



LA PREVENTION DU RISQUE DE DEFAUT DANS LES BANQUES TUNISIENNES :

Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l'intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels

Hamadi Matoussi

Professeur de Finance

Université de La Manouba (Tunisie)

E-mail: hmato_isc@yahoo.ca

hamadi.matoussi@iscae.rnu.tn

Aida Krichène Abdelmoula

Assistante en comptabilité

Université de Carthage 7 Novembre (Tunisie)

E-mail: aidakrichene@yahoo.fr

aida.krichene@iscae.rnu.tn

Résumé

Ce papier porte sur le risque de non remboursement des crédits de gestion par une banque commerciale tunisienne. Ainsi, la maîtrise du risque de défaut des crédits est devenue l'un des axes stratégiques majeurs de la gestion des organismes bancaires.

Ce papier se fixe pour objectif de comparer le pouvoir prédictif de trois méthodes de prévision du risque à savoir : le scoring, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels. Nous avons utilisé une base de données composée de 1435 dossiers de crédit octroyés aux entreprises industrielles tunisiennes en 2003, 2004, 2005 et 2006. Les résultats montrent la supériorité des réseaux de neurones artificiels par rapport aux autres méthodes classiques en matière de détresse financière des firmes emprunteuses. Dans ce sens nous avons obtenu un taux de bon classement global de 97% pour l'échantillon d'apprentissage et 89.9% pour l'échantillon test

Mots clefs : *Secteur bancaire scoring ; régression logistique, panel, réseaux de neurones, la prévision du risque de défaut*

Abstract

This paper addresses the question of default prediction of short term loans for a Tunisian commercial bank. We make a comparative analysis of three different statistical method of classification (artificial neural network and linear logistic regression with panel data). We use a database of 1435 files of credits granted to industrial Tunisian companies by a commercial bank in 2003, 2004, 2005 and 2006. The results show that the best prediction model is the multilayer neural network model and the best information set is the one combining accrual, cash-flow and collateral variables. We got a good classification rate of 97% in the training data set and 89.8% in the validation data set.

Keywords: *Banking sector, scoring, logistic regression, Default risk Prediction, Neural network Models.*

Introduction

Le monde traverse actuellement une crise financière grave qui a débuté avec la crise du marché hypothécaire à risque aux États-Unis pendant l'été 2007 et s'est propagée rapidement en Europe, ce qui a révélé de graves lacunes dans le contrôle et la réglementation des institutions financières Saurina (2008). Cette situation a entraîné une dégradation de la qualité des engagements des banques et une insuffisance de la confiance.

Ces dysfonctionnements ont montré que la solvabilité des banques assurées doit être surveillée par les autorités de régulation avec la préoccupation constante de détecter précocement les changements de leur profil de risque. C'est dans cette optique que s'est fait sentir la nécessité d'inventer une nouvelle politique prudentielle plus soucieuse de moduler le besoin en fonds propres réglementaires des banques en fonction de leurs risques, plus exigeante en matière de publication d'informations sincères et pertinentes destinées aux investisseurs (y compris les déposants), et plus rigoureuse dans le respect de la conformité des pratiques bancaires avec les règles édictées par les autorités de supervision et de contrôle.

Le risque de crédit est aujourd'hui considéré comme le plus important des risques auxquels sont confrontées les entreprises, les banques et les institutions financières. Une banque ne doit pas subir la gestion des risques mais la piloter Dietsch & Joël (2008). C'est pourquoi la distribution de crédit implique une prise de risque qui doit être convenablement maîtrisée.

Les risques de crédit comprennent bien sûr tous les risques qui sont liés au défaut de paiement du débiteur qui a emprunté l'argent auprès des banques. La connaissance de la capacité de remboursement de l'emprunteur est donc fondamentale.

Le Comité de Bâle a proposé en 2004 un nouvel ensemble de recommandations, au terme duquel est définie une mesure plus pertinente du risque de crédit, avec en particulier la prise en compte de la qualité de l'emprunteur, y compris par l'intermédiaire d'un système de notation interne propre à chaque établissement (dénommé *IRB, Internal Rating Based*).

L'accord Bâle 2 est destiné à permettre aux banques de répondre aux exigences de liquidité et de solvabilité indispensables à une profession qui repose sur la confiance. Ainsi l'accord de Bâle 2 met en lumière le fait que ces exigences reposent sur trois piliers :

- Un premier pilier qui établit les conditions des exigences minimales de fonds propres.
- Un deuxième pilier qui établit le processus de surveillance prudentielle.
- Un troisième pilier qui définit les règles de discipline des marchés.

Pour comprendre l'utilité de ces piliers il faut d'abord identifier les risques auxquels les banques sont soumises.

La plupart des banques ont initié leur démarche par la gestion des risques de crédit avant

de s'intéresser aux risques opérationnels, compte tenu des économies de fonds propres escomptées sur cette partie.

Dans le cadre de ce travail nous nous intéresserons uniquement au premier pilier et plus précisément au risque de crédit. A l'image de la plupart des pays émergents, le financement de l'économie tunisienne repose essentiellement sur l'endettement bancaire. En effet, le secteur bancaire constitue l'unique bailleur de fonds pour le financement de l'ensemble des besoins de l'économie. Les financements bancaires accordés en Tunisie sont assujettis à des exigences de garanties réelles avec des échéanciers de remboursement assortis d'intérêts basés sur le Taux du Marché Monétaire.

Un tel système bien qu'il a joué un rôle de premier plan dans la création du tissu économique tunisien voit aujourd'hui ses limites dans le niveau particulièrement élevé des créances classées bancaires. Les mauvais crédits (Bad Loans) sont parfois le résultat d'une mauvaise évaluation du risque mais souvent la conséquence d'une structure financière de l'entreprise déséquilibrée.

Actuellement, au moment où s'ouvrent les frontières, où les banques tunisiennes doivent se soumettre au rating, les pourvoyeurs de fonds étrangers ne peuvent désormais se permettre de placer leur argent sans pour autant s'assurer que le système financier du pays fonctionne d'une façon convenable. Toutes ces raisons ont posé la problématique des impayés bancaires, plus particulièrement des créances douteuses, représentant aujourd'hui une masse assez importante. De ce fait, le système bancaire mérite désormais d'être consolidé au moins, sur le plan de la gestion prudentielle des risques.

La consolidation de la santé et la solidité financière du système bancaire passe inévitablement par l'amélioration de la qualité du portefeuille crédit qui comprend un volume relativement élevé de créances classées par rapport aux normes internationales, et ce, en dépit de l'effort déployé pour réduire leur part dans le total des engagements comme a souligné le gouverneur de la **Banque Centrale de Tunisie (BCT)**

En Tunisie, l'action des autorités nationales se focalise actuellement sur le renforcement des normes existantes en vue de favoriser une meilleure maîtrise des risques et une consolidation des assises financières, l'objectif étant de préparer le passage sans heurt à Bâle II, comme a souligné M. Baccar (gouverneur de la BCT).

Dans le cadre de ce travail nous nous intéresserons particulièrement à la gestion bancaire du risque de non remboursement des crédits de gestion aux entreprises tunisiennes. La question consiste alors 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 ces créances douteuses.

Ce papier se fixe pour objectif de comparer le pouvoir prédictif de trois méthodes de prévision du risque à savoir : le scoring, la régression logistique et les réseaux de neurones artificiels afin de proposer au banquier la méthode la plus performante en terme d'amélioration de l'estimation du risque des dossiers étudiés et de réduire le nombre de défaut de paiement.

Tout au long de ce travail nous allons dans un premier temps traiter le problème de l'accès au crédit sous l'hypothèse de l'asymétrie informationnelle et dans un deuxième temps nous

allons nous focaliser sur une approche technique et pratique du risque à savoir les méthodes de gestion des risques de crédit (une revue de la littérature).

Finalement, la troisième partie porte sur une étude comparative entre les méthodes linéaires classiques (scoring et régression logistique) et une méthode de l'intelligence artificielle (Réseaux de Neurones Artificiels) sur un échantillon de 1435 dossiers de crédits de gestion accordés aux entreprises industrielles tunisiennes durant 2003,2004, 2005 et 2006.

SECTION 1 : L'accès au crédit sous l'hypothèse d'asymétrie informationnelle : Revue de la littérature

Les conflits d'agence sont de nature précontractuelle ou post-contractuelle et trouvent leur origine dans l'asymétrie d'information et dans l'impossibilité de rédiger des contrats complets en raison de la rationalité limitée et de l'incertitude informationnelle.

Goyer (1995) a distingué en fait l'asymétrie informationnelle ex ante, ex post cité par Cieply & Grondin (2000).

1-1: Asymétries ex ante et mécanismes producteurs d'information

La sélection adverse représente le risque que subit les crédateurs par les dirigeants, en leur qualité d' « insiders ». Ces derniers détiennent des informations qu'ils gardent à leur profit. Dans ce sens, Tremblay&al (1993) ont montré que le gestionnaire pourra conserver, à ses fins personnelles, certaines informations pertinentes sur l'exploitation de l'entreprise.

Ainsi, les « insiders » se permettent de sélectionner les informations à fournir. Plusieurs informations pertinentes pour l'évaluation de la firme peuvent être retenues au détriment des crédateurs. Cette situation amène les crédateurs à participer au financement des entreprises à haut risque. Ce risque de la sélection adverse est susceptible de conduire le banquier à limiter son offre de financement et à exclure du marché du crédit les entreprises les plus risquées, et donc en particulier les P.M.E. (Psillaki, 1995). Dans ce contexte informationnel, deux catégories de mécanismes permettent néanmoins, théoriquement, aux entreprises d'accéder au crédit (Salanié, 1991), la banque, propose au représentant de l'entreprise, un choix de contrats parmi lesquels les différents types d'agents (agents risqués versus agents sains) choisissent en fonction de leurs caractéristiques.

Les contrats révélateurs les plus usuels reposent ainsi sur la fixation du niveau du taux d'intérêt et des garanties (Bester, 1985 ; Besanko, Thakor, 1987 ; Gillet, Lobe, 1992). Selon ces modèles, une entreprise risquée accepte de supporter un taux d'intérêt élevé. En revanche, compte tenu de l'importance de sa probabilité de défaut, le montant des garanties qu'elle accepte d'apporter est relativement faible. A l'opposé, les entreprises peu risquées n'acceptent pas de s'endetter à un coût jugé excessif mais elles sont prêtes à apporter en garantie un montant élevé d'actifs.

1-2: Asymétries d'information ongoing ou l'aléa moral et mécanismes incitatifs

L'asymétrie d'information *ongoing* appelé également l'aléa moral se situe après l'octroi du crédit et provient de l'incapacité des prêteurs à observer les actions de l'emprunteur qui affectent la probabilité de remboursement, et à s'assurer de l'usage des fonds distribués notamment le niveau d'effort consenti par l'emprunteur pour gérer son projet d'investissement et éviter de faire défaut sur sa dette. Cette asymétrie d'information conduit à un fonctionnement inefficace du marché du crédit Hind Sami et Armelle Delorme (2004).

Le prêteur cherche ainsi à se prémunir contre les actions cachées de substitution des actifs l'emprunteur. Celui-ci est en effet susceptible de réduire son effort de production et/ou de lancer des projets plus risqués puisque plus rémunérateurs pour les propriétaires. Le prêteur supporte alors un risque de (Jensen, Meckling, 1976), encore appelé aléa moral (Stiglitz, Weiss, 1981). Il met néanmoins en œuvre des mécanismes ayant pour but de limiter l'apparition de ce type de phénomène.

Pour limiter les risques d'aléa de moralité, le contrat de crédit est élaboré de manière à inciter l'entreprise à respecter ses engagements. Il tente par conséquent de spécifier l'ensemble des variables qui peuvent avoir un impact sur les conditions de la relation contractuelle. Il stipule ainsi des clauses restrictives dans l'accord de financement. Il détermine également le montant et la nature des garanties à apporter en cas de défaut. Il définit enfin la prime de risque optimale que l'emprunteur doit payer.

Face à ces asymétries d'information et aux risques qu'elles véhiculent, la question qui se pose quels mécanismes le banquier peut-il mettre en œuvre pour pallier à ces problèmes ?

1-3 Mécanismes de résolution

1-3-1 : Les garanties exigées.

Des travaux, aussi bien théoriques que pratiques, ont montré l'efficacité des garanties en matière de maîtrise de risque de contrepartie. Pour Besanko et Thakor (1987), l'apport de garanties peut limiter les risques d'aléa de moralité. Les garanties notamment externes (les garanties personnelles en particulier) augmentent en effet les pertes de l'entreprise et de l'entrepreneur en cas de défaut. Cet individu est incité à lancer les projets les moins risqués pour ne pas perdre les garanties laissées en "otage" [Williamson, 1983]. Selon Gertler (1992), il existe ainsi un niveau de richesse minimum mobilisable par le banquier telle que les entreprises n'ont pas intérêt à sous-utiliser leur capital productif même si un mauvais état de la nature se révèle.

Outre les garanties réelles la banque peut exiger une garantie personnelle telle que la caution solidaire. En effet, la caution solidaire est la fois une garantie ex ante et ex post contre le risque de défaut. Garantie ex ante, d'une part, car elle conduit à un équilibre séparateur qui permet au prêteur d'éviter la sélection adverse (Ghatak, 1999 ; Morduch, 1999); garantie ex post, d'autre part, parce qu'elle empêche l'aléa moral, grâce à la surveillance effectuée par les partenaires d'un même groupe (Morduch, 1999 ; Stiglitz, 1990) cité dans Mawuli Couchoro Et Pierre Rakotovao (2006)

Dans ce même contexte, Binks et Ennew (1997) rappellent que le problème de l'information asymétrique peut être géré soit par un rationnement du crédit, soit par l'utilisation de garanties. Ces dernières ont habituellement une valeur marchande relativement sûre pouvant satisfaire les exigences de la banque en cas de défaut de paiement de l'emprunteur (Strahan, 1999). De leur

côté, Avery, Bostic et Samolyk (1998) considèrent l'utilisation de l'engagement personnel de l'entrepreneur en proportion du problème de risque moral et des difficultés d'évaluation de l'entreprise de la part du banquier. L'utilisation des garanties personnelles devrait diminuer le risque du prêteur et, par conséquent, améliorer les conditions de financement. Ceci dépend toutefois de la répartition du risque entre le risque moral, le risque d'anti-sélection et d'autres éléments de risque inhérents au contrat. Lorsque le risque moral est élevé, la banque pourra insister pour l'obtention de l'engagement personnel du dirigeant, en plus de l'utilisation de garanties de l'entreprise et ce, même s'il y a une distinction légale entre l'entreprise et son propriétaire Storey et Cressy (1996).

1-3-2: Les caractéristiques des emprunteurs comme variable de signalisation

L'asymétrie d'information sur les caractéristiques de l'emprunteur est particulièrement préjudiciable au moment de l'octroi du prêt car elle réduit la capacité du prêteur à distinguer entre les bons et les mauvais emprunteurs. Les enseignements des modèles théoriques soulignent que les caractéristiques des emprunteurs permettent de réduire les phénomènes de sélection adverse et d'améliorer la gestion du risque de crédit par les prêteurs. Cela semble un enjeu particulièrement crucial dans les économies émergentes où les banques connaissent des problèmes d'insolvabilité récurrents dus à l'importance des créances douteuses dans leur portefeuille de prêts Sami et Delorme (2004)

1-3-2-1 : Taille de l'emprunteur

Les travaux réalisés sur le canal du crédit Bernanke(1993) mettant en évidence les effets différenciés de la politique monétaire selon la surface financière des emprunteurs il apparaît opportun de prendre en considération l'existence d'un effet taille sur la nature des relations entre banques et entreprises. En effet, l'adoption d'un tel point de vue se révèle justifier puisque le comportement des banquiers est caractérisé par une inégalité de traitement financier entre les Petites et Moyennes Entreprises et les Grandes Entreprises Nadine Levratto (1996).

Nadine Levratto (1996) a montré que les niveaux des taux d'intérêt sont fixés selon le montant de crédit accordé mettent en évidence un différentiel de prix dont l'une des causes réside dans la présence de coûts d'agence associés au crédit et paraissant évoluer d'une classe d'emprunteur à l'autre.

Pour expliquer ce genre de phénomène, le chercheur a constaté l'existence d'une relation inverse entre les coûts d'agence et la taille des entreprises. Due aux difficultés rencontrées par ces firmes pour accéder aux marchés financiers, cette relation inverse explique, d'une part, la réticence des PME à ouvrir leur capital et, d'autre part, le peu d'intérêt suscité par les firmes de moins de 200 salariés auprès des investisseurs. En ce qui concerne plus spécifiquement le financement bancaire, l'incapacité des PME à fournir une information –quantitativement et qualitativement– conforme aux attentes des banques et suffisante eu égard aux exigences des logiciels d'aide à la décision, justifie le surcoût qu'elles doivent supporter.

Dans ce même cadre, Lehmann et Neuberger (2000) et D'Auria *et al.* (1999) trouvent une relation négative entre la taille de la firme et le taux d'intérêt. Harhoff et Korting (1998), dans

une étude empirique sur des PME allemandes, obtiennent le même résultat et indiquent que les banques utiliseraient la taille de la firme comme une mesure du risque de crédit de l'emprunteur. De son côté, Strahan (1999) affirme également que les taux d'intérêt appliqués aux prêts reflètent la différence de taille des firmes, les plus grandes présentant plus de garanties, ayant développé leur réputation et prouvé qu'elles étaient capables de demeurer en affaires. Ces firmes empruntent plus, paient des taux d'intérêt moins élevés, obtiennent des prêts à plus long terme et semblent fournir moins de garanties que les firmes qui sont de plus petite taille et moins rentables. Une capacité de négocier des grandes entreprises supérieures à celle des PME pourrait aussi expliquer ces résultats.

Le critère de taille a été et reste donc un facteur prépondérant de différenciation du coût du crédit entre les entreprises (Bardos, 1990 et 1991; Artus, 1991), d'autant qu'à risque égal, le coût de l'endettement est d'autant plus élevé que la taille de l'entreprise emprunteuse est réduite. Il semble bien que les critères de taille et de risque de non remboursement soient indépendants, donc susceptibles de se cumuler, ce qui plaide en faveur de l'existence de coûts d'agence assis sur la dimension de l'entreprise.

Pour conclure, la littérature recensée montre que les banques, dans la détermination des conditions de crédit bancaire aux PME, accordent une importance particulière à la taille de l'entreprise et à ses résultats financiers, aux caractéristiques personnelles de l'emprunteur et à son engagement personnel, et à la qualité de la relation d'affaires maintenue avec l'entreprise.

1-3-2- 2- La qualité de la relation banque entreprise

Les problèmes d'information asymétrique soulevés plus haut peuvent être réduits sensiblement par une meilleure relation entre la banque et la firme et la présence d'un climat de confiance favorisant une relation d'affaires harmonieuse. La qualité de la relation entre les deux parties est donc fondamentale pour le succès de leurs liens commerciaux. Berger et Udell (2002) précisent toutefois que la principale relation n'est pas entre la banque et la firme mais plutôt entre le banquier et l'entreprise emprunteuse. Dans une étude réalisée sur des PME allemandes, Harhoff et Korting (1998) ont prouvé que la confiance mutuelle entre ces deux parties a un impact significatif négatif sur le taux d'intérêt d'une ligne de crédit. De leur côté, D'Auria, Foglia et Reedtz (1999), tout comme Blackwell et Winters (1997), reconnaissent que l'étroitesse des relations entre la banque et l'entreprise constitue le déterminant principal des taux d'intérêt en Italie. Celle-ci a été définie par le degré d'implication du bailleur de fonds dans le financement de l'emprunteur et la stabilité de son support financier. Par contre, Sharpe (1990) et Greenbaum, Kanatas et Venezia (1989) prétendent que ces relations ne réduisent pas les coûts de financement et suggèrent que la banque exploite l'information privilégiée découlant d'une relation étroite pour charger des taux d'intérêt élevés, et même supérieurs à la moyenne des taux offerts sur le marché.

1-3-2 -3 : Le temps comme facteur d'éclaircissement de la relation banque emprunteur

Il faut signaler que l'asymétrie de l'information devrait diminuer avec le temps, soit à mesure que se développe la relation entre le banquier et l'entrepreneur, et contribuerait à l'amélioration des conditions de financement. Plusieurs auteurs ont observé de tels résultats, alors que d'autres sont moins convaincants. Les résultats de Boot et Thakor (2000) suggèrent

que des interactions plus fréquentes permettent aux banques de réviser à la baisse la classe de risque de l'entreprise en mitigeant les asymétries d'information. D'Auria *et al.* (1999) montrent que les relations de crédit à long terme fournissent à la banque une meilleure information sur les perspectives des firmes et leur situation financière. De leur côté, Berger et Udell (1995) affirment que les emprunteurs ayant de plus longues relations avec leur banque paient des taux d'intérêt moins élevés. Meyer (1998) prétend qu'arrivant à maturité de la relation entre la PME et la banque, cette dernière réduit les taux d'intérêt et baisse souvent les garanties exigées sur les emprunts. Les résultats de Fernando, Chakraborty et Mallick (2002) montrent que la limite de

crédit augmente avec la durée de la relation, mais de façon non continue. Arrivée à un certain seuil, une augmentation du nombre d'années n'est plus un facteur utile à l'augmentation de la limite de crédit. D'autres études, par contre, n'ont trouvé aucun impact significatif de la durée de la relation entre la banque et l'emprunteur sur les taux d'intérêt (Petersen et Rajan, 1994 ; Lehmann et Neuberger, 2000).

SECTION 2- L'emploi des méthodes statistiques de prévision pour la décision des créditeurs (bailleurs de fonds) : Evidences empiriques

Plusieurs études ont été menées dans l'objectif de prévoir la décision des créditeurs à partir des modèles statistiques. Il s'agit particulièrement des modèles basés sur l'analyse discriminante, la régression logistique et les méthodes de l'intelligence artificielle (RNA).

2-1 : Les modèles empiriques multivariés basés sur l'analyse discriminante

Depuis 1968, plusieurs recherches ont été menées aux états unis dans le cadre de la prévision de la défaillance en recourant à la technique statistique basée sur l'analyse discriminante linéaire.

Parmi les études on cite l'étude d'Altman (1968). Le chercheur a pu dégager 5 ratios les plus discriminants parmi une batterie de 22 ratios. Altman a conclu que les dimensions rotation du capital et structure financière sont les plus discriminantes du risque de faillite d'une entreprise. Les résultats de cette étude font apparaître des taux de bons classements corrects des entreprises dans leurs groupes d'origine de l'ordre de 79% et 96%. Ces taux sont considérés efficaces notamment pour l'année qui précède la défaillance.

L'étude de Altman représente une avancée significative car elle constitue le résultat de la première prise en compte simultanée de plusieurs ratios financiers pour juger la santé d'une entreprise ; ce qui a amené plusieurs chercheurs à effectuer des études similaires, c'est-à-dire en adoptant cette approche multi dimensionnelle.

Deakin (1972) a effectué une analyse discriminante qui lui a permis d'avoir une combinaison linéaire de 14 ratios et ce pour les cinq périodes qui précèdent l'année de la défaillance. Au terme de cette étude Deakin (1972) a pu conclure que l'analyse discriminante est un outil statistique robuste qui permet de prévoir la défaillance des entreprises à partir des données comptables au moins trois ans à l'avance avec une grande précision.

Edminster (1972) a pu dégager les indicateurs assimilés à des clignotants à savoir Le cash flow, le fonds de roulement, l'endettement, la rotation des stocks, la liquidité. Le taux de bon classement obtenu avec cette fonction est de l'ordre de 93%. Le chercheur n'a pas validé le modèle obtenu sur un échantillon de contrôle ce qui limite le pouvoir prédictif de ce modèle.

Altman, Haldeman et Narayanan (1977) ont présenté un modèle jouissant d'un pouvoir de prévision supérieur à celui du premier modèle de Altman (1968). En effet, la fonction obtenue a permis de reclasser correctement 92% des entreprises un an avant la défaillance et 75% cinq ans avant.

En France, plusieurs recherches ont été menées sur l'évaluation du risque de défaillance des entreprises par l'analyse discriminante. A titre indicatif on cite : L'étude de Yves Collongues (1977) qui a permis d'avoir un taux de bons classements de 94% et de 96%. Ce chercheur a pu conclure que ces deux modèles privilégient 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.

D'autres études ont été menées par la centrale des Bilans de la Banque de France on cite les travaux de Gensquiers, Micha & Pachot (1983) cités par Bernard Fioleau (1993) et de Bardos (1984). On cite également l'étude de Taffler (1983) menée en Grande Bretagne.

Dans le contexte tunisien, la recherche de Mamoughli (1984) qui a porté sur un échantillon de 34 entreprises dont 17 jugées défaillantes par les banquiers vu qu'elles n'ont pas pu rembourser leurs crédits et 17 tirées au hasard de la centrale des bilans de la banque centrale de Tunisie durant la période allant de 1976 et 1982.

Le chercheur a pu conclure que les dimensions fonds de Roulement, endettement, équilibre structurel, rentabilité et les cash flows sont les plus discriminantes

L'étude de Matoussi & al (2004) qui a porté sur un échantillon de 800 dossiers de crédit de gestion accordés aux entreprises tunisiennes a permis d'avoir un taux de bon classement global de 83.6%

Le caractère contraignant des hypothèses de base nécessaires pour une mise en œuvre efficace de l'analyse discriminante linéaire a conduit certains chercheurs à tester l'efficacité

d'autres outils statistiques telle que la régression logistique pour la prévision de la défaillance des entreprises.

2-2 : Les modèles empiriques multivariés basés sur la régression logistique

La méthode de la régression logistique est une technique probabiliste de classement qui consiste à estimer la probabilité pour qu'une entreprise tombe en faillite compte tenu de ses caractéristiques financières.

Cette technique a été explorée par Ohlson (1980) et Aziz A. & Lawson G. (1989). Les résultats de ces travaux sont comparables à ceux obtenus à l'aide des modèles utilisant l'analyse discriminante linéaire.

Ohlson(1980) a mené une régression logistique sur un échantillon de 363 sociétés cotées dont 105 défailtantes , a conclu que les variables taille et rentabilité jouent négativement dans la détermination de la probabilité de défaillance alors que la variable endettement joue positivement.

Dans le contexte tunisien, l'étude de Matoussi, Mouelhi et Sayah (1999) a permis de conclure que les dimensions liquidité, solvabilité, équilibre financier, rentabilité et autonomie financière sont les plus explicatives et ont permis d'avoir un taux de bon classement de l'ordre de 91%.

2-3 Les réseaux de neurones et octroi des crédits

De nombreuses tentatives d'application des réseaux de neurones en finance ont été publiées ces dernières années. Il nous a semblé utile de faire le point sur les résultats obtenus en matière d'octroi des crédits. En effet, Reilly, Collins , Scofield et Gosh (1990) ont mené une étude dans le cadre de l'octroi de crédit en utilisant un réseau RCE (Restricted Coulomb Energy » à trois couches. L'algorithme utilisé dans cette recherche permet d'associer aux cellules cachées des cas dits «exemplaires », dont la sélection est assurée automatiquement au sein du jeu d'apprentissage, auxquels seront comparés les cas rencontrés. Reilly & al (1990) ont utilisé des données relatives à 1602 prêts hypothécaires accordés durant les années 1984, 1985 et 1986.L'état de remboursement a été évalué à fin de 1987 afin de classer les prêts en deux catégories. Les chercheurs concluent que pour 10% des demandes, il est possible de prévoir avec une précision de 95% les prêts qui, s'ils sont acceptés, conduiront à des problèmes de remboursement. Dans cette étude les chercheurs n'ont pas fourni des comparaisons précises par rapport à d'autres approches.

Une autre étude réalisée par Gosh et al (1990) a pour objectif de réaliser une classification des demandes de crédit. Les chercheurs ont conclu que la mise en place du système basé sur les réseaux de neurones a permis une augmentation de 16% des dossiers acceptés tout en réduisant de 12% le nombre de défauts de paiement. Les chercheurs n'ont pas également fourni des comparaisons par rapport à d'autres approches.

Smith (1990) a mené une recherche qui porte sur 271.000 dossiers de crédit. Cette étude a pour objectif d'évaluer l'estimation des pertes pour chaque dossier étudié.

Pour ce faire Smith (1990) a exploré un perceptron multicouche. La couche de sortie est composée d'une cellule qui permet d'évaluer une estimation des pertes pour chaque dossier. Pour être accepté, un dossier doit présenter « un score » ou (risque de perte) inférieur à un niveau donné.

L'algorithme utilisé est celui de la rétropropagation classique des erreurs. Cet algorithme utilise une fonction d'erreur modifiée afin de chercher à améliorer la capacité de discrimination entre les entreprises dont le score est proche du seuil retenu.

Le chercheur a conclu que la mise en place d'un tel système a permis l'accroissement de 18% des profits de l'entreprise utilisatrice par rapport aux performances des systèmes classiques fondés généralement sur des modèles de l'analyse discriminante.

2-4 : Analyses comparatives : réseaux de neurones, et autres techniques statistiques

Les études comparatives menées dans le cadre des réseaux de neurones et d'autres techniques ayant les mêmes finalités mettent l'accent sur les performances quantitatives obtenues. Les chercheurs n'ont pas abordé les dimensions relatives à l'emploi des réseaux de neurones à titre d'exemple : les difficultés d'utilisation, les coûts, la viabilité...

Bell & al (1990) et Tam & Kiam (1992) ont exploré la prévision de défaillance à l'aide des réseaux de neurones. Ces chercheurs ont comparé les performances des réseaux de neurones à la régression logistique. L'étude n'a pas permis de conclure la supériorité l'une des deux techniques. Les taux d'erreur mesurés à partir de différents niveaux de risques d'erreur ont été équivalents pour les deux techniques.

Tam & Kiam (1992) ont comparé les performances des réseaux de neurones à celles d'autres techniques comme l'analyse discriminante ou la régression logistique. Ils ont constaté que les réseaux de neurones présentent de meilleures performances que celles d'autres techniques.

Les résultats comparatifs auxquels les chercheurs ont abouti sont présentés dans le tableau suivant

Tableau n°1 : les réseaux de neurones comparés à différentes méthodes Tam & Kiang (1992) p 941 cité par De Almeida (1993)

Erreur de classement à partir de la méthode Jackknife						
Pourcentages %						
Méthode	Une année avant la défaillance			Deux ans avant la défaillance		
	Erreur type1	Erreur type 2	Erreur total	Erreur type1	Erreur type 2	Erreur total
Analyse discriminante	17.3	11.1	14.2	17.3	13.9	15.6
Logit	12.3	17.3	14.8	15.2	20.3	17.7
Réseau sans couche intermédiaire	8.6	13.5	11.1	8.9	25.3	17.1
Réseau avec 10 neurones dans la couche intermédiaire	8.6	12.3	10.5	8.9	12.7	10.8

Roy & Cosset (1989) ont également comparé les performances des réseaux de neurones aux méthodes statistiques dans la détermination de la cotation du risque pays. Les cotes obtenues servent à déterminer le risque de non remboursement des dettes par le pays considéré. Ces recherches ont abouti à de bons résultats. En effet, ils ont mesuré la performance de chacune des techniques à partir des termes d'erreur absolue dans la détermination des cotes du risque

pays. L'erreur absolue moyenne obtenue par les réseaux de neurones a été plus faible que celle obtenue avec la régression logistique.

Ces résultats sont récapitulés dans le tableau suivant :

Tableau n°2 : Résultats de la recherche Roy et cosset (1989)

	R ²		Erreur moyenne absolue	
	Réseaux	Régression Logistique	Réseaux	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

SECTION 3 : Méthodologie suivie : Description des données de l'étude : échantillon et variables

En Tunisie, l'encours des crédits consentis en 2007 par le système financier à l'économie, tels que recensés par les Centrales des risques et des crédits aux particuliers, s'est élevé à près de 29,2 milliards de dinars au terme de l'année 2007, en progression de 11,6%, taux supérieur à celui enregistré une année auparavant de 3,5 points de pourcentage. Cette accélération a touché principalement l'encours des crédits d'exploitation et accessoirement celui des crédits d'investissement.

Atteignant 15,5 milliards de dinars au terme de l'année 2007 contre 14 milliards de dinars en 2006, l'encours des crédits à court terme s'est accru de 10,6% contre uniquement 3% une année auparavant. Cette évolution s'explique, essentiellement, par l'accélération du rythme de progression de l'encours des crédits dispensés au secteur de l'industrie.

Concernant le financement de l'industrie, le total des crédits accordés s'élève à 8.659 MDT¹ au terme de l'année 2007 contre 7.852 MDT l'année précédente. En effet, l'encours des crédits octroyés au secteur de l'industrie a enregistré une progression de 10,3% contre 2% une année auparavant. Cette accélération s'explique par le renforcement du rythme d'accroissement notamment de l'encours des crédits à court terme ainsi que de celui des crédits à moyen et long termes.

Nous opterons lors de cette recherche à étudier les crédits de gestion accordés aux entreprises industrielles tunisiennes parce qu'ils constituent la majeure partie des crédits accordés par les banques commerciales tunisiennes.

Les crédits de gestion sont des crédits dont la durée ne dépasse pas deux années.

Le choix d'analyser les situations des entreprises tunisiennes s'explique par le fait qu'en Tunisie le financement de l'économie tunisienne est confié presque exclusivement au secteur bancaire. un problème général constaté par toutes les banques de la place est l'augmentation croissante et sans cesse du nombre des créances classées (impayés). La question qui se pose est ce que le recours à la modélisation pour l'octroi ou pas des crédits à l'instar des pays développés permet-il de réduire le nombre d'impayés enregistré d'une année à l'autre.

¹ MDT : Milliards de Dinars Tunisien

La base de données² englobe 1435 états financiers couvrant la période 2003 et 2004 ; 2005 et 2006 soit 371 dossiers en 2003, 391 dossiers en 2004, 378 dossiers en 2005 et 295 dossiers en 2006 crédits accordés.

Parmi ces dossiers il y a 231 dossiers de crédit des mêmes entreprises sur les 4 ans soit 924 dossiers.

Outre les états financiers nous avons collecté d'autres données pour ces mêmes entreprises : il s'agit des garanties, de la taille de l'entreprise et du secteur d'activité, la nature des états financiers (certifiés ou non certifiés), le total engagement bancaire de l'entreprise mesuré par le risque brut et l'âge de la relation (banque /entreprise) mesurée par la date d'ouverture des comptes ainsi que la classe de risque de ces entreprises mesurée par les échéances impayées..

Il faut signaler que ces entreprises sont classées par la banque selon 5 classes de risques à savoir :

Classe 0 : l'entreprise n'a pas d'impayés

Classe 1 : l'entreprise emprunteuse a enregistré des impayés de 3 mois sans dépasser 6 mois

Classe 2 : l'entreprise emprunteuse a enregistré des impayés de 6 mois sans dépasser 9 mois

Classe 3 : l'entreprise emprunteuse a enregistré des impayés de 9 mois sans dépasser 12 mois

Classe 4 : l'entreprise emprunteuse a enregistré des impayés de plus de 12 mois

Notons que les entreprises qui constituent notre échantillon de base sont classées par le banquier selon cinq classes comme nous l'avons déjà cité. Toutefois, dans cette étude nous avons regroupé les entreprises en deux classes : classe 0 : les entreprises saines et les entreprises risquées celles appartenant à la classe 1,2,3 et 4.

Dans ce qui suit nous allons présenter la répartition des entreprises de notre échantillon sur les 4 ans selon la classe de risque et la taille .

INSERER TABLEAU 3 et 4

3-1 : Les variables de l'étude

Les ratios financiers sont les variables le plus souvent utilisées dans les modèles de prévision du risque. Les ratios retenus varient fortement d'une recherche à l'autre. Le nombre de ratios également selon l'étude. A titre d'exemple, il existe des recherches qui ont été menée avec un seul ratio Beaver (1966), 6 ratios Bardos (1989) et Laitinen (1991), 5 ratios Altman (1968) et 7 ratios Zavgren (1985)

La plupart des études menées sur la défaillance ont montré que les dimensions endettement, rentabilité, liquidité et flux de fonds sont les plus explicatives de la défaillance Dumontier (1990).

Evaluer le risque de crédit revient en premier lieu à se poser la question de la solvabilité de l'entreprise considérée. Cette solvabilité dépend à la fois des éléments purement internes à l'entreprise, mais aussi

² Il s'agit d'une base de données informatisée fournie par une banque commerciale tunisienne privée. En effet, la Banque Centrale de Tunisie (BCT) a émis une circulaire en 2003 obligeant toutes les banques tunisiennes à constituer une base de données comportant principalement les états financiers de toutes les entreprises emprunteuses.

d'éléments contextuels comme par exemples la localisation géographique, la situation économique globale et les perspectives d'évolution sectorielle.

En ce qui concerne les données endogènes (internes à l'entreprise), ce sont principalement des critères purement financiers tels que les revenus, le niveau d'endettement, le résultat d'exploitation, les flux de trésorerie générés les disponibilités... qui entrent en ligne de compte donnent une idée assez précise sur la capacité d'un client/emprunteur à rembourser sa dette en temps voulu.

A partir de ces données, le calcul de certains ratios de base mesurant l'endettement, liquidités, rentabilité, rotation, structure financière, fonds de roulement, le flux de trésorerie d'exploitation... permet immédiatement une première évaluation de la solvabilité de l'entreprise Lawrence Revsine; Daniel W. Collins & W. Bruce Johnson (1999); Leopold A. Bernstein JohnJ Wild(1998) *Krishna G. Palepu; Paul M. Healy et Victor L. Berenard (2000)* Stephen A. Ross Randolph W. Westerfield & Jeffrey Jaffe(2005) Ainsi les ratios proposés par ces chercheurs ont été inclus dans notre recherche.

Les variables de l'étude sont récapitulées dans le tableau suivant

INSERER TABLEAU 5

3-2 : Les variables complémentaires

3-2-1 : Les garanties

Pour se prémunir contre le risque d'insolvabilité des entreprises clientes, le banquier exige des garanties des entreprises demandant un prêt. En effet, des études aussi bien théoriques que pratiques ont montré l'efficacité des garanties en matière de maîtrise de risque de contrepartie (Besanko&Thakor(1987),Ghatak (1999) Couchoro&Pierre Rakotovao (2006) Binks &Ennew(1997).

En effet, lors de cette recherche, les garanties constituent une variable mesurée par le LOG (garanties).

3-2-2 : La taille de l'entreprise

Il s'agit de distinguer entre les grandes entreprises et les PME. La taille a été mesurée par le log (total actifs).

Notre étude a pour objectif de comparer le pouvoir prédictif de trois modèles à savoir :

- La première méthodologie basée sur l'analyse discriminante appelée également le scoring
- La deuxième méthodologie basée sur la régression logistique simple et en données de panel
- La troisième méthodologie basée sur les réseaux de neurones artificiels.

En ce qui concerne le modèle basé sur la méthode de l'analyse discriminante et la régression logistique simple par année nous avons travaillé sur le logiciel **SPSS**. Concernant la

régression logistique avec des données de panel nous avons travaillé sur **STATA**. Finalement pour la construction des modèles neuronaux nous avons utilisé le logiciel **MATLAB**

SECTION 4 : Résultats de l'étude

4-1 : Résultats de la fonction score

La validité de l'analyse discriminante est vérifiée par le test de Box, de Lambda de Wilks et de la corrélation globale (tableau n°6). En effet, l'examen des résultats nous permet de conclure que le test Box est bon puisqu'il admet une valeur assez élevée (2005.785) et la significativité de Fisher est assurée (sig : 0.000).

La corrélation globale se mesure quant à elle se trouve dans le tableau « Eigenvalues » (valeurs propres)(tableau n°7). On observe notamment la colonne "Canonical Corrélation" (corrélation canonique). plus elle est élevée, meilleur est le modèle la corrélation globale est de l'ordre de 77.6%.

Le Lambda de Wilks s'observe quant à lui dans le tableau « Wilks' Lambda »(tableau n°8). Plus la valeur de Lambda de Wilks (deuxième colonne) est faible, plus le modèle est bon. La valeur de ce test est de 0.397 et il est significatif (sig 0.000)

D'après les corrélations entre la fonction discriminante et les variables (tableau n°9), on observe que les ratios suivants : liquidité des comptes clients, et le Ratio du Fonds de roulement, liquidité générale et la Couverture des dettes par les flux de trésorerie, sont les ratios qui participent le plus avec un signe négatif dans la formation de la fonction discriminante. En revanche et celui de la Valeur liquidative, la capacité d'autofinancement taux de la marge, la rentabilité des actifs et Taille de l'entreprise sont les variables qui participent le plus avec un signe positif dans la fonction discriminante.

INSERER TABLEAUX 6,7,8 ET 9

Cette fonction discriminante a permis d'avoir un taux global de bon classement³ de l'ordre de 94.8%

INSERER TABLEAU 10

Après avoir calculé le score (qui s'élève à 0.131), nous avons validé cette fonction discriminante sur un échantillon de contrôle composé de 511 dossiers de crédit qui n'ont pas fait l'objet de l'analyse. Cette validation nous a permis d'avoir un taux de bon classement global de l'ordre de **82.60%** nous pouvons retenir que même si l'analyse discriminante aboutit à de bons résultats de classement et de significativité des ratios, ces résultats peuvent être très critiquables sur le plan statistique dans la mesure où l'hypothèse principale de normalité de la distribution des variables n'est pas vérifiée. De plus l'analyse discriminante fournit des résultats sous forme de scores qui sont comparés à un score critique fixé par celui qui a fait l'analyse pour juger la situation de l'entreprise. Ceci rend la décision dépendante du score critique choisi.

³ Le taux de bon classement global est le taux des entreprises bien classées dans leur groupe d'origine. En d'autres termes, il s'agit de la somme du nombre des dossiers de crédits des entreprises saines classées par le modèle comme saines et du nombre des dossiers de crédit des entreprises risquées classées risquées par le modèle divisée par le nombre total de l'échantillon. Selon tableau 10 : $412+464/924=94.8\%$

4-2: Les résultats de la régression logistique

4-2-1: La signification du modèle

La régression logistique est sensible au problème de la multicollinéarité pour cela nous avons éliminé les ratios qui présentent de fortes corrélations afin d'éviter ce problème.

Le Log de vraisemblance, fourni par le logiciel SPSS, qui suit une loi de χ^2 est égal à 91.231 cette valeur avec 18 degrés de liberté est significative. Ce ratio de vraisemblance mesure le pouvoir explicatif du modèle.

Les deux pseudo R^2 nous permettent d'expliquer le pourcentage de la variable dépendante binaire qui est expliqué par les variables retenues il s'agit de la statistique de Cox & Snell et de Nagelkerke. Notons que la statistique de Nagelkerke est une version ajustée du Cox & Snell et est donc plus près de la réalité. Dans notre modèle ces deux statistiques s'élèvent respectivement de 54.8% et 73 %.

Ainsi, 73% de la variation dans la classe de risque pourrait être expliquée par les variables qui sont significatives

4-2-2 : La signification des variables indépendantes

INSERER TABLEAU 11

D'après le tableau intitulé « Variables in the equation », chaque variable est associée à une variable bêta qui constitue le paramètre ou le coefficient estimé par la méthode de maximum de vraisemblance.

De plus, chaque ratio est associé à une valeur « Wald ». La statistique Wald suit une loi χ^2 à un degré de liberté et permet de tester la signification de chaque ratio. En examinant les valeurs de bêta et de la statistique Wald, nous constatons que les ratios relatifs à la couverture du besoin en fonds de roulement, la liquidité, la capacité de remboursement, couverture des dettes à moins d'un an par les flux provenant de l'exploitation, la rotation des actifs, l'équilibre structurel et la taille de l'entreprise participent de façon significative dans la formation de la fonction logistique. Ces variables ont les plus grands coefficients bêta et les plus grandes valeurs de la statistique Wald avec les plus bas niveaux de risque (sig <0.16).

4-2-2-2 : Le pouvoir prédictif du modèle

La régression logistique nous a permis d'avoir un taux global de bon classement de l'ordre de 88.7% pour l'ensemble des entreprises et pour un niveau de probabilité de défaillance égal à 0.5 (cut value). Ce pourcentage est de 93,10% pour les entreprises saines et de 84,21% pour les entreprises risquées.

Sur la base du modèle de régression, nous avons procédé au reclassement des entreprises appartenant à l'échantillon de contrôle composé de 511 dossiers. En effet, nous avons calculé les probabilités de défaillance des différentes entreprises et nous avons comparé cette probabilité à 0.5.

Les résultats de cette comparaison nous ont permis d'avoir un taux de bon classement global de 72.17%.

4-3 : Résultats de la régression logistique avec des données de Panel

La régression logistique avec des données de panel nous a permis d'avoir les résultats suivants :

INSERER TABLEAU 12

Le nombre total des observations s'élève à 924, le Wald χ^2 est de l'ordre de 187.22 et il est très significatif (Prob=0.000). Le pseudo R2 est de 50.53%.

En ce qui concerne les variables explicatives du phénomène de la détresse financière nous constatons que les variables relatives aux (garanties (r24), taille de l'entreprise(r23), CAF (r7), la couverture des dettes par les flux de trésorerie(r6)),rotations des stocks et de l'actif,la rentabilité des actifs,la rentabilité financière,la couverture des intérêts, la valeur liquidative et la dimension fonds de roulement sont les variable les plus explicatives du phénomène de la détresse financière.

INSERER TABLEAU 13

Le tableau 13 montre que le taux de bon classement global est de 86.58%

Nous pouvons donc conclure que la dimension financière classique à elle seule n'est pas suffisante pour prédire la probabilité de défaut il s'avère que les garanties et les flux de trésorerie sont très importantes d'où la nécessité de les inclure dans les modèles de prévision.

4-4 - Résultats des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels

4-4-1 : Résultats des modèles neuronaux multicouches

On s'intéresse dans ce qui suit aux réseaux à couches Multiples (**Multi Layer Perceptron : MLP**) en association avec la méthode d'apprentissage de rétro propagation du gradient de l'erreur communément appelé « Back Propagation ».

Il faut signaler que cette technique permet d'avoir de meilleurs résultats au niveau de la classification.

4-4-2 : Résultats du perceptron multicouches à deux sorties : MLP avec l'algorithme feed forward

Pour construire le modèle neuronal à deux sorties nous avons utilisé un échantillon d'apprentissage comprenant un échantillon de 924 dossiers de crédits accordés durant 2003,2004 et 2005 et 2006 nous avons laissé 511 dossiers pour l'échantillon test accordés durant 2003, 2004, 2005 et 2006 (n'appartenant pas à l'échantillon d'apprentissage).

4-4-3: Résultats des MLP avec toutes les variables : flux de trésorerie, taille et garanties et les variables financières (ratios d'endettement, d'équilibre structurel, rentabilité, rotation, Fonds de Roulement, liquidité)

L'introduction de la variable garantie approchée par LOG (garanties) nous a permis d'améliorer encore les résultats en terme de bon classement par rapport aux autres méthodes.

Le tableau n°14 suivant récapitule les résultats obtenus suite à l'introduction de cette variable.

Tableau n°14 : Récapitulation des résultats des réseaux de neurones entraînés avec toutes les variables

Réseaux multicouches : feed forward	L'échantillon d'apprentissage 924 dossiers		L'échantillon test 511 dossiers	
	MSE	Bon classement	MSE%	Bon classement %
Model_full_inf_01 [24 2]	9.6	89.9	20.6	74.5
Model_full_inf_02 [24 12 2]	3.7	96.4	4.54	82.5
Model_full_inf_03 [24 12 10 2]	1	95.35	2.64	86.8
Model_full_inf_04 [24 12 12 12 2]	1.5	95.5	2.8	80.6
Model_full_inf_05 [24 15 15 15 2]	0.6	97	1.38	87.7
Model_full_inf_06 [24 15 15 2]	0.3	96.8	2.6	82.1
Model_full_inf_07 [24 12 12 2]	1	97.6	2	79.6
Model_full_inf_08 [24 21 15 10 2]	0.5	97	2.7	89.8

Ce tableau appelle les remarques suivantes

- ☉ L'architecture du réseau optimal est composée de cinq couches dont trois cachées.
- ☉ L'introduction de toutes les variables ensembles a permis d'améliorer le taux de bon classement global pour atteindre 89.8%.soit 90%.
- ☉ Les variables relatives aux flux de trésorerie et aux garanties sont très déterminantes pour la prévision du risque de défaut.

Le graphique suivant présente l'évolution de l'erreur tout au long du processus d'apprentissage du réseau optimal

INSERER FIGURE 1

L'introduction des variables garanties, taille et flux de trésorerie dans le modèle neuronal a permis d'avoir de bons résultats de classement. En effet, Les programmes de crédit [...] deviennent de plus en plus exigeants quant aux critères de rentabilité et de viabilité dans le temps. Ainsi les institutions spécialisées tendent à professionnaliser davantage la gestion de leurs crédits. Dans ce contexte, les systèmes de garantie trouvent leur place en tant que moyen de faciliter l'accès aux ressources financières et de partager les risques. Dominique Lesaffre(2006).

En d'autres termes l'objectif de la garantie doit se limiter à faciliter l'accès au crédit. Il s'agit d'un instrument parmi d'autres qui, doit permettre de couvrir le risque et de créer un effet de levier Dominique Lesaffre (2006).

4-4-4 : Comparaison des résultats obtenus avec les différentes méthodes utilisées et avec toutes les variables de l'étude

Scoring		Régression logistique		Régression logistique avec des données de panel		Réseaux de neurones artificiels	
BON CLASSEMENT		BON CLASSEMENT		BON CLASSEMENT		BON CLASSEMENT	
<i>Echantillon principal</i>	<i>Echantillon test</i>	<i>Echantillon principal</i>	<i>Echantillon test</i>	<i>Echantillon principal</i>	<i>Echantillon test</i>	<i>Echantillon principal</i>	<i>Echantillon test</i>
94.8	81.03	88.7	81.89	86.58	78.5	99.5	89.9

D'après ce tableau nous remarquons que les réseaux de neurones artificiels apparaissent comme étant un outil de prévision puissant en matière de la prévision de la détresse financière des entreprises emprunteuses. En effet, l'étude comparative des trois méthodes utilisées (à savoir l'analyse discriminante, la régression logistique simple et avec des données de Panel) et la méthode basée sur les RNA nous a permis de conclure quant à la supériorité des réseaux de neurones en matière de bon classement ce constat est confirmé par Tam Kiam (1992) à la différence de Roy & Cosset (1989) qui ont conclu à la primauté des méthodes classiques tels la régression logistique et l'analyse discriminante. Dans ce cadre, le taux de bon classement global a augmenté de 24% par rapport à l'analyse discriminante et la régression logistique avec des données de Panel.

Conclusion

Les résultats obtenus montrent que la décision de crédit ne repose pas uniquement sur l'information financière. L'exigence des garanties constitue aussi pour les banques, le mécanisme central d'ajustement du risque permettant l'accès aux actifs si l'emprunteur fait défaut Storey (1994). Egalement la taille de l'entreprise constitue une variable très déterminante pour une telle décision.

L'analyse des variables financières (les ratios) nous a permis de détecter celles les plus révélatrices de la dégradation de la situation financière des entreprises demandant des crédits auprès des établissements financiers.

En effet, aussi bien l'analyse discriminante (méthode de crédit scoring) que la régression logistique simple et avec des données de panel ont permis de conclure que les variables relatives à l'équilibre de trésorerie, l'endettement, fonds de roulement et de rentabilité et rotation ainsi que la taille et les garanties s'avèrent très déterminantes dans l'explication du phénomène de la détresse financière.

Notons que le banquier lors de son étude d'un dossier n'utilise aucun indicateur basé sur les flux de trésorerie d'exploitation. Cependant selon cette analyse discriminante on peut conclure que l'information en flux de trésorerie d'exploitation permet aux crédateurs et aux investisseurs d'être avisés des signes précurseurs de la défaillance financière des entreprises.

En fait, les flux de trésorerie liés à l'exploitation sont très pertinents pour l'évaluation du risque de crédit dans la mesure où les décideurs évaluent la capacité de l'entreprise à honorer ses engagements en principal et intérêts dans le cadre normal de son activité Zimmer (1981).

En fait les responsables de crédit doivent estimer la capacité de remboursement des entreprises à partir des flux de trésorerie d'exploitation et non sur la valeur liquidative des actifs ou des garanties.

Les réseaux de neurones artificiels apparaissent comme étant un outil de prévision puissant en matière de détresse financière des firmes emprunteuses. Cette recherche confirme bien ainsi les études empiriques déjà réalisées dans ce domaine.

La limite adressée à cette méthode est relative à la non transparence des pondérations du réseau qui reste une question qui mérite d'être étudiée. Altman et al (1994), ont suggéré, en ce sens, l'utilisation combinée des deux approches (réseaux de neurones et analyse discriminante), et ce afin de profiter des avantages relatifs à chacune des deux méthodes.

La présente étude peut être répliquée en recourant à l'utilisation d'autres méthodes de classification pour pallier aux insuffisances des méthodes étudiées et qui sont de nature à améliorer la prévision . On cite à titre indicatif les algorithmes génétiques.

BIBLIOGRAPHIE

1-Articles

- Altman, E.I. (1968): «Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy ». *Journal of finance*, vol.23, n°4, 1968.P589-609
- Altman, E. ; R .Haldeman et P. Narayanan (1977) “Zeta Analysis- a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporation » *Journal of Banking and Finance*, vol 1 , pp 29 – 54
- Altman, E.I. ; Marco, G. et Varetto,F. (1994): «Corporate Distress diagnosis : comparisons using linear discriminant analysis and neural networks ». *Journal of Banking and Finance* , 18; P505-529.
- Avery, R.B., Bostic, R.W. et Samolyk, K.A., (1998): “The role of personal wealth in small business finance”, *Journal of Banking and Finance*, 22 (1998), 1019-1061.
- Aziz A. et Lawson G. (1989): « Cash flow reporting and financial distress models testing of hypotheses » *Financial Management*, 1989.
- Beaver ,W.H., (1966) ”financial ratios as predictors of failure”*journal of accounting research*,4,71-111.
- Berger A., Udell G.F.,1990, « Collateral, Loan quality and Bank Risk», *Journal of Monetary Economics* 25, 21-42.
- Berger, Allen N., and Udell, Gregory F. 1995. “Relationship Lending and Lines of Credit in Small Firm Finance.” *Journal of Business*, 68 (3): 351–381.
- Bernanke, B. (1993) : Credit in the macroeconomy; Federal Reserve Bank of New York Quarterly Review, printemps, pp. 50-76.
- Besanko D., Thakor A.V. [1987], “ Collateral and Rationing : Sorting Equilibria in Monopolistic and Competitive Credit Market ”, *International Economic Review*, vol. 28, October, pp. 671-690.
- Bester H. [1985], “ Screening vs. rationing in crédit markets with imperfect information ”, *American Economic Review*, 75, pp. 850-855.
- Binks, M.R. et Ennew, C.T., “Smaller businesses and relationship banking: the impact of participative behavior”, *Entrepreneurship Theory and Practice*, 21,4 (1997), 83-92.
- Blackwell, David W., and Winters, Drew B. 1997. “Banking Relationships and the Effect of Monitoring on Loan Pricing.” *The Journal of Financial Research*, 20(2): 275–289.
- Collongue Y. (1977) “ ratios financiers et prévision des faillites des petites et moyennes entreprises ». *Revue Banque* , N°365, PP963-970
- D’auria C., Foglia A. et Reedt P. M. [1999], « Bank interest rates and credit relationships in Italy », *Journal of Banking and Finance*, 23, p. 1067-1093. ...
- Deakin, E.B (1972): « A discriminant analysis of predictors of business failure », *Journal of accounting research*, 1972,PP167-179.

- Edmister R. « an empirical test of financial ratios analysis for small business failure prediction”
journal of financial and quantitative analysis mars 1972
- Gertler M., (1988), “ Financial structure and aggregate economic activity : An overview ”, *Journal of Money, Credit and Banking*, 20, pp. 559-588.
- Ghatak M. (1999), "Group lending, local information and peer selection", *Journal of Development Economics*, "Special issue on Group Lending", vol. 60, n°1, pp. 27-50.
- Gillet R., Lobe F., [1992], “ Rationnement du crédit, asymétries de l’information et contrat séparants ”, *Revue de l’Association Française de Finance*, 2, pp. 57-76.
- Greenbaum S.I., George Kanatas, Itzhak Venezia, (1990), « Loan Commitment and Credit Demand Uncertainty », University of California, Los Angeles.
- Harhoff D., Körting T., (1998), « Lending relationships in Germany. Empirical evidence from survey data », *Journal of Banking and Finance*, 22, 1317-1353.
- Jensen M.C., Meckling W., (1976), “ Theory of the firm : managerial behavior, agency costs and ownership structure ”, *Journal of Financial Economics*, 3, pp. 305-360.
- Jesús Saurina (2008) « Bâle II il prévenir ou aggraver les crises? » *Finances & Développement* Juin 2008 pp (29 31)
- Krishna G. Palepu; Paul M. Healy et Victor L. Berenard (2000) “ Business Analysis & valuation using financial Statements”, 2000 second Edition
- Laitinen, E.K. (1991) : « Financial ratios and different failure process ». *Journal of Business finance and accounting*, vol 18, n° 5, 1991, P649-673.
- Lesaffre Dominique (2006), « Débat sur la Garantie Bancaire » texte espagnol adapté par Nicolas Pirotte, ADA Dialogue, numéro 14, août 1998
- Matoussi H., Mouelhi R. et Sayah S. (1999) « la prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique », *Revue Tunisienne des Sciences de Gestion*, Vol11, N°1, Mars 1999
- Matoussi,H., Karâa,A. et Krichène,A. (2004) « Utilité des informations financières dans le processus d’évaluation des crédits : Une étude exploratoire sur l’apport informationnel du SCE tunisien au processus d’octroi des crédits » les quatrièmes journées internationales de la recherche en sciences de gestion, l’Association Tunisienne des Sciences de gestion et la fondation Konrad Adenauer 11,12 ;13 Mars 2004.
- Meyer, L. H., (1998), The present and future roles of banks in small business finance, *Journal of Banking and Finance* 22.
- Morduch J. (1999), "The microfinance promise", *Journal of Economic Literature*, vol. 37, pp. 1565-1615
- Nadine Levratto (1996) « Poids des asymétries informationnelles et de l’alea de moralité dans les relations entre banques et PME » Editorial du numéro spécial de la *Revue Internationale PME* consacré au "Financement des PME", *Small business finance in France* dans "Small Business Economics", août 1996.

- Ohlson, J. (1980): “ Financial Ratios and the probabilistic prediction of Bankruptcy” *Journal of accounting research*, vol.18. 1980; PP10
- Petersen, Mitchell A., and Rajan, Raghuram G. (1994). “The Benefits of Lending Relationships: Evidence from Small Business Data.” *The Journal of Finance*, 49(1): 3–38.
- Psillaki M. (1995) : “ Rationnement du crédit et PME : Une tentative de mise en relation ”, *Revue Internationale P.M.E.*, vol. 8, n°3-4, pp; 67-87.
- Smith,J.C. (1990): “A neural network could it work for you?”. *Financial executive*, n°6, 1990P26-30.
- Stéphan Brun (2005), « L'Essentiel des normes comptables internationales IAS/IFRS », Editions Gualino, 168 pages, mai 2005
- Stiglitz J.E., Weiss A. (1981), “ Credit rationing in markets with imperfect information ”, *The American Economic Review*, 3, pp. 349-410.
- Stiglitz J. (1990), "Peer monitoring and credit markets", *World Bank Economic Review*, vol. 4, n° 3, pp. 351-366.
- Storey, D.J., (1994) “*Understanding the small business sector*”, International Thomson Business Press, Londres-Boston, (1994).
- Taffler R. J., (1983) “The Assessment of Company Solvency and Performance Using aStatistical Model”, *Accounting and Business Research* (Autumn, 1983), pp.295-308.
- Tam,K.Y. et M.Y Kiam.(1992) : « Managerial applications of neural networks : the case of bank failure predictions. ». *Management science*, Vol.38 n°7, juillet 1992. P 926-947.
- Tremblay.D Cormier et M. Magnan, (1993) « Théories et modèles comptables : Développement et perspectives » *Presse de l'Université de Quebec*, page 99
- Williamson S.D., (1986): “Costly monitoring, financial intermediation and equilibrium credit rationing”, *Journal of Monetary Economics*, 4, pp. 158-179.
- Zavgren, C. (1985) : “Assessing the vulnerability to failure of american industrial firms: a logistic analysis.” *Journal of business finance and accounting*, vol.12, n°3, 1985.P19-46.
- Zimmer, J. (1981) : “ Modeling lender’s assessments of the ability of corporate borrowers to repay” *Abacus*, vol.17, n°2, 1981.

2-Ouvrages

- Dietsch M, Petey J. (2008) : « Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières » *Ed La Revue banque*, sept 2008
- Lawrence Revsine; Daniel W. Collins & W. Bruce Johnson (1999): “Financial Reporting & Analysis” 1999 Prentice Hall, inc. Simon & Schuster/ A Viacom Company; Upper Saddle River, New Jersey 07548.

Leopold A. Bernstein JohnJ Wild (1998) “ Financial statement analysis theory, application and interpretation” 6 ème edition 1998

Salanie B., (1994), *Théorie des contrats*, Paris : Economica.

3- Documents de travail

Artus P. (1991) : Peut-on comprendre les écarts de taux d'intérêt sur le marché du crédit en France ?; Caisse des Dépôts et Consignation, Document de travail SEEF, n° 1991-27/T, décembre.

Bardos, M. (1984): “ le risque de défaillance d’entreprises». Cahiers économiques et monétaires de la banque de France, n°19, 1984.

Bardos, M. (1989): “ Trois méthodes d’analyse discriminante : comparaison des résultats et confirmation de la qualité du score B pour les PME du bâtiment gros œuvres et du génie civil ». Cahiers économiques et monétaires de la banque de France, n°33, 1989. P151-185.

Bardos, M. (1990) : Le crédit plus cher pour les petites entreprises; Economie et Statistiques, octobre, n° 236, pp. 51-64.

Bardos, M. (1991) : Liaison entre le risque et la taille; influence du risque et de la taille sur le taux d'intérêt; Cahiers Economiques et Monétaires, n° 38, pp. 49-104.

Fernando, C., Chakraborty A., Mallick R., (2002), « The importance of being known: relationship banking and credit limits », *Economics Working Paper Archive at WUSTL*

Ghessouiere, Micha B. Et Pachot M. (1993) «L’analyse des défaillances d’entreprises » Journée d’études des centrales de bilans, 1993.

Goyer M., (1995), “ Corporate finance, banking institutionnal structure and economic performance : a theoretical framework ”, Document de travail, MIT.

Lehmann E., Neuberger D., (2000), « Do lending relationships matter? Evidence from bank survey data in Germany », Centre of Finance and Econometrics, *Document de recherche*.

Levratto N. (1996) : Les fondements contractuels des relations entre banques et emprunteurs, Documents Monnaie et Financement, n°24, pp. 13-45.

Roy, J. & J.C. Cosset (1989) : « Forecasting country risk ratings using a neural network ». Document de travail, n°89-74, Quebec, Faculty of business administration, 1989.

Storey, D. et Cressy, R.,(1996) “*Small business risk : a firm bank perspective*”, Document de travail no 39, Warwick Business School, University of Warwick, Goventry, (1996).

4-Communication dans des congrès

- Bell, B.T., G.R. Ribar et J.R. Verchio (1990): " Neural nets versus logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures" Actes du congrès international de comptabilité tome 1, Nice Décembre 1990
- Bernard Fioleau « Histoire des modèles empiriques de prévisions de défaillance des entreprises : un essai de classification association française de comptabilité congré de Toulouse MAI 1993, comptabilité et nouvelles technologies PP 483- 499
- Gosh , S. Collins, E. et Scofield , L. (1990) : " Prediction of mortgage loan performance with a multiple neural network learning system, proceeding of Eurasip » Workshop ,Sesmbra,Portugal, P439.
- Hind Sami et Armelle Delorme (2003) : « Diffusion d'information et risque de crédit dans les économies émergentes » Preliminary draft : septembre 2003 This version : février 2004 colloque de l'Agence Universitaire de la Francophonie, GDR-CNRS Economie Monétaire et Financière, Nice en juin 2004.
- Mawuli Couchoro et Pierre Rakotovao (2006): « Microcrédit et maîtrise du risque de défaut : Entre le crédit individuel sans garantie matérielle et la caution solidaire, comment choisir ? Esquisse d'un modèle d'analyse théorique » Université Montesquieu- Bordeaux IV, 23 au 24 novembre 2006. Deuxième journée du développement du GRES « Quel financement pour quel développement ? »
- Sylvie Cieply Marcelline Grondin (2000) : « Spécificité des banques dans l'expertise et le contrôle des risques - P.M.E. : Résultats d'une enquête exploratoire » 17èmes Journées Internationales d'Economie Monétaire et Bancaire 7, 8 et 9 juin 2000, Lisbonne

5- Thèses de doctorat

- De Almeida, F.C. (1993) « L'évaluation des risques de défaillance des entreprises à partir des réseaux de neurones insérés dans le système d'aide à la décision ». Thèse de doctorat en sciences de gestion ; Ecole Supérieure des Affaires (ESA) Grenoble.
- Mamoughli, C (1984) : « La prévision du risque de défaillance des entreprises tunisiennes » Thèse de Doctorat de troisième cycle, université de Paris Dauphine 1984.

6-Rapports

- Strahan, P.E.,(1999) "*Borrower risk and the price and nonprice terms of bank loans*", Federal Reserve Bank of New York in its series staff reports no.90, (1999).

LISTES DES TABLEAUX A INSERER

Tableau n°3 : Répartition des entreprises de l'échantillon selon la classe de risque sur 4 ans

	2003		2004		2005		2006	
	Fréquences	%	Fréquences	%	Fréquences	%	Fréquences	%
Saines	176	47.44%	206	52.68%	195	51.58%	150	50.85%
Risquées	195	52.56%	185	47.32%	183	48.42%	145	49.15%
TOTAL	371	100%	391	100%	378	100%	295	100%

Tableau n°4 : Répartition des entreprises de l'échantillon selon la taille

	2003		2004		2005		2006	
	Fréquences	%	Fréquences	%	Fréquences	%	Fréquences	%
GE	148	39.89%	161	41.18%	158	41.80%	139	47.12%
PME	223	60.11%	230	58.82%	220	58.20%	156	52.88%
TOTAL	371	100%	391	100%	378	100%	295	100%

GE : Grandes Entreprises

PME : Petites et Moyennes Entreprises

Tableau n°5 : La mesure des variables de l'étude

	Intitulés des variables	Mesure des variables
<i>Ratios relatifs à l'exploitation</i>		
R1	Ratio du fonds de roulement	Fonds de roulement / Total actifs courants
R2	Ratio de couverture du BFR par le FR	BFR / FR
R3	Liquidité des comptes clients	Clients -Clients Nets /clients bruts
<i>Ratios d'endettement</i>		
R4	Structure financière	Endettement global/ Fonds Propres Nets
R5	Dépendance financière	Dettes Long Moyen Terme/ Capitaux Permanents
R6	Capacité de remboursement	Dettes Long Moyen Terme/ Cash Flow Nets
R7	Ratio de couverture des dettes à court terme par le chiffre d'affaires	Total passifs courants / chiffre d'affaires
R8	Ratio d'endettement 3	Charges financières / chiffre d'affaires
R9	valeur liquidative	Total Passifs/Total Actifs
<i>Ratios de rentabilité</i>		
R10	rentabilité financière	Résultat net / revenus d'exploitation
R11	marge brute	Excédent Brut d'exploitation / chiffre d'affaires
R12	Couverture des intérêts	Résultat d'exploitation /charges financières nettes
R13	Rentabilité des capitaux propres	Résultat net / capitaux propres
R14	Rentabilité des actifs	Résultat net / Total actifs
<i>Ratios de structure</i>		
R15	Equilibre structurel 2	Total passifs non courant/ total actifs immobilisés
R16	autonomie financière	Capitaux propres / capitaux permanents
R17	Solvabilité	Capitaux propres / endettement global

R18	<i>Equilibre structurel 1</i>	<i>Passifs Non Courants /Total Actifs</i>
Ratios de liquidité		
R19	<i>liquidité générale</i>	<i>Actifs courants / Passifs courants</i>
R20	<i>liquidité réduite</i>	<i>Actifs courants– stocks/ Passifs courants</i>
Ratios de flux de fonds		
R21	<i>Ratio de couverture des dettes à moins d'un an</i>	<i>Flux de Trésorerie d'Exploitation / passifs courants</i>
R22	<i>Ratio de couverture des charges financières par FTE</i>	<i>Flux de Trésorerie d'Exploitation / charges financières</i>
Ratios de rotation		
R23	<i>Ratio de rotation des immobilisations</i>	<i>chiffre d'affaires / total actif immobilisé</i>
R24	<i>Ratio de rotation des stocks</i>	<i>chiffre d'affaires / stocks nets</i>
Autres variables		
V25	<i>Taille</i>	<i>Log(total actifs)</i>
V26	<i>Garanties</i>	<i>Log(garanties)</i>

Tableau n°6: Récapitulation des résultats de la validité de l'étude

BOX'SM	2005.785
Fisher	9.710
Significativité	0.0000

Tableau n°7: récapitulation des valeurs propres (Eigenvalues)

Fonction	Valeurs propres	% de la variance	Variance cumulée	Canonical corrélation
1	1.516	100,0	100.0	0.776

Tableau n°8 Le test de Wilks

Test de la fonction	Wilks' Lambda	χ^2	Significativité
1	0.397	95.966	0.000

Tableau n°9 : Récapitulation des coefficients de la fonction discriminante

Ratios	Code	Coefficients de pondération
Ratio de couverture du Besoin en Fonds de roulement	R2	0.02
Ratio du Fonds de roulement	R1	-0.056
Liquidité des comptes clients	R3	-0.448
Couverture des dettes par les flux d'exploitation : FTE/PC	R21	-0.15
Equilibre structurel2: PNC/Total Actifs immobilisés	R15	-0.019
Valeur liquidative= Total Passifs/Total Actifs	R9	2.202
Rentabilité financière = résultat net/revenu d'exploitation	R10	0.010
Taux de la marge = résultat d'exploitation /produits d'exploitation	R11	-0.017
Rentabilité des actifs=résultat net/total actifs	R14	0.357
Rentabilité des capitaux propres =résultat net/ total capitaux propres	R13	-0.454
Rotation actifs= chiffre d'affaires/ actifs immobilisés	R23	0.013
Rotation des stocks=chiffre d'affaires /stocks nets	R24	0.010
Garanties = log (garanties)	V26	0.043
Taille de l'entreprise=log (total actifs)	V25	1.443
Structure financière = Total Passifs –liquidités / fonds propres	R4	-0.012
Constante		-15.593

Tableau n°10 : Récapitulation des taux de bons classements de la fonction discriminante

	<i>Risque calculé</i>		Total
	<i>Saines</i>	<i>Risquées</i>	
<i>Risque observé</i>			
<i>Saines</i>	412	20	431
<i>Risquées</i>	30	464	493
Total			924
Saines	95.6%	4.4%	100%
Risquées	5.89%	94.11%	100%

Tableau 11 : la signification des ratios dans l'explication de la probabilité de la détresse financière

<i>Variables</i>	<i>Bêta</i>	<i>Wald</i>	<i>Sig</i>
<i>Liquidité des comptes clients</i>	<i>-12,1220</i>	<i>8,0139</i>	<i>,0046</i>
<i>Couverture BFR</i>	<i>,0501</i>	<i>3,1207</i>	<i>,0773</i>
<i>Couverture des dettes</i>	<i>22,9965</i>	<i>13,2924</i>	<i>,0003</i>
<i>Valeur liquidative</i>	<i>-,0843</i>	<i>9,1965</i>	<i>,0024</i>
<i>Structure financière</i>	<i>7,6334</i>	<i>7,7479</i>	<i>,0054</i>
<i>Rotation des stocks</i>	<i>,0961</i>	<i>5,1494</i>	<i>,0233</i>
<i>Taille de l'entreprise</i>	<i>3,5208</i>	<i>17,2789</i>	<i>,0000</i>
<i>Garanties</i>	<i>-,2477</i>	<i>3,1719</i>	<i>,0749</i>

Tableau n°12 : Coefficients et significativité des variables selon la régression logistique avec des données de panel incluant les garanties et la taille de l'entreprise

Nombre d'observation :924			
Wald $\chi^2(14)=187.22$			
Prob> $\chi^2=0.0000$			
Pseudo R²=0.5053			
Ratios utilisés	Intitulés des variables	Coefficients	Significativité
R ₁	Ratio du BFR	0.0030	0.208
R₂	Ratio du fonds de roulement	-0.2259	0.019
R ₃	Liquidité des comptes clients	0.7260	0.343
R ₄	Liquidité générale	0.0566	0.578
R₆	Couverture des passifs courants par les FTE	0.1049	0.008
R₇	Capacité de remboursement	2.0647	0.001
R ₉	Structure financière	-0.0135	0.189
R₁₀	Valeur liquidative	4.3539	0.000
R ₁₂	Equilibre structurel_2	-0.2028	0.176
R₁₃	Couverture des intérêts	0.0213	0.000
R₁₄	Rentabilité financière	0.1638	0.088
R ₁₅	Taux de la marge	-0.4745	0.457

R₁₆	Rentabilité des actifs	-5.6657	0.002
R ₁₇	Rentabilité des capitaux propres	-0.0956	0.289
R₂₁	Rotation des actifs	0.0070	0.044
R₂₂	Rotation des stocks	0.0107	0.086
R₂₃	La taille de l'entreprise	9.748	0.000
R₂₄	Garanties	-0.3670	0.000
CONSTANTE		-38.7373	0.000

Tableau 13 : le pouvoir prédictif de la régression avec les données de panel

	<i>Risque calculé</i>		Total
<i>Risque observé</i>	<i>Saines</i>	<i>Risquées</i>	
<i>Saines</i>	370	61	431
<i>Risquées</i>	63	430	493
Total			924
Saines	85.84%	14.16%	100%
Risquées	12.78%	87.22%	100%

Figure 1 : Evolution de l'erreur moyenne quadratique tout au long du processus d'apprentissage du réseau optimal

