapporté à son chiffre d'affaires.

**La rentabilité financière (R.5) :** c'est un ratio qui mesure la rentabilité pour les bailleurs de fonds (les associés) d'une entreprise. Selon la pratique bancaire, si ce ratio dépasse les 5%, la rentabilité financière est considérée comme satisfaisante.

**La rentabilité économique (R.6) :** il est à rappeler que les capitaux investis (capitaux propres et dettes financières) génèrent un rendement qui est affecté en partie aux associés et l'autre aux bailleurs de fonds (rémunération des banques). Ce ratio est un indicateur fondamental car il n'est pas affecté par la structure financière de l'entreprise. Mais, c'est un indicateur comptable dans la mesure où il n'intègre pas l'élément risque.

## **II.3- Méthodologie des modèles de prévision du risque de crédit**

### ***II.3.1- Définition d'un emprunteur « bon » ou « mauvais »***

Ce travail cherche à développer des modèles statistiques permettant de discriminer entre les bons emprunteurs et les mauvais. Une première étape sera donc de distinguer ce que nous entendons par « bon » ou « mauvais » emprunteur. Il convient de mentionner qu'un emprunteur est jugé bon s'il rembourse convenablement son crédit et n'a jamais fait un retard de paiement pour plus de 30 jours. Cependant, un mauvais emprunteur est connu par son retard de paiement, au moins une fois, de son crédit pour 30 jours ou plus. Ces définitions émanent des discussions avec les agents de crédit et l'équipe du « service crédit » de la banque.

### ***II.3.2- Les préalables de l'analyse discriminante***

L'analyse discriminante de Fisher vise à établir une combinaison linéaire optimale des meilleures variables qui permettent de différencier les entreprises risquées des entreprises saines. Selon plusieurs chercheurs notamment Bardos et Zhu (1997), cette méthode affiche plusieurs avantages en termes de robustesse face aux fluctuations conjoncturelles.

C'est une méthode statistique multidimensionnelle cherchant à expliquer un caractère qualitatif (appartenir ou non à un groupe d'individus) en se référant aux variables quantitatives qui décrivent ces individus. Elle est utilisée très souvent par les banques pour le crédit *scoring*.

Romeder (1973) estime que l'analyse discriminante cherche à résoudre deux types de problèmes à savoir :

- « *Comment peut-on séparer deux groupes d'individus grâce à l'utilisation des critères mesurés sur ces individus ?* ». Pour le cas de notre travail, nous allons faire la discrimination entre les entreprises saines et celles défailtantes par le recours à une batterie de ratios comptables et financiers. Ceci est connu par l'analyse discriminante à but descriptif ;
- « *Comment peut-on réaffecter ces individus à leurs groupes ? et comment peut-on identifier la classe d'un nouvel individu avec la seule connaissance de la valeur des critères retenus ?* ». Il s'agit alors de l'analyse discriminante à but décisionnel.

Etant donné l'ensemble des variables indépendantes, l'analyse discriminante essaye de trouver « des combinaisons linéaires » de ces variables. Ces combinaisons sont appelées « fonctions discriminantes ». La mise en œuvre de cette méthode repose sur certaines hypothèses telles que :

- Les variables indépendantes ne sont pas fortement corrélées entre elles ;
- La moyenne et l'écart-type des variables explicatives ne sont pas corrélées ;
- Les variables explicatives exploitées sont normalement distribuées ;
- La corrélation entre deux variables exogènes quelconques est constante au sein du groupe, chose qui implique que la matrice de « variance-covariance » est homogène.



Au final, la présente méthode est souvent exploitée dans le processus d'octroi de crédit par les banques en prenant pour « y » les modalités : bon payeur et mauvais emprunteur (Saporta, 2011).

### ***II.3.2- Les préalables de la régression logistique***

Certaines hypothèses de l'analyse discriminante n'étaient pas satisfaites, comme celle de la normalité des variables exogènes. Ainsi, la régression logistique présente une gamme large de distributions. Contrairement à la méthode discriminante, la méthode logistique se réfère à l'approche du « Maximum de Vraisemblance » pour estimer les paramètres du modèle. Ainsi, le terme d'erreur suit une distribution logistique.

La régression logistique est connue sous la forme d'une fonction qui relie une variable « y » à une ou plusieurs variables explicatives  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Soit alors ;

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n.$$

Les coefficients «  $b_i$  » sont extraits à l'aide de la méthode du « maximum de vraisemblance ». Ce qui implique que leur interprétation est plus délicate que dans le modèle de régression multiple ordinaire (celui de l'analyse discriminante). La formule susmentionnée indique que le coefficient «  $b_i$  » associé à la variable exogène «  $x_i$  », reflète la variation de « y » provoquée par la variation de «  $x_i$  » pour une unité.

La régression logistique démontre qu'il ne s'agit pas d'une relation linéaire entre « y » et «  $x_i$  ». En effet, la relation est déclarée linéaire entre  $\text{Log} [(p) / (1 - p)]^{37}$  et «  $x_i$  ». Ceci permet de constater que si «  $b_i$  » est positif (réciproquement, négatif), une augmentation de «  $x_i$  » aura un effet positif (réciproquement, négatif) sur la probabilité « p ». Une table de classement est souvent proposée par les logiciels du traitement de cette méthode pour indiquer les deux sous-groupes (sains et défailants) afin de montrer leur degré de significativité.

### ***II.3.3- Les préalables des réseaux de neurones artificiels***

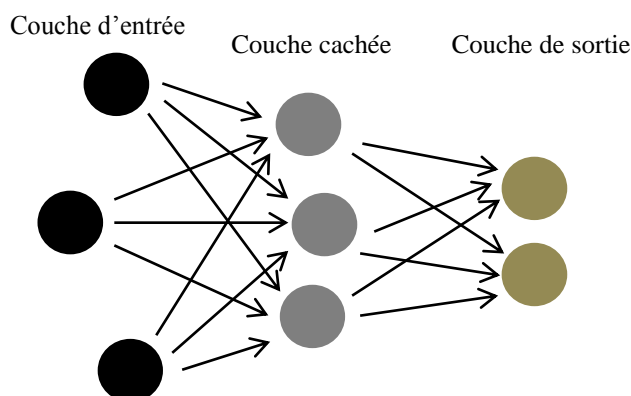
Le fonctionnement du neurone artificiel se divise en deux principales phases. La première phase est celle qui s'occupe du calcul de la somme pondérée des entrées (*les inputs* : les ratios). Cette dernière valeur sera transformée par la suite par une fonction de transfert ou d'activation permettant le calcul de la valeur du neurone. Il est important de savoir

<sup>37</sup> Soit « p » la probabilité de défaut de l'individu.

l'architecture optimale du modèle neuronal requis qui n'est que la structure de connexions entre les neurones.

Il s'agit d'un réseau multicouche comme celui de notre cas où les neurones sont arrangés par couches (voir figure 4.3).

**Figure 4.3- Réseau multicouche ou « Feedforward »**



*Source : fait par l'auteur*

La deuxième phase est celle de l'apprentissage. En effet, celui-ci est la propriété la plus importante des réseaux de neurones vu qu'il est considéré comme une phase de développement du réseau durant laquelle le comportement de cette architecture neuronale se modifie jusqu'à ce qu'un comportement désiré est obtenu.

### III- Résultat et interprétation des modèles de prévision du risque de crédit

#### III.1- Les statistiques élémentaires relatives aux ratios

Le tableau 4.2 ci-dessous indique les principales statistiques descriptives des ratios requis pour notre modélisation du risque de crédit au sein d'Amen Bank.

**Tableau 4.2- Les statistiques descriptives des ratios retenus**

Ratios	Min.	Max.	Ecart-type	Moyenne
<b>R.1</b>	0.0017	0.6846	0.1044	0.1110
<b>R.2</b>	0.0018	0.4693	0.0843	0.0831
<b>R.3</b>	0	0.3854	0.5669	0.0534
<b>R.4</b>	0.0011	0.6878	0.1129	0.0782
<b>R.5</b>	0.0020	2.4114	0.2739	0.2023
<b>R.6</b>	0.0001	3.5895	0.3268	0.0812

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

Ce tableau montre que les valeurs des six ratios sont assez dispersées. En effet, elles sont fortement différentes d'une entreprise à une autre. Pour le ratio R.1 (ratio de la rentabilité opérationnelle), les valeurs s'étalent sur un intervalle de 0.6829 points (soit de 0.0017 à 0.6846). Cet intervalle de variation est de 0.4675 points pour R.2 (le ratio de la marge opérationnelle), de 0.3854 points pour R.3 (soit le ratio d'endettement), de 0.6868 points pour R.4 (le ratio de la marge bénéficiaire), de 2.4094 points pour R.5 (le ratio de la rentabilité financière) et de 3.5894 points pour R.6 (le ratio de la rentabilité économique). Ainsi, la dispersion des valeurs de ces ratios peut être expliquée par le phénomène de la défaillance vu que nous avons opté pour deux groupes d'entreprises : saines et défaillantes. Il convient alors de tester leurs capacités de discrimination entre ces deux groupes.

### III.2- Résultat de la méthode discriminante

#### III.2.1- La capacité discriminante des ratios

Le présent tableau indique la significativité des ratios retenus afin de recourir à l'écart-type, la statistique du *Student*, la probabilité et le pouvoir discriminant de chaque ratio.

Tableau 4.3- Significativité des ratios selon l'analyse discriminante

Variables	Ecart-type	Statistique-t	Probabilité	Pouvoir discriminant <sup>38</sup>
Constante	0.1768	-3.1451	0.0021***	-
R.1	4.3722	2.4395	0.0162**	0.146
R.2	1.7763	2.3889	0.0185**	0.015
R.3	7.5999	-1.5337	0.1278	0.051
R.4	3.5892	1.8267	0.0703*	0.065
R.5	2.5680	3.0536	0.0028***	<b>0.542</b>
R.6	0.8563	4.4256	$2.22 \times 10^{-5}$ ***	0.180

\* : significative au seuil de 10%, \*\* : significative au seuil de 5%, \*\*\* : significative au seuil de 1%.

Source : calcul fait par l'auteur sur Excel

Les chiffres indiqués dans le tableau 4 ci-dessus font montrer que le ratio de la rentabilité financière R.5 est le plus pertinent car il a le pouvoir discriminant le plus élevé de 54.2%. Ceci implique que cette variable influence fortement la situation de l'entreprise tout en permettant de discriminer entre les deux groupes d'entreprises.

<sup>38</sup> Si  $Y =$  la fonction discriminante  $= \sum_{j=1}^p \alpha_j R_j$ , le pouvoir discriminant de la variable  $R_j$  est mesuré par le rapport :  $\frac{\alpha_j^2 \sigma_j^2}{\sum_{j=1}^p \alpha_j^2 \sigma_j^2}$ . Le terme  $\sigma_j^2$  désigne la variance totale de la variable  $R_j$ .

Ce résultat a été confirmé par Jensen (1986) et Aghion et Bolton (1992), ils concluent que la dette joue un rôle prépondérant à générer plus de rentabilité. Ces auteurs constatent que plus une entreprise est endettée, plus sa rentabilité financière est importante et plus elle est susceptible de faire face à tout risque de défaut de remboursement de sa dette. Cependant, Vernimmen (2002) reproche à cet indicateur le fait qu'il ne prend pas en compte le risque.

Le ratio de la rentabilité économique R.6 présente aussi un pouvoir discriminant assez important de 18%. Ainsi, pour toute entreprise dotée d'un bon cycle d'exploitation, qui génère une rentabilité économique importante, son risque de crédit est assez faible.

Par la suite, le ratio qui arrive au troisième rang en matière du pouvoir discriminant est celui de la rentabilité opérationnelle « excédent brut d'exploitation/chiffre d'affaires ». En effet, Stili (2002) souligne que l'excédent brut d'exploitation est le premier solde extrait à l'issue du cycle de production et de commercialisation. Cet indicateur est la principale composante pour la détermination du ratio de la rentabilité opérationnelle. Ainsi, il constitue une première mesure de la performance industrielle et même commerciale d'une entreprise.

### **III.2.2- Présentation de la fonction score et la démarche du classement**

Pour mettre en place l'équation discriminante et déterminer une fonction score, nous avons estimé les coefficients de la fonction discriminante affichés dans le tableau 5 ci-dessous.

**Tableau 4.4- Les coefficients de la fonction discriminante**

	<b>Coefficient</b>
<b>(constante)</b>	-0.5563
<b>R.1</b>	10.666
<b>R.2</b>	4.2434
<b>R.3</b>	-11.656
<b>R.4</b>	6.5564
<b>R.5</b>	7.8419
<b>R.6</b>	3.7897

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

Ces valeurs permettent d'établir « la fonction discriminante » suivante :

$$Y = -0.5563 + 10.666 \times R_1 + 4.243 \times R_2 - 11.656 \times R_3 + 6.556 \times R_4 + 7.841 \times R_5 + 3.789 \times R_6$$

Par ailleurs, le score dégagé pour chaque entreprise à partir de la fonction discriminante susmentionnée sera comparé à un score de l'entreprise moyenne (ou encore, un score discriminant moyen) pour affecter chaque entreprise au groupe qui est le sien. En effet, ce score « moyen » est calculé par le recours à la fonction discriminante afin de remplacer les valeurs individuelles «  $R_i$  » par les moyennes des variables indépendantes pour chaque groupe. Ainsi, le score discriminant « moyen » de l'entreprise moyenne noté «  $m$  » est donné par le tableau suivant :

**Tableau 4.5- Le score de l'entreprise moyenne**

	Score de l'entreprise moyenne
Entreprise moyenne « $m$ »	0.9959

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

Ensuite, chaque score individuel discriminant est comparé à ce score discriminant moyen pour qu'il soit affecté au groupe dont il est le plus proche. Cependant, une question importante qui se pose : « à partir de quel score pouvons-nous affecter les individus au groupe 1 (entreprises saines) et non pas au groupe 0 (entreprises défaillantes) ? ». Pour ce faire, nous devons déterminer un score centré. Plus précisément, le signe de ce score centré sera le principal élément de décision si l'entreprise appartient au groupe des entreprises saines ou elle appartient au groupe des entreprises défaillantes. Il se calcul selon la formule suivante :

$$\text{Score centré} = f(R) - f(m) = \sum_{j=1}^p \alpha_j R_j - \sum_{j=1}^p \alpha_j p_j = \sum_{j=1}^p \alpha_j R_j + cste \quad (cste = f(m))$$

Avec  $p_j$  est la valeur moyenne de la variable  $R_j$  calculée sur l'ensemble de la population, connue souvent sous le nom « valeur pivot ».

La règle de décision de classement émanant de cette situation sera alors présentée comme suit :

**Tableau 4.6- La règle de décision selon la méthode discriminante**

La valeur du score centré	Affectation selon la fonction score
Score centré $\geq 0$	1 : entreprise saine
Score centré $< 0$	0 : entreprise défaillante

*Source : fait par l'auteur*

Ainsi, il est nécessaire de chercher le pouvoir discriminant de cette méthode. Des anciens travaux confirment que « le taux de bon classement » constitue une des mesures de

pouvoir discriminant. Ce dernier rapporte le nombre d'entreprises bien classées au nombre total d'entreprises dans les deux groupes.

**Tableau 4.7- Résultat du classement de l'échantillon**

Y		Classes d'affectation prévues		Total	
		0	1		
Echantillon	Effectif	0	53	8	61
		1	17	42	59
	%	0	86.88%	13.12%	100
		1	28.82%	71.18%	100

Source : calcul fait par l'auteur sur Excel

Comme le montre le tableau 8 ci-dessus, le taux de bon classement des entreprises saines est égal à 71.18% contre un taux de bon classement de 86.88% pour les entreprises défaillantes. Ainsi, la moyenne de ces deux taux indique que le nombre d'entreprises bien classées par le modèle est égal à 79.03%.

### III.3- Résultat de la méthode logistique

#### III.3.1- La significativité des ratios

Le tableau ci-dessous présente la significativité des ratios retenus par la méthode logistique tout en indiquant l'écart-type et la statistique du *Student*.

**Tableau 4.8- La significativité des ratios selon la méthode logistique**

Variabes	Ecart type	Statistique-t en valeur absolue
Constante	0.7509	3.0959***
R.1	25.751	3.3333***
R.2	8.7864	3.0717***
R.3	65.628	2.7395***
R.4	31.690	0.3030
R.5	20.527	0.2089
R.6	5.9772	1.8528*

\* : significative au seuil de 10%, \*\* : significative au seuil de 5%, \*\*\* : significative au seuil de 1%.

Source : calcul fait par l'auteur sur Excel

Les chiffres indiqués dans le tableau 9 ci-dessus font montrer que le ratio de la rentabilité opérationnelle R.1 est le plus significatif ayant le t-*Student* le plus élevé soit 3.33 (supérieur au t-*Student* tabulé à 1% qui s'élève à 2.62). Ce ratio, qui arrive au premier rang en matière du pouvoir discriminant, a été classé dans le troisième rang par la méthode

discriminante. La rentabilité opérationnelle qui est mesurée par le rapport « excédent brut d'exploitation/chiffre d'affaires » est une mesure principale pour toute performance industrielle et commerciale, s'agissant d'une mesure qui témoigne de la capacité bénéficiaire d'une entreprise.

Quant au ratio de la marge opérationnelle R.2, il figure dans la deuxième classe en matière de significativité. Une analyse menée par Poulain-Rehm et Barrédy (2013) confirme que la non-performance d'une entreprise est reflétée par la rentabilité financière plutôt que par la marge opérationnelle ou la rentabilité économique. Ceci implique que la marge opérationnelle et la rentabilité économique représentent des indicateurs de performance pour une entreprise. Cette avancée confirme nos résultats vu que le ratio de la rentabilité économique R.6 figure comme un indicateur significatif à 10% dans ce modèle.

Au final, il est nécessaire de mettre l'accent sur le ratio R.3 qui décrit le niveau d'endettement de l'entreprise. Ce ratio est significatif à un niveau de confiance de 99%. Lelogeais (2003) précise que les entreprises en détresse financière souffrent d'un poids élevé de l'endettement à court terme et d'une autonomie financière assez faible.

### **III.3.2- Présentation de la fonction score et démarche du classement**

La mise en place de la fonction score pour cette méthode nécessite certainement l'estimation des coefficients liés à chaque variable explicative. Les résultats sont affichés dans le tableau 10 ci-dessous :

**Tableau 4.9- Les coefficients de la fonction logistique**

	$(\beta)$
(constante)	-2.3250
<b>R.1</b>	85.839
<b>R.2</b>	26.990
<b>R.3</b>	-179.79
<b>R.4</b>	9.6028
<b>R.5</b>	4.2888
<b>R.6</b>	11.074

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

La fonction score issue de cette méthode est alors établie comme suit :

$$Y' = -2.325 + 85.839 \times R_1 + 26.99 \times R_2 - 179.79 \times R_3 + 9.602 \times R_4 + 4.288 \times R_5 + 11.074 \times R_6$$

Par ailleurs, le score calculé pour chaque entreprise à partir de cette fonction sera exploité pour dégager la probabilité de défaut sous la formule suivante :

$$Prob_i = \frac{e^{(-Y'_i)}}{1 + e^{(-Y'_i)}} \text{ avec } i = 1, \dots, 120$$

Ensuite, la probabilité de défaut calculée pour chaque entreprise va servir au calcul du taux de bon classement de cette méthode. Ce classement se fait alors en comparant la probabilité calculée avec la probabilité moyenne qu'une entreprise fait défaut pour le remboursement de son crédit. Il s'est avéré que l'entreprise moyenne admet un score nul vu qu'elle est neutre. Dans ce cas, la probabilité de défaut de cette entreprise sera égale à 0.5<sup>39</sup>. Ainsi, la règle de décision sera établie comme suit :

**Tableau 4.10- La règle de décision selon la régression logistique**

La probabilité de défaut i	Affectation selon la fonction score
$Prob_i \leq 0.5$	1 : entreprise saine
$Prob_i > 0.5$	0 : entreprise défaillante

*Source : fait par l'auteur*

Le taux de bon classement s'avère un des indicateurs de pouvoir discriminant. Il rapporte le nombre d'entreprises bien classées au nombre total d'entreprises dans les deux groupes. Nous obtenons, ainsi, les résultats suivant :

**Tableau 4.11- Les taux de bon classement selon la méthode logistique**

$Y'$		Classes d'affectation prévues		Total	
		0	1		
<b>Echantillon</b>	<b>Effectif</b>	<b>0</b>	53	8	61
		<b>1</b>	9	50	59
	<b>%</b>	<b>0</b>	86.88%	13.12%	100
		<b>1</b>	15.26%	84.74%	100

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

Ce tableau fait dégager un taux de bon classement des entreprises performantes de 84.74% contre un taux de bon classement de 86.88% pour les entreprises non performantes. Ceci implique que la moyenne de ces deux taux est égale à 85.81% indiquant le nombre d'entreprises bien classées par cette méthode.

<sup>39</sup> Plus explicitement :  $Prob_{entreprise\ moyenne} = \frac{e^{(-0)}}{1 + e^{(-0)}} = 0.5$



### III.4- Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

#### III.4.1- Démarche empirique de la méthode

La création, la manipulation et la visualisation des résultats obtenus par les réseaux de neurones artificiels se fait à travers le logiciel *Matlab 8.5 (R2015a)*. Cette avancée informatique possède une application intégrée connue par "*neural network toolbox*", qui nous permet de modéliser des réseaux de neurones.

Par la suite, les modèles de prévision de la détresse financière exigent le recours à l'architecture de type « perceptron multicouches » lors de l'application des réseaux de neurones. Ainsi, pour optimiser le choix de la meilleure architecture neuronale, nous avons recouru à la fonction « *trainrp* » comme une fonction d'apprentissage.

De plus, l'algorithme d'apprentissage choisi est celui de « *rétropropagation du gradient* ». Dans le même sillage, la fonction d'activation de ce réseau est la fonction sigmoïde « *logsig* » pour les couches cachées qui admettent des neurones cachés. La fonction linéaire « *purelin* » a été sélectionnée pour le neurone de sortie.

Il est à noter que la phase de création d'un réseau de neurones commence par la fonction « *newff* » ou encore « *new feedforward* ». Cette fonction est caractérisée par le fait que les neurones « d'inputs » ne sont pas connectés avec ceux « d'outputs ». Cette commande permet de créer le réseau afin d'initialiser leurs poids. Finalement, nous avons choisi comme fonction de performance, celle de la moyenne des erreurs quadratiques (*MSE*) où :

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (S_i - y_i)$$

Où :

$S_i$  : la valeur souhaitée de l'output  $i$ ,  $y_i$  : la valeur calculée de l'output  $i$  et  $n$  : le nombre d'observations de l'échantillon.

Cette dernière formule permet de déterminer l'erreur moyenne quadratique commise par l'architecture neuronale. C'est à partir de cette mesure que le réseau décide de « continuer ou non » à rechercher la solution souhaitée. Ainsi, l'idéal sera d'avoir une erreur très faible voir même nulle.

Nous allons prendre comme « input » de la fonction d'apprentissage les 6 ratios explicatifs de la décision de l'analyste de crédit, contre une variable de sortie qui prend une valeur 1 ou 0 selon que l'entreprise est considérée comme saine ou non performante.

### III.4.2- Résultats des réseaux neurone artificiel

Afin d'obtenir de bons résultats, nous avons essayé de varier le nombre de couches cachées et le nombre de neurones cachés dans chaque couche. Ces tests sur le réseau auront comme but la recherche d'une meilleure architecture présentant le taux d'erreur (*MSE*) minimal, puisqu'il n'existe aucune règle et aucun théorème qui permettrait la détermination du nombre optimal de couches cachées et le nombre optimal de neurones à placer dans la couche cachée. Le processus d'optimisation de notre réseau nous a permis de fixer un nombre d'itération égal à 1000 et un intervalle de « couches cachées » compris entre 1 et 5 couches. Le tableau 13 ci-dessous récapitule les résultats extraits par ce processus d'optimisation du RNA.

Tableau 4.12- Les résultats de l'architecture neuronale optimale

Réseaux multicouches : « feedforward architecture »	Nombre total de couches	Nombre de couches cachées	MSE de l'échantillon de base (ou d'apprentissage)	MSE de l'échantillon test
Net_1 (6 1 1)	3	1	0.265	0.477
Net_2 (6 3 1)	3	1	0.524	0.468
Net_3 (6 4 1)	3	1	0.296	0.331
Net_4 (6 6 1)	3	1	0.423	0.389
Net_5 (6 7 1)	3	1	0.341	0.417
Net_6 (6 4 6 1)	4	2	0.404	0.377
<b>Net_7 (6 6 8 1)</b>	<b>4</b>	<b>2</b>	<b>0.116</b>	<b>0.267</b>
Net_8 (6 2 4 5 1)	5	3	0.280	0.315
Net_9 (6 5 6 7 1)	5	3	0.276	0.307
Net_10 (6 2 3 4 3 1)	6	4	0.486	0.421
Net_11 (6 3 4 4 4 1)	6	4	0.335	0.433
Net_12 (6 1 2 3 4 1 1)	7	5	0.475	0.459

**Net\_7 (6 6 8 1)** : La meilleure solution dégagée par les RNA

Source : calcul fait par l'auteur sur Matlab

Par ailleurs, nous remarquons que le nombre optimal de couches est de (4) dont (2) sont des couches cachées. Le présent réseau permet d'avoir une erreur moyenne quadratique la plus faible pour l'échantillon d'apprentissage et même pour l'échantillon test s'élevant

respectivement à 0,116 et 0,267. De ce fait, le réseau numéro 7 (*Network 7* noté *Net\_7*) sera retenu pour déterminer le taux de bon classement de cette méthode.

### III.4.3- Résultat du classement des entreprises selon la meilleure architecture neuronale

Dans cette partie, nous allons calculer le taux de bon classement en nous basant sur la meilleure architecture (*Net\_7*). Ce taux sera dégagé en comparant la moyenne entre la valeur souhaitée de l'entreprise saine et celle la défaillante (soit,  $\frac{(1+0)}{2} = 0.5$ ) par la valeur calculée de l'output «  $y_i$  » (Khemakhem et Boujelbéne, 2012). Ainsi, chaque valeur «  $y_i$  » supérieure à cette moyenne prend la valeur 1 et elle prend la valeur 0 sinon. La règle de décision sera alors de la manière suivante :

- Si  $y_i \geq 0,5$  : l'entreprise est considérée saine ;
- Si  $y_i < 0,5$  : l'entreprise est considérée en détresse.

Tableau 4.13- Les résultats du classement des entreprises selon les RNA

<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>
<b><math>S_i</math></b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>y_i</math></b>	0.407	0.414	0.417	0.166	0.164	0.170	0.448	0.457	0.462	0.482	0.488	0.490
<b>Résultat</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>13</b>	<b>14</b>	<b>15</b>	<b>16</b>	<b>17</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>
<b><math>S_i</math></b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>y_i</math></b>	0.495	0.502	0.521	0.530	0.545	0.553	0.563	0.571	0.324	0.579	0.593	0.599
<b>Résultat</b>	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>	<b>29</b>	<b>30</b>	<b>31</b>	<b>32</b>	<b>33</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>36</b>
<b><math>S_i</math></b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>y_i</math></b>	0.602	0.615	0.622	0.244	0.661	0.675	0.693	0.710	0.761	0.775	0.791	0.820
<b>Résultat</b>	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>37</b>	<b>38</b>	<b>39</b>	<b>40</b>	<b>41</b>	<b>42</b>	<b>43</b>	<b>44</b>	<b>45</b>	<b>46</b>	<b>47</b>	<b>48</b>
<b><math>S_i</math></b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>y_i</math></b>	0.846	0.871	0.877	0.887	0.889	0.895	0.909	0.917	0.917	0.924	0.929	0.925
<b>Résultat</b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>49</b>	<b>50</b>	<b>51</b>	<b>52</b>	<b>53</b>	<b>54</b>	<b>55</b>	<b>56</b>	<b>57</b>	<b>58</b>	<b>59</b>	<b>60</b>
<b><math>S_i</math></b>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
<b><math>y_i</math></b>	0.263	0.269	0.938	0.954	0.957	0.952	0.954	0.916	0.871	0.542	0.054	0.039
<b>Résultat</b>	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0

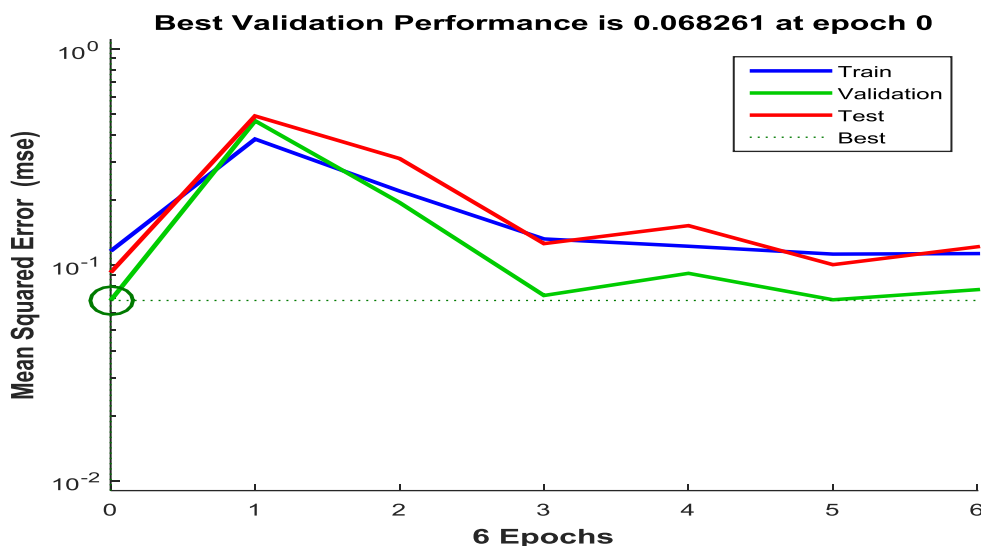
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>61</b>	<b>62</b>	<b>63</b>	<b>64</b>	<b>65</b>	<b>66</b>	<b>67</b>	<b>68</b>	<b>69</b>	<b>70</b>	<b>71</b>	<b>72</b>
<b><math>S_i</math></b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>y_i</math></b>	0.035	0.100	0.140	0.157	0.194	0.195	0.181	0.174	0.426	0.434	0.438	0.172
<b>Résultat</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>73</b>	<b>74</b>	<b>75</b>	<b>76</b>	<b>77</b>	<b>78</b>	<b>79</b>	<b>80</b>	<b>81</b>	<b>82</b>	<b>83</b>	<b>84</b>
<b><math>S_i</math></b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>y_i</math></b>	0.177	0.197	0.202	0.208	0.209	0.214	0.219	0.226	0.232	0.235	0.239	0.241
<b>Résultat</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>85</b>	<b>86</b>	<b>87</b>	<b>88</b>	<b>89</b>	<b>90</b>	<b>91</b>	<b>92</b>	<b>93</b>	<b>94</b>	<b>95</b>	<b>96</b>
<b><math>S_i</math></b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>y_i</math></b>	0.649	0.246	0.247	0.251	0.252	0.252	0.254	0.258	0.262	0.933	0.934	0.282
<b>Résultat</b>	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>97</b>	<b>98</b>	<b>99</b>	<b>100</b>	<b>101</b>	<b>102</b>	<b>103</b>	<b>104</b>	<b>105</b>	<b>106</b>	<b>107</b>	<b>108</b>
<b><math>S_i</math></b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>y_i</math></b>	0.290	0.299	0.305	0.303	0.304	0.314	0.315	0.319	0.318	0.581	0.328	0.334
<b>Résultat</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
<b><math>E^{ise}</math></b>	<b>109</b>	<b>110</b>	<b>111</b>	<b>112</b>	<b>113</b>	<b>114</b>	<b>115</b>	<b>116</b>	<b>117</b>	<b>118</b>	<b>119</b>	<b>120</b>
<b><math>S_i</math></b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b><math>y_i</math></b>	0.341	0.346	0.347	0.354	0.357	0.359	0.376	0.376	0.379	0.389	0.391	0.398
<b>Résultat</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**■** : *Entreprise mal classée*

Source : calcul fait par l'auteur sur Matlab

Pour l'erreur quadratique moyenne ( $MSE$ ) minimum de 0.116 commise lors du classement de l'échantillon d'apprentissage sur 1000 itérations, nous enregistrons une meilleure validation à l'itération 0 par l'obtention d'une  $MSE$  faible de 0.068261. Ainsi, nous présentons ci-dessous une courbe à 6 itérations représentative de  $MSE$  de l'échantillon d'apprentissage, l'échantillon test et même la validation obtenue par le réseau de neurones optimal Net\_7 (6 6 8 1).

Figure 4.4- La courbe d'apprentissage Net\_7 (6 6 8 1)



*Source : extrait par Matlab*

La dernière étape de cette modélisation du risque de crédit consiste à présenter le taux de bon classement des entreprises dans les deux groupes tout en se basant sur les résultats obtenus dans le tableau 14 ci-dessus.

**Tableau 4.14- Les taux de bon classement selon la méthode des RNA**

Y		Classes d'affectation prévues		Total	
		0	1		
Echantillon de base	Effectif	0	57	4	61
		1	18	41	59
	%	0	93.44%	6.56%	100
		1	30.51%	69.49%	100

*Source : calcul fait par l'auteur sur Excel*

### III.5- Etude comparative entre la performance des trois méthodes : l'analyse discriminante, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels

La comparaison des trois modèles (analyse discriminante, la régression logistique et l'approche neuronale) en termes de modélisation du risque de crédit montre la bonne performance de la régression logistique par rapport à celles de la méthode neuronale et de l'analyse discriminante. En effet, le taux de bon classement issu de l'application de la régression logistique est meilleur que celui des réseaux de neurones artificiels, tandis que le taux de cette dernière méthode est meilleur que celui de l'analyse discriminante.

**Tableau 4.15- Tableau récapitulatif du taux de bon classement des 3 méthodes**

Pourcentage de bon classement		
Analyse discriminante	Régression logistique	Réseaux de neurone artificiel
79.03%	85.81%	81.46%

Source : fait par l'auteur

Ainsi, ces résultats confirment les travaux de Hoang (2000) stipulant que les méthodes classiques de prévision du risque de crédit sont plus performantes que les *RNA*. De plus, les réseaux de neurones artificiels apparaissent comme étant un outil de prévision de la détresse financière des entreprises plus puissant que l'analyse discriminante. Cette constatation a été confirmée par les anciennes études empiriques de Oden et Sharada (1990), Kerling et Podding (1994) et Abdou et al (2008).

Certains statisticiens indiquent que si ces nouvelles méthodes (*RNA*) sont parfois plus performantes que les techniques statistiques traditionnelles (l'analyse discriminante et la régression logistique), elles sont aussi moins bien fondées et moins robustes. En outre, les réseaux de neurones artificiels ne sont pas capables d'expliquer les résultats qu'ils produisent. Les *RNA* se présentent comme des boîtes noires dont les règles de fonctionnement sont souvent inconnues (khemakhem et Boujelbene, 2012). Ils créent eux-mêmes leur affichage lors de la phase d'apprentissage.

Dans le cadre d'interprétation des coefficients des ratios, la régression logistique et l'analyse discriminante semblent être plus performantes. En effet, dans le réseau de neurones artificiels, les liaisons internes n'ont aucune signification économique. Toutefois, les pondérations des ratios qui figurent dans les fonctions score sont plutôt transparentes et faciles à interpréter du point de vue de l'analyse du risque de la détresse financière.

En guise de conclusion, l'analyse discriminante, la régression logistique et la technique neuronale se révèlent être trois techniques complémentaires. L'analyse discriminante et la régression logistique nous fournissent des résultats permettant de sélectionner les ratios les plus pertinents. De leur côté, les réseaux de neurones artificiels peuvent reprendre ces variables explicatives (ratios) et refont le classement des entreprises avec un taux d'erreur moins élevé.

## **IV- L'analyse quali-quantitative comparée ou « Crisp-set Qualitative comparaison analysis, csQCA »**

Un processus crisp-set QCA implique la présence de quatre étapes majeures à savoir : le calibrage des données, l'analyse des conditions nécessaires, la construction et l'analyse de la table de vérité et enfin l'analyse des conditions suffisantes. Ainsi, ces quatre étapes seront mises en place pour différencier les entreprises saines des entreprises défaillantes afin de dégager une analyse qualitative sur les ratios les plus influents sur le risque de crédit.

### **IV.1- Le calibrage des ratios**

La méthode csQCA se distingue des méthodes basées sur les analyses de corrélation et de régression par le fait qu'elle considère chaque entreprise comme un cas unique et complexe. Cette méthode ne traite pas des variables mais s'intéresse au degré d'appartenance d'une entreprise à une condition. Dans notre cas, nous souhaitons mieux comprendre quelles combinaisons d'antécédents (ou conditions) peuvent être associées à un fort risque de crédit. Le score d'une entreprise pour la variable « y » indiquera son niveau d'appartenance au groupe d'« entreprises saines » ou au groupe d'« entreprises défaillantes ». Le score d'appartenance d'une entreprise est obtenu suite à la décision de l'analyste de crédit où 0 mentionne que l'entreprise est en détresse financière et 1 sinon. Le score 0,5 indique le point qui sépare les entreprises performantes des non performantes.

La technique « crisp-set » indique que la variable prendra uniquement un nombre précis de valeurs, pour notre cas, 0 ou 1 (en opposition avec la technique « fuzzy-set » indiquant que la variable pourra prendre n'importe quelle valeur entre 0 et 1). La méthode csQCA permet de transformer les valeurs des ratios en degré d'appartenance à un groupe (Ragin, 2008).

Pour bien mener cette transformation, trois points ou seuils doivent être identifiés : le seuil à partir duquel l'entreprise est considérée comme appartenant parfaitement au groupe 1 des entreprises saines (threshold of full membership  $> 0.5$ ), le seuil à partir duquel l'entreprise est considérée comme appartenant au groupe 2 des entreprises défaillantes (the threshold of non-membership  $< 0.5$ ) et le point d'inversion (cross-over point = 0.5) qui distingue les entreprises qui appartiennent au groupe 1 de celles du groupe 2 (Kan, 2011). Ainsi, le calibrage des ratios est présenté dans le tableau 17 ci-dessous.

**Tableau 4.16- Le calibrage des ratios de variables quantitatives aux variables qualitatives**

<i>E<sup>ise</sup></i>	Y	R	M	E	B	T	G	csY	csR	csM	csE	csB	csT	csG
<b>1</b>	1	0.082	0.046	0.041	0.039	0.132	0.019	1	0	0	1	1	1	0
<b>2</b>	1	0.007	0.123	0.001	0.003	0.007	0.085	1	0	1	0	0	0	1
<b>3</b>	1	0.001	0.094	0.001	0.003	0.006	0.069	1	0	1	0	0	0	1
<b>4</b>	1	0.007	0.079	0.002	0.003	0.010	0.059	1	0	1	0	0	0	1
<b>5</b>	1	0.091	0.051	0.045	0.042	0.145	0.020	1	1	0	1	1	1	0
...	...													
<b>116</b>	0	.0182	.1659	.0009	.0023	.0061	.0894	0	0	1	0	0	0	1
<b>117</b>	0	.0832	.0470	.0437	.0415	.1400	.0195	0	0	0	1	1	1	0
<b>118</b>	0	.0845	.0475	.0451	.0418	.1437	.0197	0	1	0	1	1	1	0
<b>119</b>	0	.0862	.0475	.0452	.0421	.1437	.0198	0	1	0	1	1	1	0
<b>120</b>	0	.0083	.0775	.0047	.0032	.0106	.0521	0	0	1	0	0	0	1

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

Nous avons procédé à une notation des ratios financiers par des lettres alphabétiques pour des raisons de manipulation de cette méthode qualitative. En effet, le ratio de la rentabilité opérationnelle est noté par la lettre « R » ; le ratio de marge opérationnelle est désigné par « M » ; quant à lettre « E », elle indique le ratio de l'endettement ; pour le ratio de marge bénéficiaire, nous avons opté pour la lettre « B » et au final, la rentabilité financière et la rentabilité économique sont notées respectivement par « T » et « G ».

Par ailleurs, ce calibrage permet de spécifier dans les combinaisons possibles entre ces ratios que si la lettre de chaque ratio est en minuscule, nous pouvons dire qu'il a une valeur faible. A titre d'exemple, si nous avons :

- « R », alors le ratio de la rentabilité opérationnelle est élevé ;
- « r », alors le ratio de la rentabilité opérationnelle est faible.

#### IV.2- La construction de la table de vérité

Une fois les ratios identifiés et calibrés, la méthode csQCA fait intervenir la mathématique booléenne d'une table de vérité à  $2^x$  lignes, où « x » étant le nombre de variables explicatives qui intervient dans le modèle explicatif.

De ce fait, le nombre de lignes de cette table ou encore, le nombre de combinaisons de variables explicatives possibles pour notre cas (6 ratios) sera égal à :

$$2^6 = 64 \text{ Combinaisons.}$$



La table de vérité distinguera uniquement les valeurs « 0 » des valeurs « 1 », ressortis par la technique du calibrage. En effet, les valeurs « 0 » peuvent mentionner que la variable explicative peut être « négative », « petite » ou « absente », etc. Cependant, les valeurs « 1 » des ratios calibrés peuvent indiquer qu'ils sont « positifs », « grands » ou « présents », etc. (Rihoux, 2004).

D'un autre côté, Ragin en tant que fondateur de cette technique, recommande la minimisation de cette table pour pouvoir identifier les meilleures configurations à prendre pour l'analyse qualitative. Ce qui justifie notre choix des ratios financiers limité seulement à 6 ratios qui jugés les plus explicatifs de la situation d'une entreprise.

Ragin (2006) avance une proposition contenant deux critères pour la minimisation des lignes de la table de vérité. D'abord, le nombre des entreprises doit être égal au moins à 2 pour que la configuration fasse l'objet d'une analyse qualitative. Le second critère consiste à mettre en question la cohérence (*consistency*) calculée par la table de vérité pour toute configuration. En effet, Ragin (2008) stipule que le taux de cohérence dégagé par cette table doit être le plus proche possible de 1 sachant que ce même auteur a fixé un seuil minimum de 0,75. Pour notre analyse, nous avons procédé à la détermination des meilleures combinaisons possibles (*Best Fit*) en matière de fréquence (le plus grand nombre des entreprises dans la combinaison). Ainsi, la table de vérité des *Best Fit* sera présentée comme suit :

**Tableau 4.17- La table de vérité des meilleures combinaisons possibles**

<b>Best Fit</b>	<b>Fréquence</b>	<b>Pourcentage</b>	<b>% cumulé</b>
<b>RMEBTG</b>	47	39.17%	39.17%
<b>RMEBTg</b>	1	0.83%	40%
<b>RMebtG</b>	3	2.5%	42.5%
<b>RmEBTg</b>	9	7.5%	50%
<b>rMebtG</b>	9	7.5%	57.5%
<b>rmEBTg</b>	3	2.5%	60%
<b>rmebtG</b>	1	0.83%	60.83%
<b>rmebtg</b>	47	39.17%	100%
<b>Total</b>	120	100%	

*Source : calcul fait par l'auteur sur Stata*

Le tableau 4.17 ci-dessus indique que les combinaisons les plus communes sont (RMEBTG) et (rmebtg) avec une fréquence de 47 entreprises chacune. Ceci implique que pour avoir une entreprise saine notée « 1 », il faut réunir tous les six (6) ratios de l'étude avec

leur niveau élevé (notés par leurs lettres en majuscule). Toutefois, une entreprise défailante notée « 0 » sera le résultat d'une combinaison des (6) ratios avec leur faible niveau (notés par leurs lettres en minuscule).

Nous remarquons aussi que le tableau susmentionné propose 8 combinaisons symétriques. Cette symétrie dans la distribution des entreprises se justifie par notre échantillon qui se divise en 50% des entreprises saines et 50% des entreprises défailtantes selon l'avis du chargé des crédits.

### IV.3- Les matrices de statistiques descriptives

Dans cette partie, nous cherchons d'avoir une idée sur la relation entre les ensembles de variables indépendantes (les ratios) afin d'adopter la méthode des logiques floues. En effet, la commande « *matx ()* » sous le logiciel Stata peut être exploitée pour produire des matrices de statistiques descriptives. D'une part, l'option « *Matx (Coincidence)* » va afficher la matrice de coïncidence pour la liste des variables. D'autre part, l'option « *matx (suffnec)* » va produire une matrice affichant les scores de suffisance et de nécessité pour chaque variable saisie dans la liste des variables.

**Tableau 4.18- La matrice de coïncidence des variables**

	Y	R	M	E	B	T	G
Y	1						
R	0.831	1					
M	0.763	0.850	1				
E	0.864	0.950	0.800	1			
B	0.864	0.950	0.800	1	1		
T	0.864	0.950	0.800	1	1	1	
G	0.746	0.833	0.983	0.783	0.783	0.783	1

*Source : calcul fait par l'auteur sur Stata*

De cette matrice, nous constatons qu'une entreprise saine marquée par « Y » se chevauche avec le ratio de rentabilité opérationnelle sur 83.1% de leur surface commune de coïncidence. De même pour les autres conditions causales (les ratios), le taux de coïncidence avec « Y » est assez élevé variant de 0.746 à 0.864 d'un ratio à un autre.

Le ratio d'endettement calibré « E » se coïncide avec le ratio calibré de la marge bénéficiaire « B » et même avec la rentabilité financière calibrée « T » à 100%. A titre de précision, cette matrice diffère de celle de corrélation puisqu'elle s'intéresse à chercher la coïncidence des variables déjà calibrées (qui prennent soit 0, soit 1) avec eux même. Pour extraire cette

matrice, nous avons procédé à une option de normalisation des variables qui fait augmenter le degré de coïncidence entre les variables de notre modèle.

**Tableau 4.19- Matrice de suffisance et de nécessité**

	<b>Y</b>	<b>R</b>	<b>M</b>	<b>E</b>	<b>B</b>	<b>T</b>	<b>G</b>
<b>Y</b>	1	0.831	0.763	0.864	0.864	0.864	0.746
<b>R</b>	0.817	1	0.850	0.950	0.950	0.950	0.833
<b>M</b>	0.750	0.850	1	0.800	0.800	0.800	0.983
<b>E</b>	0.850	0.950	0.800	1	1	1	0.783
<b>B</b>	0.850	0.950	0.800	1	1	1	0.783
<b>T</b>	0.850	0.950	0.800	1	1	1	0.783
<b>G</b>	0.733	0.833	0.983	0.783	0.783	0.783	1

*Source : calcul fait par l'auteur sur Stata*

Le tableau 4.19 révèle que le ratio d'endettement, ainsi que ceux de la marge bénéficiaire et de la rentabilité financière sont ensemble suffisants pour prédire que l'entreprise sera saine (fiabilité = 0,850). Ce résultat confirme la théorie financière qui stipule que la dette joue un rôle crucial pour augmenter la rentabilité d'une entreprise.

Selon Dul (2016), la notion de « suffisance » reflète la part de la notion de causalité qui indique que « Si Z, alors W » alors que « la nécessité » reflète l'autre part de la notion de causalité qui stipule que « Pas de W sans Z ». Cette façon de penser les relations est rarement visible dans la littérature contemporaine des sciences de gestion et ces deux notions sont résumées dans celle de « causalité ». Ainsi, nous constatons que les variables sont effectivement liées, il serait alors utile d'examiner la suffisance de leurs configurations extraites avec la variable « Y ». Pour ce faire, nous allons exécuter plusieurs tests pour avoir une idée sur la cohérence de chaque configuration avec le résultat « Y ».

#### **IV.4- La significativité des combinaisons optimales des entreprises saines**

Le tableau ci-dessous indique la significativité des configurations possibles qui optimisent l'obtention d'un « Y » égal à 1 (c'est-à-dire, les combinaisons d'une entreprise saine).

Tableau 4.20- Significativité des combinaisons optimales pour les entreprises saines

	Y consistency	other Y consistency	F	Prob.	Nombre du Best Fit
<b>RmEBTg</b>	0.778	0.468	4.42	0.038	9
<b>RMEBTg</b>	1	0.487	124.11	0.000	1
<b>RMEBTG</b>	0.872	0.247	79.02	0.000	47

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

Nous constatons que trois solutions de combinaisons sont identifiées comme antécédents d'une entreprise saine ( $Y= 1$ ). De plus, ces trois configurations sont significatives. La première affiche une probabilité de 0.038, inférieure à 5% et elle regroupe un nombre d'entreprises assez élevé égal à 9. Malgré qu'elle représente une seule entreprise, la deuxième configuration est significative au seuil de confiance de 1%. Elle regroupe un ratio de rentabilité opérationnelle élevé, un ratio de marge opérationnelle élevé, un ratio d'endettement élevé, un ratio de marge bénéficiaire élevé, une rentabilité financière élevée et une rentabilité économique faible. Au final, la dernière combinaison est celle la plus significative puisque sa probabilité est évidemment inférieure à 1% et elle regroupe un nombre très élevé d'entreprise : 47.

#### IV.5- Résultat de l'AQQC pour les entreprises saines

L'analyse quali-quantitative comparée (AQQC) sous la logique floue permet de réduire le nombre de combinaisons optimales à celles les plus significatives. En effet, l'option « *reduce* » sous Stata utilise les éléments passés par « *settest ()* » pour implémenter l'algorithme de Quine-McCluskey qui cherche à produire un ensemble de solutions finales réduites accompagnées de leurs statistiques de couverture (*coverage*).

Tableau 4.21- Résultat primaire de la méthode csQCA pour les entreprises saines

3 Solutions Entered as True			
<u>Minimum Configuration Reduction Set</u>			
REBTg RMEBT			
<u>Final Reduction Set</u>			
Set	Raw coverage	Unique coverage	Consistency
<b>R*E*B*T*g</b>	0.065	0.003	0.705
<b>R*M*E*B*T</b>	0.712	0.650	0.875
Total coverage = 0.715			
Solution Consistency = 0.875			

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

Les trois configurations initiales ont été minimisées en deux. En effet, le « *Minimum Configuration Reduction Set* » sert à afficher les configurations réduites de l'étape initiale. Il est à noter que le signal « \* » signifie « et » ou « combiné à ».

Comme le montre le tableau 4.21, deux configurations (R\*E\*B\*T\*g et R\*M\*E\*B\*T) sont affichées. Ceci indique qu'elles présentent des « *y consistency* » (inclusion dans y) significativement plus supérieurs à leurs « *n consistency* » (Inclusion dans l'opposé de y, ou 1-y), dans un intervalle de confiance de 95 % et de 99% (voir tableau n°21).

De plus, si nous testons quelles configurations ont un niveau de fiabilité supérieur à « la valeur seuil » de 0.800 proposée par Ragin (2008), nous remarquons que seule la deuxième configuration est valide avec une couverture totale de 0.715 et un niveau de fiabilité de 0.875. Ces deux dernières combinaisons correspondent à une rentabilité opérationnelle élevée, un ratio d'endettement élevé, une marge bénéficiaire importante, une rentabilité financière assez élevée et une faible rentabilité économique ; Ou à une rentabilité opérationnelle élevée, une marge opérationnelle importante, un ratio d'endettement élevé, une marge bénéficiaire importante et une rentabilité financière assez élevée. L'intersection entre ces deux combinaisons indique qu'il s'agit de 4 principaux ratios (à savoir : R, E, B et T) qu'une solution réduite supplémentaire (*Parsimony solution*) ne peut être qu'une combinaison parmi ces ratios.

Par ailleurs, le tableau 4.22 ci-dessous affiche une réduction supplémentaire de solution qui cherche à minimiser les combinaisons optimales pour mieux juger qu'une entreprise est bien saine.

**Tableau 4.22- Résultat parcimonieux de la méthode csQCA pour les entreprises saines**

<u>Parsimony Solution</u>			
3 solutions Entered as True			
56 Solutions Treated as Do Not Care			
<u>Minimum Configuration Reduction Set</u>			
RT RB RE Rg Rm MT MB ME Mg BG EG eT bT eB Bt Eb Et			
<u>Final Reduction Set</u>			
Set	Raw Coverage	Unique Coverage	Consistency
<b>R*E</b>	0.831	0.831	0.860
Total Coverage = 0.831			
Solution Consistency = 0.860			

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

L'ensemble de combinaisons se réduit à une seule soit (R\*E). Ainsi, pour dire qu'une entreprise est financièrement saine, il suffit d'avoir une combinaison d'un ratio de rentabilité opérationnelle élevé avec un ratio d'endettement important. La couverture totale de cette configuration s'est affichée à un niveau de 0.831 accompagnée d'un niveau de fiabilité de 0.860. Ces deux taux sont jugés satisfaisants puisqu'ils dépassent le seuil de 0.800 de Regin (2008).

En effet, le ratio de rentabilité opérationnelle était le plus significatif selon la méthode logistique et il arrive au troisième rang en matière de significativité selon l'analyse discriminante. La rentabilité opérationnelle mesurée par le rapport « excédent brut d'exploitation/chiffre d'affaires » est une mesure principale pour toute performance du cycle d'exploitation des richesses de l'entreprise. Quant à la deuxième branche de cette configuration, le ratio d'endettement, la règle de l'effet de levier stipule que, si sa rentabilité économique est supérieure au coût de sa dette, plus une entreprise est endettée plus sa rentabilité sera importante et donc elle sera capable de rembourser ses dettes dans les délais.

Ainsi, le résultat final trouvé par l'analyse quali-quantitative comparée (AQQC) s'aligne bien avec ceux des autres méthodes d'évaluation du risque de crédit et même avec la littérature financière.

#### **IV.6- La significativité des combinaisons optimales des entreprises défailtantes**

Dans ce qui suit, nous avons généré dans Stata une variable X égale à :

$$X = 1 - Y$$

Ceci implique que la variable X va transformer les valeurs « 0 » de Y en « 1 » et inversement.

- Si  $X = 1 - 1 = 0$  : étant le score des entreprises saines.
- Si  $X = 1 - 0 = 1$  : étant le score des entreprises défailtantes.

X étant en majuscule et selon la méthode de la logique floue, les combinaisons optimales vont se faire sur la base des valeurs élevées de X (c'est-à-dire « 1 ») qui concernent les entreprises défailtantes. Par ailleurs, le tableau 4.23 ci-dessous indique la significativité des configurations possibles optimisant l'obtention d'un « X » égal à 1.

**Tableau 4.23- Significativité des combinaisons optimales pour les entreprises défaillantes**

	YCons	OthYCons	F	Prob.	Nombre Best Fit
<b>rmebtg</b>	0.894	0.260	85.36	0.000	47
<b>rmebtG</b>	1	0.504	116.04	0.000	1
<b>RMebtG</b>	1	0.496	118.03	0.000	3

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

Nous remarquons que trois solutions de combinaisons sont identifiées comme antécédents d'une entreprise défaillante ( $X=1$  ou encore  $Y=0$ ). De plus, ces trois configurations sont significatives au seuil de confiance de 99%. En effet, la première configuration semble être la plus pertinente puisqu'elle regroupe un nombre d'entreprises élevé égal à 47. Elle consiste à regrouper tous les ratios utilisés dans cette étude avec de faibles valeurs (ils figurent en minuscule). Comme nous avons vu avec le traitement des entreprises saines, un processus de réduction de combinaisons optimales est mis en place pour raffiner de plus les résultats.

#### IV.7- Résultat de l'AQQC pour les entreprises défaillantes

En reprenant la même procédure de l'AQQC pour les entreprises saines, nous obtenons deux configurations optimales représentées dans le tableau 4.24 qui suit.

**Tableau 4.24- Résultat primaire de la méthode csQCA pour les entreprises défaillantes**

3 Solutions Entered as True			
<u>Minimum Configuration Reduction Set</u>			
RMebtG rmebt			
<u>Final Reduction Set</u>			
Set	Raw Coverage	Unique Coverage	Consistency
<b>R*M*e*b*t*G</b>	0.049	0.049	1
<b>r*m*e*b*t</b>	0.030	0.030	0.302
Total Coverage = 0.079			
Solution Consistency = 0.533			

Source : calcul fait par l'auteur sur Stata

Les trois configurations initiales ont été minimisées en deux. La première combinaison (**R\*M\*e\*b\*t\*G**) admet un niveau de fiabilité égal à 1, supérieur au seuil suggéré par Regin (2008). Cependant, la deuxième combinaison (**r\*m\*e\*b\*t**) s'affiche avec un niveau de fiabilité assez faible de  $0.302 < 0.800$ , ce qui implique que cette configuration n'est pas pertinente. Elle regroupe un ratio de rentabilité opérationnelle faible, une marge opérationnelle faible, un taux d'endettement faible, une marge bénéficiaire faible et une rentabilité financière très modeste. De ce fait, des efforts supplémentaires pour raffiner ces

résultats sont encore possibles par la méthode de la logique floue et ce, pour chercher les dernières combinaisons optimales. Le tableau 4.25 ci-dessous affiche ces derniers résultats.

**Tableau 4.25- Résultat parcimonieux de la méthode csQCA pour les entreprises défailtantes**

<u>Parsimony Solution</u>			
3 solutions Entered as True			
56 Solutions Treated as Do Not Cares			
<u>Minimum Configuration Reduction Set</u>			
rTG rBG rEG eMg rMT rMB rME me mb mt eg bg tg mG Re Rb Rt eT bT eB Bt Eb			
Et			
<u>Final Reduction Set</u>			
Set	Raw Coverage	Unique Coverage	Consistency
<b>m*e</b>	0.031	0.001	0.310
<b>m*b</b>	0.034	0.004	0.289
Total Coverage = 0.036			
Solution Consistency = 0.296			

*Source : calcul fait par l'auteur sur Stata*

Deux nouvelles configurations s'affichent (m\*e) et (m\*b). Ainsi, pour dire qu'une entreprise est financièrement défailtante, il suffit d'avoir une combinaison d'un ratio de marge opérationnelle faible avec un ratio d'endettement faible ou un ratio de marge opérationnelle faible et un ratio de marge bénéficiaire faible.

Selon ces résultats, le niveau de fiabilité total de ces deux combinaisons est assez faible de 0.296 bien qu'elles sont valides. De ce fait, pour savoir si une entreprise est défailtante, d'autres ratios financiers peuvent remplacer certains ratios actuels et ce, pour améliorer le niveau de fiabilité des combinaisons optimales. Il à noter que la plupart des ratios choisis sont des ratios de rentabilité, ainsi, si dans cette partie nous choisissons des ratios reflétant les coûts et les charges, le niveau de fiabilité pour les entreprises défailtantes augmente probablement.

## V- Les limites de la recherche

Nous estimons qu'il est nécessaire de mettre l'accent sur les limites de notre travail de recherche. D'abord, notre échantillon composé de 120 entreprises est considéré homogène, ce qui n'est pas le cas réellement. Nous n'avons pas pu faire une sélection par secteur ou par taille d'entreprise parce qu'Amen Bank n'a pas une base de données centralisée des entreprises avec lesquelles elle est en relation. De ce fait, la sélection des 120 entreprises a été faite de manière aléatoire, d'où le risque de constituer un échantillon hétérogène. Une telle



---

sélection rentre dans le cadre d'une technique d'échantillonnage non probabiliste appelée « échantillonnage accidentel ». Un échantillon accidentel est un groupe d'éléments choisis au fur et à mesure qu'ils se présentent, sans aucun tri. Cette technique est rapide, simple et peu coûteuse mais elle est moins pertinente. Donc, pour rattraper cette limite, il serait mieux que l'échantillon soit vraiment homogène et représente le maximum possible le portefeuille de crédit de la banque. D'un autre côté, la taille de notre échantillon est considérée faible mais ceci n'impacte pas l'objectif recherché par ce travail. Cependant, il serait préférable que l'échantillon soit volumineux et représente au moins 30% du portefeuille de la banque. En effet, un échantillon de grande taille implique un taux d'erreur moins faible.

Pour modéliser le risque de crédit, nous avons retenu seulement 6 ratios. Ce choix est argumenté par le fait que la méthode « *crisp-set Qualitative Comparaison Analysis* » ne permet pas de traiter un grand nombre de ratios, ceci revient aux caractéristiques de l'algèbre de Boole qui est le socle de cette méthode.

Normalement, le choix de ces ratios doit passer par une analyse de sélection pas à pas (*stepwise*) d'un grand nombre de ratios pour aboutir à ceux les plus pertinents qui raffinent la fonction « score ». Cette méthode de sélection renforce la légitimité d'une telle recherche. Certains chercheurs indiquent que la non intégration de variables qualitatives rend l'analyse du risque de crédit biaisée. Ils proposent d'ajouter aux ratios financiers des variables de positionnement de l'entreprise sur son marché, des variables de coûts de revient ou même d'appréciation de la qualité de gestion de l'entreprise (Elhamma, 2009). D'après Bauer et *al.* (1998), l'analyse par les ratios financiers n'est pas une science exacte où les priorités en termes de calcul varient d'un examen à un autre. Pour les méthodes classiques qui génèrent une fonction « score », Bardos (2001) confirme que leurs conditions théoriques d'application sont rarement réunies.

---

## Conclusion

Le but du présent chapitre était de traiter le risque du crédit au niveau individuel, une modélisation de ce risque par quatre méthodes était l'appui de cette partie. En effet, nous avons recouru à une comparaison des performances relative à trois modèles de prévision du risque d'insolvabilité, à savoir l'analyse discriminante, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels. La dernière méthode exploitée (*csQCA*) est une méthode qualitative qui sert essentiellement à indiquer pour chaque groupe (les entreprises saines ou défailtantes), les ratios les plus dominants accompagnés de leurs poids.

Cette variété de méthodes a permis de répondre à la problématique de la deuxième partie du mémoire portant sur la modélisation du risque de crédit de différentes manières. Nous avons présenté les différentes étapes de mise en place de chaque méthode pour exposer implicitement leurs forces et faiblesses. Le choix était d'opérer avec deux méthodes classiques à savoir l'analyse discriminante et la régression logistique, et deux méthodes modernes de prévision de la détresse financière telles que les réseaux neurones artificiels (*RNA*) et l'analyse quali-quantitative comparée (*csQCA*).

Par ailleurs, nous avons procédé à une comparaison des performances des trois premières méthodes citées ci-dessus. La régression logistique obtient le meilleur taux de bon classement soit 85.81%. Elle est suivie par les réseaux de neurones artificiels avec un taux de 81.46% et enfin, de l'analyse discriminante qui affiche un niveau de bon classement de 79.03%. Quant à la dernière méthode (*csQCA*), elle présente un niveau de fiabilité (*consistency*) des résultats dégagés de 86% pour les entreprises saines. Pour les entreprises défailtantes, ce degré de fiabilité n'a pas franchi le niveau de 29.6%.

Ces taux obtenus nous permettent de confirmer que pour un échantillon de petite taille, les méthodes modernes offrent une performance meilleure que les modèles classiques. En revanche, les méthodes classiques analysent mieux le risque du crédit en précisant les ratios les plus pertinents afin d'offrir une fonction score valable pour tout classement futur.

De l'autre côté, les modèles récents sont considérés comme des boîtes noires vu la complexité de leurs algorithmes qui traitent les données des variables explicatives du risque de crédit. A titre d'exemple, les *RNA* se basent sur un algorithme d'apprentissage très complexe, de même, la méthode *csQCA* se base sur l'algèbre de Boole, une mathématique qui s'intéresse à une approche algébrique de « la logique ».

Dans l'absolu, la mise en évidence de certains ratios financiers tels qu'ils apparaissent dans cette recherche, doit conduire le chercheur comme le praticien à mesurer leur importance dans la prévision de la détresse financière d'une entreprise. Chaque méthode utilisée est certainement critiquable par son caractère empirique, toutefois, elle vise essentiellement à répondre à une question simple : est-ce qu'il est possible de prédire la défaillance d'une entreprise afin d'obtenir un degré de fiabilité assez élevé ? Les modèles mis en place répondent positivement à cette question et peuvent être utilisés pour orienter le banquier dans son diagnostic. D'un côté, ils présentent l'avantage de procéder à une présélection des entreprises risquées en matière de remboursement de leurs engagements ; d'autre côté, de détecter les ratios les plus sensibles<sup>40</sup>. Cependant, ces modèles ne permettent pas, *a priori*, de tester des hypothèses qui ressortiraient d'un modèle ou d'une théorie type de la détresse financière.

Au final, plusieurs extensions à ces méthodes sont envisageables. Elles sont de nature à améliorer la modélisation de prévision du risque de crédit afin de pallier aux inconvénients des anciennes méthodes. A titre d'exemple, les algorithmes génétiques, le partitionnement récursif et les séparateurs à vastes marges (*SVM*) qui sont appliqués pour prévoir la défaillance des firmes.

---

<sup>40</sup> Ce n'est pas valable pour les *RNA*

---

## **Conclusion Générale et Recommandations**

---

Le risque de crédit est considéré l'un des principaux risques auxquels est confrontée une banque. Lamarque (2015) indique que le risque de crédit était le premier risque bancaire traité par la réglementation prudentielle. De plus, les techniques d'évaluation de ce risque ont été le sujet d'une importante évolution durant les trois dernières décennies (Mezgani, 2015). Les premières méthodes d'évaluation axées sur l'analyse subjective et les systèmes « experts » ont été remplacées par de nouvelles approches « plus objectives », à savoir : le crédit *scoring*, la méthode de notation interne de base, la méthode de notation interne avancée et la méthode de notation externes. Ces dernières sont basées notamment sur des données quantitatives, telles que l'historique des dossiers de crédits et les caractéristiques quantitatives relatives aux emprunteurs clients des banques. Partant de la question : « bien que le système de notation du risque de contrepartie admet plusieurs avantages, pourrait-il estimer convenablement le profil du risque de crédit d'une banque ? », Rochet (2008) et Lamberts (2010) concluent que ces approches de notation peuvent « sous-estimer » le profil de risque des actifs d'une banque. Ce qui peut conduire à une minimisation des fonds propres réglementaires pour couvrir ce risque.

Le risque de crédit est un indicateur primordial pour apprécier la viabilité des banques. Plusieurs études théoriques et empiriques confirment que le « ratio *cooke* » instauré par les accords de Bâle I a été l'origine d'une culture limitée de gestion des risques dans les établissements bancaires (Ospital, 2006), ce qui a suscité le renforcement des normes prudentielles par les accords de Bâle II puis III (Maraghni et al, 2016). Alors qu'elles ont été créées sous la tutelle des pays développés, la transposition des règles prudentielles dans les pays émergents risque d'engendrer des effets différents (M. Arouri et al., 2013). En fait, le problème pour chaque pays est de définir les outils les plus adaptés aux caractéristiques de son tissu bancaire afin de contrôler sa santé et sa solidité financière.

Bien que les pays développés aient provoqué l'intérêt des chercheurs, les pays émergents, notamment la Tunisie, n'ont pas fait l'objet de nombreux travaux concernant la culture et la gestion du risque de crédit au sein de leurs systèmes bancaires. Ainsi, notre recherche porte sur l'étude du risque de crédit des banques tunisiennes, au niveau du secteur dans son ensemble puis de l'Amen Bank en particulier. Dans ce travail, nous avons exploré l'effet simultané du risque de crédit sur le ratio de solvabilité réglementaire afin d'analyser le comportement de la gestion de ce risque. Cette gestion peut être traduite par les diverses modélisations qui pondèrent le risque de crédit de chaque contrepartie servant au calcul des

exigences en fonds propres. De ce fait, une modélisation par quatre méthodes a été à l'appui pour donner une perspective sur la manière dont les banques gèrent ce risque.

Une meilleure connaissance des causes de l'excès du risque de crédit dans le système bancaire, conduit à mieux comprendre le processus décisionnel en la matière. Pour ce faire, nous avons mobilisé des enseignements dans la partie théorique relatifs à la réglementation, aux études sur le niveau de prise de risque du crédit eu égard au ratio de solvabilité et aux différentes modélisations de ce risque qui impactent le processus décisionnel. Nous avons effectué deux validations empiriques pour traiter le risque de crédit au niveau sectoriel et au niveau particulier d'Amen Bank. Ainsi, nous avons commencé par l'analyse de l'effet simultané de la prise du risque de crédit eu égard au ratio de solvabilité au niveau sectoriel. Pour voir de près la gestion de ce risque, nous avons conduit la recherche vers la mise en place de diverses méthodes d'évaluation de ce phénomène au niveau d'une banque. L'analyse et la gestion du risque de crédit figurent alors comme étant deux étapes complémentaires et indissociables. Les avancées théoriques relatives à l'explication de la culture de gestion du risque de crédit indiquent qu'un mauvais management de ce risque est le résultat d'un mauvais contrôle du processus décisionnel ou d'une décision d'octroi de crédit inappropriée suite à une mauvaise appréciation de la qualité de l'emprunteur. Cette constatation place le risque de crédit au cœur de notre recherche.

Dans la première partie, nous avons centralisé notre attention sur l'analyse de la culture de gestion du risque de crédit en présence d'un cadre réglementaire en perpétuel mouvement dans un pays émergent tel que, la Tunisie. Ainsi, nous avons essayé de chercher des éléments de réponse à notre première question de recherche :

### **Quelle culture de gestion du risque de crédit pouvons-nous en tirer sur le secteur bancaire en Tunisie ?**

À l'instar de la partie théorique élaborée dans le premier chapitre, nous avons conclu que la plupart des travaux empiriques sont effectués sur les banques des pays développés. Peu d'études se sont intéressées aux pays émergents.

Pour contourner cette limite, nous avons établi, dans un deuxième chapitre, une étude empirique sur 10 banques universelles tunisiennes cotées à la « BVMT » pour une période allant de 2005 à 2017. Par la suite, nous avons eu recours aux techniques des équations simultanées sur des données de panel vu que les études théoriques confirment qu'il s'agit

d'une relation de simultanéité entre le niveau de prise risque de crédit et le ratio de solvabilité réglementaire (Maraghni et al., 2016). D'une part, notre étude empirique révèle que les banques sélectionnées ont amélioré leur capitalisation face au renforcement des contraintes réglementaires des fonds propres. Nous mentionnons, d'autre part, que plus la réglementation sur les exigences en « fonds propres » se durcit, plus la prise de risque de crédit des banques tunisiennes s'améliore. Cette pression institutionnelle est liée positivement au ratio de couverture du risque de crédit. De plus, le style de management des banques fait montrer que le coussin de capital (*Capital Buffer*) est associé positivement au niveau du ratio de solvabilité de ces établissements.

Nous pouvons conclure donc que la relation simultanée entre la variation du niveau de capital et l'incitation à la prise du risque de contrepartie par le management des banques tunisiennes, est négative et statistiquement significative sur les dernières 12 années. Tout changement du niveau des fonds propres génère un effet négatif, rapide et assez important sur l'incitation du management de la prise de risque de crédit et le niveau des provisions constituées. Il s'agit d'une culture de risque conservatrice vu que ces banques commencent à modéliser leurs niveaux de capitalisation en fonction du poids du risque d'insolvabilité de leurs relations.

Afin d'approfondir notre recherche, nous nous sommes intéressés à la modélisation du risque de crédit de différentes manières pour voir de près la mise en place d'une gestion de ce risque assez pertinente et rigoureuse. La deuxième partie de notre travail a tenté donc d'apporter des éléments de réponse à notre deuxième question de recherche à savoir :

### **Comment explorer la gestion du risque de crédit au niveau d'une banque ?**

Ainsi, dans le troisième chapitre, nous avons passé en revue les différentes méthodes d'évaluation du risque de crédit servant à améliorer la prise de décision d'octroi d'un crédit. C'est ainsi que diverses méthodes d'évaluation du risque de crédit ont été inventées dans le but de mieux connaître le profil du risque de chaque contrepartie du portefeuille de crédit d'une banque.

Bien que la notion de modélisation du risque de crédit ait suscité de nombreuses recherches théoriques récentes, la difficulté d'accès aux données au sein d'une banque semble être un obstacle à la réalisation d'un travail empirique suffisamment pertinent.

Afin de prendre en considération cette insuffisance, nous avons présenté, dans le quatrième chapitre, un travail empirique dans une banque tunisienne (Amen Bank). Nous nous sommes

basés sur des données financières d'un échantillon de 120 entreprises clientes d'Amen Bank. Les données collectées de ces entreprises nous ont permis de modéliser le risque de crédit suivant deux méthodes classiques : l'analyse discriminante et la régression logistique et deux méthodes modernes à savoir : les réseaux de neurones artificiels (*RNA*) et l'analyse qualitative comparée (*csQCA*).

Nos résultats indiquent que le risque de crédit peut être modélisé par différentes méthodes qui se complètent pour l'évaluation de la santé financière des entreprises emprunteuses. En effet, nous avons établi une comparaison des performances des trois méthodes à savoir : l'analyse discriminante, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels (*RNA*). La régression logistique offre le meilleur taux de bon classement soit 85.81%. Elle est suivie par la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un taux de 81.46% et par l'analyse discriminante qui affiche un taux de bon classement de 79.03%. La dernière méthode exploitée (*csQCA*) présente un taux de fiabilité (*consistency*) des résultats obtenus de 86% pour les entreprises performantes. Pour ce qui est des entreprises non performantes, ce taux de fiabilité ne dépasse pas les 29.6%.

Au terme de notre travail de recherche, il est nécessaire d'en souligner les principales limites. Nous estimons que seule la deuxième partie empirique comporte des limites. Commençons par l'échantillon, les 120 entreprises retenues pour la modélisation sont considérées homogènes. Ce qui n'est pas le cas réellement. En effet, nous n'avons pas pu effectuer une sélection objective reflétant le profil du risque d'Amen Bank. Ceci revient à l'absence d'une base de données centralisée des entreprises avec lesquelles la banque est en relation. La sélection de ces 120 entreprises a été opérée d'une manière aléatoire, d'où le risque de présence d'un échantillon hétérogène. C'est un échantillon dit « accidentel » où les éléments<sup>41</sup> sont sélectionnés au fur et à mesure qu'ils se présentent, sans aucun tri. De plus, la taille de cet échantillon est considérablement faible mais ceci n'affecte pas l'objectif de ce travail. Cependant, un échantillon de petite taille implique un intervalle d'erreur assez élevé.

Dans la même partie empirique du quatrième chapitre, nous avons retenu seulement 6 ratios. Nous nous sommes basés dans ce choix sur le fait que la méthode « *crisp-set Qualitative Comparaison Analysis* » ne permet pas d'étudier un nombre important de ratios. Ceci revient essentiellement aux caractéristiques de l'algèbre booléenne, le socle de cette modélisation. De plus, le choix de ces 6 ratios a été basé sur l'avis du chargé d'analyse des

---

<sup>41</sup> Les rubriques du bilan et de l'état du résultat.



dossiers de crédits. C'est un choix subjectif qui aurait dû normalement se baser sur une méthode statistique de sélection qui renforce mieux la légitimité de ce travail.

À la lumière des résultats et des limites susmentionnées, nous avançons que le secteur bancaire tunisien est sur la bonne voie de mettre en place les préalables d'une bonne gestion du risque de crédit, conforme aux termes de la circulaire 2016-06 de la BCT. Etant donné que notre système bancaire se caractérise par une politique conservatrice en matière de prise du risque de crédit, nous avons montré que plus le dispositif réglementaire est renforcé plus le niveau de prise du risque de crédit s'améliore. Malgré cette politique conservatrice, le cadre réglementaire de la supervision bancaire en Tunisie est considéré encore fragile, ce qui a conduit à une sous-estimation du risque de crédit permettant aux banques d'accorder aux entreprises des conditions de financement en dessus de celles qui seraient en vigueur si nous étions dans un marché sain et concurrentiel où ce risque de contrepartie est correctement évalué<sup>42</sup> (Banque Mondiale, 2015). De plus, près de 30% des crédits ont été fournis sans aucune garantie de remboursement<sup>43</sup>. Cette mauvaise gouvernance est à l'origine du volume important de créances accrochées (*NPLs*) dans les bilans des banques. Malgré ce dérapage, l'accès aux crédits est observé comme une contrainte majeure par 34% des entreprises en Tunisie (Rapport de la Banque Mondiale, 2015). Face à ces échecs du secteur bancaire tunisien, la BCT ne cesse d'apporter de nouvelles dispositions réglementaires. Nous indiquons par exemple, la nouvelle circulaire 2018-06 de la BCT relative aux « normes d'adéquation des fonds propres » visant à renforcer davantage les exigences en capital réglementaire.

Compte tenu des conclusions tirées de la première partie empirique, nous recommandons l'intégration des variables de gouvernance dans le modèle étudié. Ceci peut être traduit par l'étude des mécanismes de gouvernance susceptibles d'influencer la politique de crédits au sein des banques de la place. Nous proposons, par exemple, de traiter la concentration de la propriété dans la gestion du risque de crédit vu que ce dernier est impacté par le processus décisionnel de tous les intervenants lors de l'octroi de crédit. Un autre volet d'enrichissement de la première partie consiste à dégager l'impact du niveau du risque de liquidité sur le niveau du ratio de solvabilité pour toute pression réglementaire. Nous pouvons aussi introduire des variables *Dummy* pour discriminer les banques étatiques des privées ou

---

<sup>42</sup> Rapport de la Banque mondiale, chapitre 11 intitulé « Synthèse et recommandations de politiques », 2015.

<sup>43</sup> Communiqué de presse du Gouverneur de la Banque Centrale de Tunisie en Février 2011.

les privées nationales des privées étrangères afin de vérifier s'il existe ou non une culture de crédit différente pour chaque catégorie.

Quant à la deuxième partie empirique, nous recommandons tout d'abord le recours à des techniques d'échantillonnage par « choix raisonné » qui nous amène à constituer des sous-échantillons représentatifs de tous les secteurs d'intervention d'Amen Bank afin de représenter le maximum possible le profil du risque de la banque. Comme nous l'avons mentionné, notre échantillon est de petite taille, il serait plus légitime d'avoir un échantillon de grande taille pour rendre la recherche plus pertinente. Ensuite, pour ce qui est du choix des ratios, nous devons normalement sélectionner une batterie importante de ratios puis à l'aide d'une analyse pas à pas (*Stepwise*), nous retenons seulement les plus pertinents pour la modélisation du risque de crédit. Nous pouvons aussi intégrer d'autres variables qualitatives décrivant le style du management de l'entreprise étudiée telles que : les variables de positionnement de l'entreprise sur son marché, les variables de coûts de revient ou les variables d'appréciation de la qualité de gestion d'une entreprise. Au final, toute modélisation de quantification et de pondération du risque de crédit peut être considérée comme une extension de ce travail de recherche, nous mentionnons à titre d'exemple : le partitionnement récursif et les séparateurs à vastes marges (*SVM*).

## Table des matières

Introduction Générale.....	1
Partie I : Exploration théorique et empirique du niveau de la prise du risque de crédit dans le cadre sectoriel.....	6
Chapitre I- Le niveau de la prise du risque de crédit selon l’approche sectorielle : Une revue de la littérature.....	9
Introduction .....	10
I- Notion et relation du risque de crédit avec diverses activités bancaires.....	11
I.1- Qu’est-ce qu’un risque de crédit .....	11
I.2- Risque de crédit et l’activité de gestion du portefeuille de crédit .....	12
I.3- Risque de crédit et la fonction de gestion des risques.....	15
I.4- Risque de crédit et la règle de provisionnement : « Pourquoi provisionner les pertes de crédit attendues ? ».....	15
II- La réglementation prudentielle internationale : sa justification et son évolution.....	17
II.1- La légitimité théorique de la réglementation bancaire : revue de la littérature.....	17
II.2- Une revue de la littérature sur la supervision et la réglementation du secteur bancaire .....	19
II.3- Les théories réglementaires.....	20
II.4- Les accords de Bâle : évolution, critiques et comparaison .....	23
III- La réglementation tunisienne en matière de gestion du risque de crédit.....	30
III.1- Le ratio de couverture des risques .....	30
III.2- Ratios de division et de concentration des risques .....	31
III.3- La constitution des provisions .....	31
IV- Le niveau de la prise du risque de crédit eu égard le ratio de solvabilité .....	32
IV.1- La non fiabilité des méthodes d’évaluation des risques .....	32
IV.2- Variabilité des actifs pondérés du risque « <i>Risk Weighted Assets</i> ou <i>RWA</i> ».....	33
IV.3- Le risque de crédit en relation avec le risque systémique et l’accord de Bâle III ...	34
Conclusion .....	36
Chapitre II- Analyse de l’effet simultané entre le niveau de la prise de risque de crédit et les variations du ratio de capital réglementaire dans le secteur bancaire tunisien.....	37
Introduction .....	38
I- Etat des lieux et spécificité du secteur bancaire tunisien .....	40
I.1- Les faiblesses du système bancaire tunisien .....	40
I.2- Le secteur bancaire tunisien et les solutions réglementaires prises par la BCT.....	42

II- Gestion du risque de crédit et ratios prudentiels : cadre d'analyse et hypothèses retenues .....	43
II.1- Cadre d'analyse.....	43
II.2- Les hypothèses retenues.....	44
III- Les niveaux cibles, l'ajustement partiel et la spécification économétrique du modèle .	46
III.1- L'ajustement partiel et le modèle à équations simultanées .....	46
III.2- Définitions et significativité des variables du modèle.....	48
VI- Méthodologie et échantillon.....	52
VI.1- Constitution de la base de données.....	52
IV.2- Propriétés statistiques des variables .....	52
V- Présentation de l'étude empirique .....	55
V.1- Les tests statistiques.....	55
V.2- Résultat de l'estimation par les doubles moindres carrés et interprétations.....	59
Conclusion .....	67
Partie II : Exploration théorique et empirique de la prise du risque de crédit au niveau individuel : Cas d'Amen Bank .....	69
Chapitre I- Le niveau de la prise du risque de crédit eu égard aux différentes méthodes de modélisation : Une revue de la littérature .....	71
Introduction .....	72
I- L'accès au crédit et l'asymétrie informationnelle : Une revue de la littérature.....	74
I.1- Asymétries ex ante et mécanismes producteurs d'information.....	74
I.2- Asymétries d'information <i>ongoing</i> ou « Aléa moral » et les mécanismes incitatifs..	75
I.3- Mécanismes de résolution de l'asymétrie informationnelle.....	75
II- L'emploi des méthodes de prévision du risque de crédit : Revue de la littérature.....	79
II.1. Le crédit <i>scoring</i> et l'analyse discriminante.....	79
II.2- Le crédit <i>scoring</i> et la régression logistique .....	80
II.3- Les méthodes de décision directes : les réseaux de neurones artificiels ( <i>RNA</i> ).....	81
II.4- Comparaison entre l'analyse discriminante, la régression logistique et l'approche neuronale : Revue de littérature .....	84
III- L'emploi des méthodes de prévision du risque de crédit : Evidence empirique.....	86
III.1- Les modèles empiriques multi-variés basés sur l'analyse discriminante .....	86
III.2- Les modèles empiriques multi-variés basés sur la régression logistique .....	88
III.3- Les réseaux de neurones et l'octroi des crédits .....	88
III.4- Analyses comparatives : réseaux de neurones, et autres techniques statistiques ....	89

IV- L'analyse quali-quantitative comparée ou « <i>crisp-set Qualitative Comparaison Analysis</i> » : revue de la littérature .....	92
IV.1- Initiation à la méthode AQQC.....	92
IV.2- Méthodologie de l'AQQC .....	93
Conclusion .....	94
Chapitre II- Modélisation du risque de crédit au sein d'Amen Banque par le recours aux méthodes classiques et modernes .....	95
Introduction .....	96
I- Présentation d'Amen Bank .....	97
I.1- La fonction de la gestion des risques dans la banque.....	97
I.2- Le risque de crédit au sein d'Amen Bank .....	97
I.3- Analyse de la variation des prêts non performants d'Amen Bank de 1999 à 2017 ...	98
I.4- Le <i>Business Plan</i> de la banque et le risque du crédit .....	100
II- Méthodologie et échantillon .....	101
II.1- Echantillon .....	101
II.2- Définition et signification des ratios financiers .....	102
II.3- Méthodologie des modèles de prévision du risque de crédit .....	103
III- Résultat et interprétation des modèles de prévision du risque de crédit .....	106
III.1- Les statistiques élémentaires relatives aux ratios .....	106
III.2- Résultat de la méthode discriminante .....	107
III.3- Résultat de la méthode logistique .....	110
III.4- Les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	113
III.5- Etude comparative entre la performance des trois méthodes : l'analyse discriminante, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels.....	117
IV- L'analyse quali-quantitative comparée ou « <i>Crisp-set Qualitative comparaison analysis, csQCA</i> » .....	119
IV.1- Le calibrage des ratios .....	119
IV.2- La construction de la table de vérité.....	120
IV.3- Les matrices de statistiques descriptives .....	122
IV.4- La significativité des combinaisons optimales des entreprises saines.....	123
IV.5- Résultat de l'AQQC pour les entreprises saines.....	124
IV.6- La significativité des combinaisons optimales des entreprises défaillantes.....	126
IV.7- Résultat de l'AQQC pour les entreprises défaillantes.....	127
V- Les limites de recherche .....	128

Conclusion ..... 130  
Conclusion Générale et Recommandations..... 132