

Proposition d'un modèle de prédiction de la défaillance des entreprises marocaines

Proposal of a prediction model for the default of Moroccan companies

Pr. : Wafia NOKAIRI

Enseignante chercheure en sciences de gestion

Laboratoire : Finance, banque et gestion des risques

Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales, Université Hassan II- Aïn Chok,
Casablanca

Date de soumission : 19/03/2019

Date d'acceptation : 17/04/2019

Pour citer cet article :

NOKAIRI W. (2019) « Proposition d'un modèle de prédiction de la défaillance des entreprises marocaines » Revue Internationale des Sciences de Gestion « Numéro 3 : Avril 2019 / Volume 2 : numéro 2 » p : 516- 553

Résumé :

Toute entreprise risque de se confronter au cours de sa vie à des difficultés. Celles-ci ne surviennent pas brusquement, elles peuvent être liées à des facteurs micro ou macroéconomiques et qui risquent de la conduire à une défaillance financière puis juridique. Le nombre de défaillance des entreprises marocaines a connu une évolution inquiétante depuis l'année 2007. Cet accroissement confirme la nécessité de prévoir la défaillance afin de veiller à la protection des créanciers, notamment les banques qui demeurent la principale source de financement externe des entreprises marocaines.

La problématique de notre recherche se propose de mettre en évidence les variables les plus discriminantes entre les entreprises saines et celles défaillantes, à travers un échantillon de 200 entreprises marocaines. L'objectif de notre contribution sera de proposer un modèle de prédiction de la défaillance des entreprises marocaines, qui constituera à la fois un moyen de diagnostic et un outil de prévention des difficultés. Ainsi, le choix de notre sujet s'inscrit dans la perspective de maîtrise du risque de défaillance de la clientèle entreprise des banques.

Mots clés : La défaillance, entreprises défaillantes, entreprises saines, variables discriminantes, prédiction du risque.

Abstract :

Any company may face difficulties during its life. These do not occur abruptly, they can be linked to micro or macroeconomic factors and which may lead to financial and then legal failure. The number of failure Moroccan companies has experienced a worrying evolution since 2007. This increase confirms the need to foresee default in order to ensure the protection of creditors, including banks, which remain the main source of external financing for Moroccan companies. .

The problematic of our research is to highlight the most discriminating variables between healthy and failing companies, through a sample of 200 Moroccan companies. The objective of our contribution will be to propose a model for predicting the default of Moroccan companies, which will be both a means of diagnosis and a tool for preventing difficulties. Thus, the choice of our subject is in line with the prospect of controlling the risk of bank customer default.

Keywords: Failure, failing companies, healthy firms, discriminating variables, risk prediction.

Introduction

Lors d'une décision d'octroi de crédit, les banques font face à un principal problème à savoir leur incapacité à déterminer avec certitude si le client va honorer ou non ses engagements. Cette décision repose sur l'évaluation préalable de l'agent de crédit. Ce dernier, en fonction de son expérience, de l'évaluation de la solvabilité du client et de son historique de remboursement, arrive à distinguer intuitivement le « bon » client du « mauvais », avant de présenter le dossier au comité de crédit. Toutefois, cette évaluation basée sur la subjectivité du banquier n'est pas toujours efficace, et présente certains biais. Les méthodes de l'évaluation du risque de crédit par la technique des scores dite encore : 'crédit scoring' a été développée afin de prédire le profil de risque du client de manière objective à travers la connaissance du passé.

L'observation du tissu économique marocain montre que chaque année certaines entreprises disparaissent et d'autres survivent et même parmi les survivantes, certaines rencontrent de graves difficultés, alors que d'autres continuent de prospérer. La question qui se pose : pourquoi une telle entreprise arrive à survivre et une autre rencontre des difficultés et risque même de disparaître ?

En effet, le nombre de défaillance des entreprises marocaines a connu une évolution inquiétante depuis l'année 2007. Le chiffre est passé de 1730 en 2007 à 5808 en 2015, soit une hausse de plus de 200% en 8 ans. Le rythme d'augmentation des défaillances des entreprises au Maroc continue avec un pic de 21% en 2016, 12% en 2017 pour atteindre 8020 entreprises. Selon 'Euler Hermès', le risque d'impayés reste fort au Maroc. En effet, près de 8.500 entreprises sont exposées à ce risque dans le Royaume, en particulier dans l'immobilier, le commerce et les BTP. Cet accroissement confirme la nécessité de prévoir la défaillance afin de veiller à la protection des créanciers. Les situations de défaillance sont néfastes pour l'ensemble des créanciers. Leurs conséquences sont majeures aussi bien pour les autres partenaires, qui risquent à leur tour de devenir défaillants que pour les banques qui demeurent la principale source de financement externe des entreprises marocaines.

Ce rôle important et décisif des banques est accouplé d'un risque non-négligeable puisque les défaillances représentent un coût très élevé pour les banques. Les créances en souffrance ont totalisé en 2015 : 57 milliards de DH soit un taux de contentieux de 7,3%. Ce taux est resté relativement stable en 2016 et 2017 affichant 7,5% avec un encours de 63,6 milliards de DH fin décembre et 66 milliards de DH jusqu'à novembre 2018.

La question qu'on pourrait se poser à ce niveau est la suivante : est-il possible, grâce aux outils d'analyse et de prévision de prédire le risque de défaillance des entreprises marocaines de manière probante ?

L'objectif de notre contribution sera de proposer un modèle de prédiction de la défaillance pour les entreprises marocaines, qui constituera à la fois un moyen de diagnostic et un outil de prévention des difficultés.

Pour cela, nous proposons de présenter dans une première partie, une revue de littérature des méthodes de prédiction de la défaillance (1). La méthodologie de recherche ainsi que les critères de choix de notre échantillon et des ratios d'analyse feront l'objet d'une deuxième partie (2). Les résultats obtenus à travers l'analyse discriminante ainsi que le modèle de prédiction seront présentés dans une troisième partie (3). Enfin nous présenterons nos principales conclusions.

1. REVUE DE LITTÉRATURE :

1.1. Le scoring :

L'évaluation du risque de défaut de paiement des entreprises par la technique du scoring part du principe selon lequel le passé est le meilleur estimateur du futur. Selon (Saporta, 2011) le scoring est la notation statistique des emprunteurs. En matière de gestion de risque lié au crédit bancaire, le crédit scoring est compris selon (Flaman, 1997) comme étant le processus d'assignation d'une note (ou score) à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt.

Le Crédit Scoring utilise des mesures quantitatives de performance ainsi que les caractéristiques des prêts précédents pour prédire la qualité des prêts futurs avec des caractéristiques similaires. Il n'approuve, ni rejette une demande de prêt, il peut plutôt prédire la probabilité d'occurrence de mauvaise performance (défaut) telle que définie par le prêteur (Caire & Kossmann, 2003).

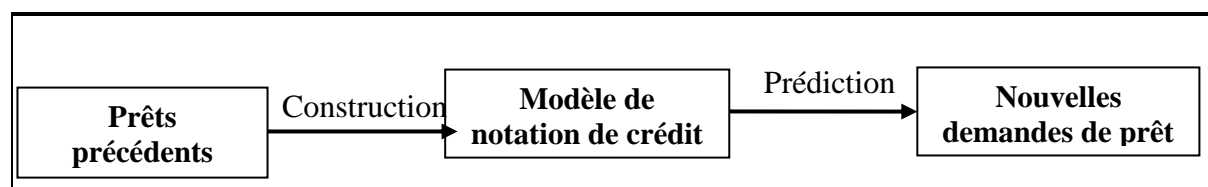
Selon (Saporta, 2011) « Le terme Crédit Scoring désigne un ensemble d'outils d'aide à la décision utilisés par les organismes financiers pour évaluer le risque de non remboursement des prêts. Un score est une note de risque, ou une probabilité de défaut »

Selon (Mark Schreiner, 2003) « L'évaluation statistique est l'utilisation de connaissances quantitatives des résultats de remboursement et des caractéristiques des prêts remboursés dans le passé et enregistrées dans une base de données électroniques afin de pronostiquer les résultats de remboursement des futurs prêts ».

Selon (Anderson, 2007), le scoring est le recours aux modèles statistiques en vue de transformer des données (qualitatives, quantitatives) en indicateurs numériques mesurables à des fins d'aide à la décision d'octroi ou de rejet de crédit. La définition du scoring diffère selon le but pour lequel il lui est fait recours, mais le principe reste le même. Le scoring est un outil d'aide à la décision, à travers la recherche des caractéristiques opposant des groupes prédéfinis.

Les méthodes des scores sont essentiellement utilisées par les banques et les établissements de crédit afin de discriminer les clients et les classer en deux sous-groupes : bons et mauvais, en les différenciant par un certain nombre de critères. Le scoring repose sur la mise en place d'une méthode ou système de notation permettant de déterminer si X (le client, le prospect...) possède des caractéristiques susceptibles de prédire s'il va rentrer dans un cas favorable : acheter un produit, continuer à consommer des produits de l'entreprise, honorer régulièrement ses échéances, etc... Le calcul de ces notes se base, schématiquement, sur trois éléments : des données, des variables et des méthodes. Les données, ce sont les informations que l'on connaît du client : nom, prénom, coordonnées, sexe, ainsi que les informations que l'on a pu recueillir au cours de sa relation avec la banque. Plusieurs explications peuvent être fournies sur la définition et le rôle du Crédit Scoring, elles peuvent être résumées comme suit :

Figure 1 : Processus du Crédit Scoring



Source : Boubacar Diallo, Mai 2006

Historiquement, bien que le crédit scoring ait été pour la première fois utilisé dans les années 1950 aux USA, ses origines remontent en fait au début du XXe siècle, avec la publication de la première grille de notation par John MOODY pour ses *Trade bonds* (obligations commerciales). La notion de « scores financiers » dans le sens de notation financière en tant que tel, est née avec la crise économique après la première guerre mondiale. C'est là où la première étude des ratios a été réalisée. En 1923-1931, Winakor & Smith furent les premiers à réaliser une étude importante sur les entreprises en difficulté à travers un échantillon de 103 entreprises. Ensuite, Fitzpatrick, Merwin, Hickmann, ... les succéderont.

Cependant, les ratios financiers pris isolément ne donnent pas une idée globale de la situation de l'entreprise, et c'est là où les analystes financiers ont senti le besoin d'élaborer un indicateur global de situation financière. C'est ainsi que les modèles de score furent élaborés.

En fait, Fisher est le précurseur de cette idée de discrimination au sein d'un groupe. Il a cherché en 1939 à faire la différence entre les origines de crâne en utilisant leur mesure physique. Il a proposé une technique utilisée à nos jours, vu ses grandes qualités de robustesse et d'interprétabilité. D'ailleurs, sa technique reste une référence en matière d'analyse discriminante en dépit des différentes techniques développées par la suite.

Après le travail pilote de Fisher sur l'analyse discriminante, (David Durand, 1941) fut le premier à reconnaître la possibilité d'utiliser les techniques statistiques pour discriminer entre bons et mauvais emprunteurs. Il montra que le risque de défaillance d'un emprunteur peut être modélisé par une analyse discriminante en se basant sur ses caractéristiques.

Les fonctions scores se sont développées grâce aux travaux qui ont été entrepris aux Etats-Unis d'Amérique dans les années 1960, notamment avec le fameux Z-score d'Altman inventé en 1968, fonction discriminante de cinq ratios financiers, qui permet de prédire un an à l'avance la défaillance d'une entreprise, avec une fiabilité allant jusqu'à 94%. Le modèle d'Altman a significativement contribué au développement, à la promotion et à une meilleure compréhension du Credit Scoring et de ses techniques, (Altman, et al., 1977), etc.

La méthode scoring n'est utilisée en France qu'à partir de 1975, essentiellement en matière de crédit à la consommation, sous l'impulsion de plusieurs auteurs : (Collongues, 1977), (Conan & Holder, 1979), (Holder, et al., 1984) et les responsables successifs des travaux effectués au sein de la Banque de France à partir de l'exploitation des données de sa centrale de bilans. Par la suite, (Eisenbeis, 1996) a présenté une vue générale sur l'histoire et l'application des techniques de Credit Scoring au portefeuille des banques «business portfolios». Un tableau résumant les 10 dates clés du scoring crédit est présenté en annexe I.

1.2. Les méthodes de prédiction du risque de défaillance :

« Il n'y a aucune manière sûre d'identifier si une entreprise va faire défaut. Le but de l'estimation du risque de crédit est, donc, de classer les clients par catégories, dont chacune est homogène en termes de sa probabilité de défaut ».

(Angela Madalina Petrescu, 2007), a classé les modèles de prédiction du risque de crédit en trois grandes catégories : les méthodes basées sur le jugement humain, les méthodes basées sur l'intelligence artificielle et celles statistiques. Ces dernières à leur tour se subdivisent en trois : les méthodes structurelles, les modèles hybrides et les méthodes économétriques basées sur des données comptables. Seules ces dernières retiendront notre attention dans ce travail.

1.2.1. Les méthodes basées sur le jugement humain,

Elles s'appuient sur des techniques quantitatives et des points de vues subjectives des organismes de crédit afin de fonder leur décision d'accorder un prêt. Cette méthode présente un certain nombre d'inconvénients, notamment : son coût en terme de ressources et d'argent pour développer un système d'experts, sa lenteur pour la prise de décision, ainsi que son caractère subjectif puisque la décision revient essentiellement aux caractéristiques de l'agent de crédit, ce qui risque de la biaiser.

Ainsi, devant la croissance de la demande de crédit, d'autres méthodes plus formelles et plus objectives ont été développées (généralement connues sous le nom de notation de crédit) ; pour aider les agents de crédit à décider de l'octroi de crédit à un demandeur (Akhavain, 2005). Toutefois, ces méthodes n'excluent pas le rôle de l'agent de crédit dans la prise de décision, au contraire ils doivent se compléter pour un résultat meilleur (Schreiner, 2002).

1.2.2. La méthode empirique : le modèle des « Credit Men »,

C'est la première méthode qui a permis l'établissement d'un score avec note unique. Ce modèle est le fruit de l'expérience accumulée des banquiers américains au niveau de la gestion du risque crédit. Selon eux, chaque entreprise intègre trois facteurs :

- P : Le facteur personnel à savoir, la compétence et le dynamisme des dirigeants et du personnel. Ce facteur a un poids de 40%.
- E : Le facteur économique : l'avenir de la branche. Ce facteur est pondéré à 20%.
- F : Le facteur de la situation financière de l'entreprise, qui est pondéré à 40%.

$$S = 40\% P + 20\% E + 40\% F$$

Le facteur situation financière est estimé à travers cinq ratios qui sont choisis grâce à la pratique des analystes, sans aucune analyse statistique.

- R1 : Ratio de trésorerie = Réalisable et disponible / Dettes à court terme.
- R2 : Ratio d'indépendance financière ou ratio de solvabilité = Capitaux propres / Dettes à moyen et long terme.
- R3 : Ratio de rotation crédit clients = Ventes TTC / (clients + effets à recevoir + effets escomptés non échus).
- R4 : Ratio de rotation des stocks = Achats / Stock moyen.
- R5 : Ratio de couverture = Capitaux propres / Valeurs immobilisées nettes.

Chaque ratio est une comparaison du ratio de l'entreprise par rapport au ratio type du secteur.

$$R_i = \text{Ratio de l'entreprise} / \text{Ratio type du secteur} = RE_i / RSi$$

La fonction financière finale du modèle 'credit-men' est donc comme suit :

$$F = 25 R1 + 25 R2 + 20 R3 + 20 R4 + 10 R5.$$

Règle de décision :

Si $F > 100$: la situation financière est bonne ;

Si $F = 100$: la situation financière est normale ;

Si $F < 100$: la situation financière est mauvaise.

Cette méthode présente l'avantage d'être très simple et pratique. Elle s'appuie sur l'expérience et l'intuition du banquier. Cependant elle reste très subjective, notamment pour le choix des ratios et leur pondération. C'est ainsi que des méthodes statistiques de prévision de la faillite des entreprises ont été développées.

1.2.3. Les méthodes statistiques basées sur les données comptables :

Contrairement à l'analyse subjective des banquiers qui se fonde essentiellement sur leur expérience, les modèles statistiques essaient de pondérer objectivement plusieurs facteurs ou indicateurs (essentiellement des ratios financiers), afin de détecter si le cas observé ressemble plutôt à celui d'entreprises saines ou à celles qui ont connu une défaillance. Ainsi, c'est le modèle qui décide de l'importance qu'il faut accorder à chaque indicateur (solvabilité, rentabilité, liquidité...)

L'élaboration de ces modèles s'appuie sur une technique statistique : l'analyse discriminante. Cette dernière identifie les coefficients de l'équation qui maximisent la discrimination entre les entreprises saines de celles en défaillance. L'équation donne un 'score discriminant' qui permet d'associer une observation à l'un des deux groupes (entreprises saines ou défaillantes). Les méthodes statistiques de prévision de la défaillance des entreprises ont connu un grand développement depuis les années 30, avec les travaux de (Fitz Patrick, 1932) et (Merwin, 1942) qui ont essayé de vérifier l'utilité des ratios financiers à différencier des entreprises industrielles saines de celles en défaillance. Plusieurs générations de modèles de prédiction de la défaillance ont par la suite vu le jour, grâce notamment à l'évolution des outils statistiques d'analyse, mais la méthodologie suivie et les variables d'analyse ne varient pas beaucoup.

❑ **La méthode unidimensionnelle : le modèle de BEAVER**, appelée aussi « L'analyse discriminante univariée » a été initiée par (BEAVER, 1966), qui a pour but de déterminer la capacité d'un seul ratio financier à discriminer les entreprises d'un échantillon initial et à prédire la défaillance éventuelle d'une entreprise sur un échantillon témoin.

Il s'agit d'une approche simple, qui consiste à comparer les ratios financiers d'entreprises défaillantes à ceux des entreprises saines, puis à détecter, les différences systématiques qui

existent entre les deux groupes afin d'aider les analystes à prévoir la défaillance. L'analyse du pouvoir prédictif des ratios financiers considérés de manière isolée, a fait l'objet de quatre recherches effectuées toutes aux états-unis, qui sont celles de :

- (Fitzpatrick, 1932) qui a travaillé sur un échantillon de 19 entreprises saines et 19 défaillantes. Afin de prévoir le risque de défaillance, il emploie la tendance des deux ratios suivants : bénéfice net / situation nette et situation nette / dettes totales, trois ans avant la défaillance.
- (Winkar & Smith, 1935), utilisent le ratio fonds de roulement / actif total, comme meilleur indicateur du risque de défaillance.
- (Merwin, 1942), a observé l'évolution, six ans avant la défaillance, de trois ratios importants : fonds de roulement / actif total ; situation nette / dettes totales et actif circulant / dettes à court terme. Son étude se réfère à la période 1926-1936.
- Et l'étude la plus caractéristique dans ce cadre est celle de (Beaver, 1966), qui avait pour objectif de classer les entreprises sur la base du ratio le plus discriminant.

BEAVER fit son étude sur un échantillon de 79 entreprises défaillantes et 79 saines. Cette étude comprenait deux phases : d'abord la comparaison de la moyenne des groupes pour un ratio donné, ensuite la détermination du seuil critique de chaque ratio, qui permet de discriminer les entreprises et classer chacune dans un des deux groupes. Si le ratio d'une entreprise est supérieur au seuil critique, elle sera classée comme saine et inversement. La valeur de prédiction de cette méthode est testée par la qualité de classification réalisée sur un échantillon témoin.

Ainsi, pour la totalité des entreprises de l'échantillon, BEAVER a calculé 30 ratios financiers sélectionnés selon leur importance dans des études précédentes, pour garder seulement 6 ratios après traitement statistique. Les ratios qui ont donné le plus bas taux d'erreur de classement des entreprises sont : Cash flow/Total dette ; Résultat net/Total actif ; Total dette/Total actif ; Fonds de roulement/Total actif et Dettes à court terme/Total dettes. L'auteur constata que les ratios d'autofinancement notamment : Cash flow/Endettement, est celui qui a le plus grand pouvoir discriminant (taux global d'entreprises bien classées = 87%, 1 an avant la défaillance et 77%, 5ans avant).

Le modèle statistique univarié de BEAVER a certes l'avantage de sa simplicité et l'aboutissement à de bons résultats. Toutefois, il ne prend pas en considération l'effet conjoint et la forte interdépendance des ratios. Chaque ratio étudié séparément risque d'aboutir à des résultats contradictoires ce qui rend la décision de la situation d'une entreprise difficile. Cette

critique lui a été adressée notamment par (ZAVGREN, 1983) qui est le fondateur de l'approche multidimensionnelle.

❑ **L'analyse discriminante multi-variée**, Le pionnier de cette méthode est Fisher, à travers l'initiation des travaux sur l'analyse discriminante en 1933, il a proposé une technique d'analyse utilisée jusqu'à aujourd'hui étant donné ses résultats pertinents. Par la suite, d'autres techniques se sont développées mais celle de Fisher reste une référence pour la plupart des fonctions de crédit-scoring actuellement.

L'analyse discriminante répond à une question fondamentale à savoir : laquelle des combinaisons linéaires des variables explicatives est la plus discriminante ? Celle-ci est de deux types :

- Analyse discriminante à but descriptif : son rôle est de voir comment les variables explicatives permettent à priori de différencier les groupes. Il s'agit tout simplement de relever les variables les plus significatives et les plus pertinentes pour décrire ces différences.
- Analyse discriminante décisionnelle ou prédictive : elle permet de construire à partir d'un échantillon d'individus connus des règles statistiques de décision qui seront appliquées dans le futur et qui serviront à affecter les individus à l'un des groupes de classement. Ces règles devront minimiser les erreurs de diagnostic et de prévision.

Cette méthode permet d'apprécier la situation financière d'une entreprise d'une manière globale à travers une combinaison linéaire de plusieurs ratios considérés simultanément en prenant en considération leurs poids respectifs de manière interdépendante. Elle permet de classer toutes les entreprises d'un échantillon à l'aide d'une fonction score Z . Ceci suppose la constitution préalable d'un échantillon d'entreprises saines et celles défaillantes que l'on va comparer à un échantillon de ratios. Ces derniers doivent séparer au mieux les deux groupes d'entreprises.

Le score s'exprime par la fonction linéaire suivante :

$$Z = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_N X_N$$

Avec : X_i : les ratios comptables et financiers ;

α_i : les coefficients associés aux ratios.

N.B : Aucune fonction score ne dispose d'un pouvoir séparateur absolu, il y a toujours une zone d'erreur entre les deux groupes :

- 1^{er} type d'erreur : Le score classe une entreprise défaillante parmi celles saines ;

- 2^{ème} type d'erreur : Le modèle classe une entreprise saine comme étant défaillante.

Les fonctions scores sont nombreuses. Les premiers travaux ont débuté aux Etats-Unis d'Amérique dans les années 1960, notamment par (Altman, 1968 ;), (Haldeman & Narayanan, 1977),.... En Europe, il fallait attendre les années 1970 pour se développer grâce aux travaux de : (Collongues, 1977), (Conan & Holder, 1979), (Holder, et al., 1984) et les travaux effectués au sein de la banque de France par ses responsables à partir des données de sa centrale de bilans.

Nous présenterons dans ce qui suit les principaux modèles d'analyse discriminante :

1.3. Les principaux modèles d'analyse discriminante :

1.3.1. Le modèle d'Altman

Son étude a porté sur un échantillon de 66 entreprises, composé de deux groupes 33 saines et 33 défaillantes. A partir de 22 ratios extraits des états financiers (bilans et comptes de résultats), Altman a choisi 5 ratios qui séparent le mieux les deux groupes d'entreprises. Altman a suivi la fonction suivante: $Z = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_N X_N$, les ratios (X_i) sont pondérés par des valeurs α_i . Pour juger de la situation financière d'une entreprise la régression prend en compte plusieurs ratios à savoir la liquidité, la solvabilité, la rentabilité, l'activité et la croissance ; qui représentent, selon Altman, les indicateurs les plus significatifs pour prévoir la défaillance des entreprises. Il voulait que son modèle ne néglige aucun de ces aspects de la situation financière d'une entreprise.

Ainsi, selon Altman, la combinaison linéaire des ratios qui discrimine le mieux les deux groupes d'entreprises est la suivante :

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

Avec :

- ❖ $X1 = \text{FDR} / \text{Total Actif}$;
- ❖ $X2 = \text{Réserves} / \text{Total Actif}$;
- ❖ $X3 = \text{Bénéfice avant intérêt et impôt} / \text{Total Actif}$;
- ❖ $X4 = \text{Capitalisation boursière ou FP} / \text{total des dettes}$;
- ❖ $X5 = \text{Chiffre d'affaires} / \text{Total Actif}$.

Le choix de ces variables se justifie par la valeur de prédiction qu'elles représentent respectivement : la liquidité, le conservatisme, la rentabilité, la capitalisation et la productivité de l'entreprise. Les résultats ont montré que toutes les entreprises ayant obtenu un score de 2,99 ou plus étaient saines. Celles qui avaient un score inférieur à 1,81 étaient en faillite. Le

score de la zone entre 1,81 et 2,99 donnait un signal ambigu : certaines entreprises étaient saines alors que d'autres en faillite.

Par conséquent, l'utilisation d'un seuil unique pour classer les entreprises risque d'entraîner des erreurs. Altman a fixé la valeur critique de son score à $Z = 2,675$ afin de minimiser ces erreurs. Ainsi, une entreprise qui obtient un score $Z < 2,675$ sera classée en situation défaillante, ou plus précisément un score $Z < 1,81$ annonce sa défaillance dans un délai d'un an ; et un score $Z > 2,99$ signale que l'entreprise est en bonne santé financière.

A travers ce score, Altman a aboutit aux résultats suivants :

- 95% de bon classement 1 an avant,
- 72% deux ans avant,
- 48% trois ans avant,
- 29% quatre ans avant,
- 36% cinq ans avant l'événement de défaillance.

Le modèle z-score d'Altman a connu par la suite, des limites d'utilisation vu la petitesse de l'échantillon sur lequel a porté l'étude (33 sociétés saines et 33 défaillantes) et sa concentration uniquement sur des entreprises du secteur manufacturier ; ce qui laisse planer un doute sur la précision des coefficients. Afin d'améliorer son modèle à cinq variables, Altman a développé en 1977 un nouveau modèle commercial plus élaboré appelé le modèle ZETA, avec de nouvelles variables de classification. Il abandonna la variable X5 afin de minimiser l'effet de l'industrie relié à la rotation des actifs et remplaça la variable X4 par les actifs nets comptables / passifs totaux.

Sa deuxième étude a porté sur un échantillon de détaillants et de firmes manufacturières ayant fait faillite durant les années 1969-1975. L'échantillon contient 53 défaillantes et 58 saines. Il conclut que ce modèle ZETA est bon pour estimer les faillites jusqu'à un horizon de cinq ans. Par ailleurs, le modèle ZETA (1977), comparativement au modèle de 1968, donnait des résultats équivalents pour l'horizon d'un an, très légèrement supérieurs à un horizon de 2 années pour la classification des non défauts et beaucoup plus précis pour la classification des faillites sur un horizon de 2 à 5 ans.

1.3.2. Le modèle de Collongues :

Yves COLLONGUES a entrepris en 1977 une étude en France sur un échantillon composé de 35 entreprises saines et 35 défaillantes. Il a analysé au départ 19 ratios pour ne retenir que 9 ratios les plus discriminants. Sa fonction discriminante est la suivante :

$$Z = 4,983 X_1 + 60,0366 X_2 - 11,834 X_3$$

Avec :

X_1 = frais de personnel / valeur ajoutée.

X_2 = frais financiers / chiffres d'affaires hors taxes.

X_3 = fonds de roulement net / total bilan.

La règle de décision est la suivante :

$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } Z > 5,455, \text{ l'entreprise sera considérée défailante.} \\ \text{Si } Z < 5,455, \text{ l'entreprise sera considérée saine.} \end{array} \right.$

Afin d'affiner son étude, COLLONGUES a testé sa fonction de nouveau sur deux échantillons distincts. Le premier composé de 27 entreprises ayant déposé leur bilan, le second de 21 entreprises en bonne santé. Suite à ce test, il a modifié son score pour aboutir à la fonction suivante :

$$Z = 4,6159 X_1 - 22 X_4 - 1,9623 X_5$$

Avec :

X_4 = résultat d'exploitation / chiffre d'affaires H.T.

X_5 = fonds de roulement net / stocks.

La règle de décision est ainsi :

$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } Z > 3,0774, \text{ l'entreprise est déclarée défailante.} \\ \text{Si } Z < 3,0774, \text{ l'entreprise est déclarée saine.} \end{array} \right.$

1.3.3. Le modèle de CONAN-HOLDER

En France, de nombreuses études ont essayé de prédire la défaillance des entreprises à travers l'analyse discriminante, mais la plus importante est celle de CONAN & HOLDER du fait qu'ils ont testé la multinormalité des ratios financiers utilisés et ont validé leur modèle sur un échantillon de contrôle. Leur étude a été réalisée en 1978 et a porté sur un échantillon de 95 entreprises saines et 95 en difficulté sur la période 1970-1975. Au début, 31 ratios ont été sélectionnés pour n'en garder que 5 à la fin.

La fonction discriminante de Conan & Holder se présente comme suit :

$$Z = 0,24 X_1 + 0,22 X_2 + 0,16 X_3 - 0,87 X_4 - 0,10 X_5.$$

Avec :

X_1 = EBE / endettement global.

X_2 = capitaux permanents/ total du bilan.

X_3 = réalisable et disponible / total du bilan.

X_4 = frais financiers / chiffre d'affaires H.T.

X_5 = frais de personnel / valeur ajoutée.

Règle de décision :

$$\begin{cases} Z < 0,04 \text{ signifie difficulté.} \\ 0,04 < Z < 0,09, \text{ zone de prudence.} \\ Z > 0,09 \text{ l'entreprise est jugée bonne.} \end{cases}$$

Ce modèle a été testé sur les entreprises du secteur industriel (PMI). Il permet une prévision de défaillance de 75% à trois ans.

1.3.4. Le modèle de la Banque de France

La banque de France a choisi un échantillon assez large d'entreprises, grâce à sa centrale des bilans. L'étude a porté sur : 1036 entreprises en difficultés (procédure judiciaire ou de sauvetage) et 1150 entreprises normales. A partir de 30 ratios sélectionnés au départ, seulement 19 ont été retenus. Entre 1972 et 1979, le pourcentage de bon classement obtenu par le modèle sur les entreprises testées était de :

- 85,3 % à 1 an de la défaillance,
- 81,3 % 2 ans avant,
- 78,8 % 3 ans avant.

Le score de la Banque de France s'intéresse plus à l'endettement financier (importance, structure et coût de l'endettement). La fonction discriminante de la Banque de France est la suivante :

$$100 Z = - 1,255 X_1 + 2,003 X_2 - 0,824 X_3 + 5,221 X_4 - 0,689 X_5 - 1,164 X_6 + 0,706 X_7 + 1,408 X_8 - 85,544$$

Avec :

X_1 = frais financiers/ EBE

X_2 = ressources stables / actif économique

X_3 = CAF / endettement

X_4 = EBE / CA HT

X_5 = délai crédit fournisseurs : (dettes commerciales / achats TTC)*365

X_6 = taux de variation de la valeur ajoutée

X_7 = délai découvert clients : (stocks en cours + créances d'exploitation - avances clients) / production TTC

X_8 = investissements physiques / valeur ajoutée

La règle de décision est la suivante :

$$\begin{cases} \text{Si } Z > 0,125 : \text{l'entreprise est saine.} \\ \text{Si } -0,250 < Z < 0,125 : \text{l'entreprise est en zone d'incertitude.} \end{cases}$$

Si $Z < -0,250$: l'entreprise a des caractéristiques comparables à celles des entreprises défaillantes durant leurs dernières années d'activité.

Somme toute, les méthodes statistiques de prédiction et de détection du risque de défaillance se sont largement développées à travers le temps. Chaque technique est venue pour combler les lacunes de sa précédente. Par ailleurs, leur degré de fiabilité varie en fonction d'un certain nombre de paramètres notamment, la fiabilité des données de l'échantillon, les critères de choix de cet échantillon puis les variables explicatives choisies par chaque modèle afin de prédire le risque de défaillance. Il importe aussi de préciser que ces méthodes fournissent des clignotants qui doivent déclencher des précautions à prendre quant à la gestion de cette entreprise mais aussi pour la recherche des causes profondes de ses difficultés, pour qu'elle puisse les dépasser. Ces précautions concernent aussi bien l'entreprise qui doit sauver son activité mais surtout la banque qui reste le principal organisme touché par les difficultés de ses clients, vu le type de relation qui lie ces deux partenaires.

2. METHODOLOGIE DE LA RECHERCHE :

Notre démarche méthodologique comporte deux étapes, la sélection de l'échantillon pour la construction de notre base de données et le choix des ratios financiers utilisés comme indicateurs d'analyse. L'objectif recherché à travers cette étude, est de proposer un modèle de prédiction des entreprises marocaines en situation de défaut de paiement. Pour cela, nous étions amené à chercher des données émanant directement de la banque et qui concernent des entreprises n'ayant pas réglé leurs dettes pendant plus de trois mois et qui doivent passer selon la loi en situation de recouvrement.

Afin d'atteindre notre objectif, il fallait disposer d'une base de données, composée de deux types d'entreprises dont le seul critère qui les distingue est l'état de paiement de leurs crédits vis-à-vis de la banque. Ainsi, la notion de défaillance retenue dans le cadre de notre étude est :

- Plus de 90 jours de retard de paiement de la dette ;
- Le transfert du compte au service recouvrement.

A travers notre échantillon, nous voulions chercher le maximum de représentativité en termes de régions du Maroc, de secteurs d'activités et aussi de tailles et de types d'entreprises. Nous avons donc utilisé la base de données existante chez une grande banque de la place, aussi bien pour les entreprises défaillantes que pour celles saines. Les critères de sélection qui ont été posés, sont l'exclusion : de secteurs d'activité à caractère financier, des entreprises ayant un

historique trop restreint (moins de trois ans d'existence) et celles dont des informations sont manquantes pour au moins trois années consécutives.

A la fin, nous nous sommes retrouvés avec un échantillon final représentatif, qui est composé de 200 entreprises, dont on dispose de toutes les informations comptables et financières durant trois années régulières. Ces entreprises sont divisées en deux sous-échantillons : 100 entreprises saines et 100 défaillantes.

La sélection des ratios d'analyse s'est effectuée suite à un choix logique et méthodologique dans le but de constituer une liste pertinente et crédible capable de répondre aux objectifs et attentes de notre analyse. Nous avons donc sélectionné une batterie de 33 variables explicatives. Le choix de ces ratios se justifie par leur récurrence dans la littérature française (Les travaux de la Banque de France à partir des années 80, Bardos 1995) et internationale (Altman 1968, Conan & Holder 1979, Rose & Giroux 1984 et Refait 2004).

En effet, à travers ces ratios, nous cherchons à intégrer les principales préoccupations ayant trait à l'analyse de la situation financière de l'entreprise afin d'examiner sa bonne santé. Les thèmes que nous avons adoptés dans notre analyse sont : la structure, la solvabilité, la rentabilité, la liquidité, l'endettement, et la gestion commerciale.

La liste de tous les ratios ayant fait l'objet de notre analyse est présenté en annexe II. Ces ratios sont énumérés et groupés selon sept facteurs de risque. Nous avons effectué l'analyse à travers le logiciel SPSS 20.

3. PROPOSITION D'UN MODELE PREDICTIF DE LA DEFAILLANCE DES ENTREPRISES MAROCAINES

L'évaluation du risque de défaut de paiement des entreprises a débuté à partir des années soixante, à travers l'analyse de leur situation financière. Les techniques utilisées sont variées mais le principe général de ces diverses études est identique : exploiter la connaissance et l'information ex-post de l'avenir des entreprises.

En effet, la disponibilité de données comptables et financières d'un certain nombre d'entreprises dont l'existence ou non du défaut de paiement est connu, permet de sélectionner les variables financières les plus discriminantes, puis d'établir une relation entre ces variables explicatives et l'état dichotomique de la variable à expliquer qui est d'être ou de ne pas être défaillant. Une probabilité de défaillance est des fois également estimée.

Ainsi, la qualité de l'indicateur de risque élaboré est jugée à travers des erreurs de classement : il s'agit du pourcentage d'entreprises saines considérées comme défaillantes (erreur de type I) et, inversement, le pourcentage d'entreprises défaillantes considérées comme saines (erreur de type II).

Le coût microéconomique d'erreur de type (I) est égal à la perte d'une marge bénéficiaire si l'entreprise n'a pas obtenu le prêt. Tandis que, celui d'erreur de type (II) peut être associé au coût d'une faillite d'un créancier, qui va dépendre de la rapidité d'examen du dossier selon des procédures et des garanties attachées à ce créancier.

L'objet commun des modèles de prévision de la faillite est celui de tenter, grâce à des ratios comptables choisis, de classer une entreprise quelconque à l'un des deux groupes : défaillantes ou saines. Pour cela, trois grandes familles de méthodes de classification existent : la méthodologie unidimensionnelle (Beaver, 1966), l'analyse discriminante linéaire et non linéaire (Altman, 1968) et les régressions sur variables qualitatives telles que le modèle *Logit* et *Probit* (Ohlson, 1980 ; Zmijewski, 1984, Jones & Hensher, 2007). Le but de toutes ces méthodes est d'établir une relation statistique stable entre les variables explicatives de chacun des deux groupes (Refait, 2004).

Nous présenterons dans un premier temps, l'étude des corrélations et du pouvoir discriminant des variables à travers la moyenne des trois années précédant la défaillance, avant de présenter dans un deuxième temps les résultats de l'analyse discriminante pour les trois années de prédiction.

3.1. Etude des corrélations et du pouvoir discriminant des variables

L'objectif sera de détecter les variables prédictives les plus corrélées avec la variable à prédire qui est la défaillance de l'entreprise, puis à la détection des variables les plus discriminantes entre les deux catégories d'entreprises. Nous procéderons à travers la moyenne des trois années de chaque variable explicative. L'importance de cette section est d'avoir une idée préalable sur les variables les plus significatives durant les trois années d'analyse, avant de procéder à une modélisation par année. Nous avons procédé à une analyse des coefficients de corrélation entre les différentes variables explicatives potentielles¹ et la variable expliquée, dite aussi variable à prédire, qui est la variable de défaut. Cette analyse a révélé que la plupart des variables prédictives, dont les coefficients de corrélation de Pearson sont supérieurs à 5% et significatifs à 1% et 5%, sont fortement corrélées avec la variable à prédire qui est le défaut de paiement, sauf 11

¹ Pour les variables explicatives, nous avons calculé la moyenne des trois années de chaque ratio.

variables² : DLMT/CAF, CI/RE, RN/CP, VA/CA, AC-STK/PC, FDR/BFR, CHPERS/VA, CF/EB, DLMT/EB, TRSP/EB, STK/CA. De même, la plupart des coefficients de corrélation ont les signes attendus. Nous avons également effectué une analyse discriminante afin de déterminer les variables dont le pouvoir discriminant, entre les entreprises défailtantes et celles qui ne le sont pas, est le plus important. Cette analyse discriminante est effectuée sur la batterie des 33 ratios sélectionnés au départ.

Parmi les méthodes qui peuvent être utilisées pour déterminer les ratios financiers qui participent à la discrimination des deux types d'entreprises, nous allons effectuer l'analyse discriminante de Fisher.

3.1.1. Analyse discriminante de Fisher :

Afin d'examiner le pouvoir discriminant de chaque variable explicative, nous allons effectuer un test de Wilks³ calculé sur l'ensemble des ratios des deux groupes d'entreprises. La significativité de la statistique de Fisher rejette l'hypothèse nulle qui stipule que, pour un ratio donné, il y a une discrimination entre les deux groupes d'entreprises. Dans notre cas, nous allons employer la méthodologie de Bardos et Zhu (1997) en utilisant le λ de Wilks, qui consiste à choisir à chaque fois la variable qui a le plus grand pouvoir discriminant. Ensuite, à chaque étape le modèle est examiné. Si la variable du modèle qui contribue le moins à son pouvoir discriminant, mesuré par le λ de Wilks, est en dessous du seuil de signification préalablement choisi (dans notre cas, nous avons choisi le seuil de significativité de 10%), la variable est supprimée.

Cette statistique peut être calculée pour une seule variable (lambda de wilks univariée) afin de juger du pouvoir discriminant de chaque ratio ; comme elle peut être calculée pour la fonction global afin de déterminer sa significativité ou encore son utilité pour l'explication des différences observées entre les groupes.

La statistique de lambda de wilks doit être la plus faible possible. Sa valeur varie entre 0 (pouvoir discriminant absolu entre les deux groupes) et 1 (pouvoir discriminant nul, ce qui signifie qu'aucune distinction n'est faisable entre les groupes et donc la fonction discriminante n'a pas d'intérêt). Donc de faibles valeurs indiquent de fortes différences entre

² Voir Annexe III.

³ Lambda de Wilks est le rapport de la variation intra-groupes à la variation totale. La variation intra-groupes est, pour chaque groupe, la somme des carrés des différences entre les scores discriminants individuels et le centroïde du groupe. La variation totale est la somme des carrés des différences entre tous les scores discriminants individuels et le score discriminant moyen global. Le Lambda de Wilks est une statistique utilisée par l'analyse discriminante dans le but de tester si plusieurs groupes d'observations multivariées ont des moyennes significativement différentes.

les groupes et de fortes valeurs désignent de faibles différences. Ces tests permettent de centrer l'analyse de notre recherche, uniquement, sur les variables les plus importantes. Ils contribuent également à l'amélioration de la fiabilité du modèle en écartant les autres variables de moindre importance.

L'examen du test de Fisher indique au seuil de 5%, que 22 variables sont significatives, c'est-à-dire, possèdent un pouvoir discriminant entre les deux groupes d'entreprises. Ce test confirme les résultats obtenus par la corrélation entre la variable dépendante et les variables explicatives.

Le test de significativité de Fisher indique, à travers l'examen du tableau (Cf annexe IV), au seuil de 5% que la première variable la plus significative est celle de l'équilibre financier représentée par le ratio FP/AI, suivi de ceux de la rentabilité surtout celle des actifs puis de la marge nette d'exploitation, la marge bénéficiaire totale et la capacité bénéficiaire. Les ratios de gestion commerciale notamment ceux de la rotation des crédits fournisseurs et clients fournissent une appréciation sur le mode de gestion de l'entreprise, et donc ils s'avèrent aussi très significatifs.

En outre, les ratios d'endettement permettent de discriminer entre les entreprises saines et celles défailtantes, en mesurant le poids des dettes dans le total passif de l'entreprise et sa capacité à couvrir les charges financières à travers son chiffre d'affaires. Les ratios de structure possèdent également un pouvoir discriminant puisqu'ils mesurent le degré d'autonomie financière de l'entreprise ainsi que sa structure de financement.

De même, les ratios de liquidité générale et immédiate fournissent une idée sur la capacité de l'entreprise à honorer ses engagements et donc à être solvable vis-à-vis de ses créanciers. Enfin pour les ratios de répartition de la valeur ajoutée notamment la part de l'Etat, de l'entreprise et celle des bailleurs de fonds s'avèrent des ratios discriminants car ils permettent d'apprécier la répartition de la richesse de l'entreprise entre ses différents partenaires surtout pour la part qui revient aux bailleurs de fonds.

Donc, à ce stade nous pouvons confirmer que nos hypothèses de départ sont validées et que les sept catégories de ratios utilisées permettent de discriminer entre les deux types d'entreprises.

3.1.2. Tests du pouvoir discriminant du modèle

Généralement, la capacité prédictive de la fonction discriminante est vérifiée soit par des tests statistiques faisant appel à des hypothèses probabilistes, soit par la matrice de confusion.

Nous présenterons respectivement le test de Lambda de Wilks, la corrélation canonique, le test de Box puis la matrice de confusion :

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	0,507	123,355	33	0

Source : Résultats

SPSS

La corrélation globale : Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	1,221	100,0	100,0	0,742

La corrélation globale est exprimée à travers la colonne valeur propre, celle-ci est de 1,221.

Source : Résultats SPSS

Plus la valeur du lambda de Wilks est faible, plus le modèle est bon. De même, la significativité du modèle, plus elle tend vers '0', plus le modèle est bon.

Dans notre cas, l'examen du tableau de Lambda de Wilks globale révèle que la fonction discriminante est utile à l'explication des différences observées entre les groupes puisque sa significativité tend vers '0' d'autant plus que le lambda de Wilks est faible et que le modèle est bon. Cela veut dire qu'au niveau global, la différence des moyennes des groupes est significative.

Nous observons également la colonne « corrélation canonique ». Plus elle est proche de '1', meilleur est le modèle. Dans notre cas, sa valeur est de 0,742 soit 74,2%. Donc une forte corrélation témoignant de la grande utilité de la fonction discriminante et confirmant son pouvoir discriminant assez important.

Pour s'assurer que la fonction discriminante classe bien les entreprises en sous-groupes, nous analysons la matrice de confusion qui regroupe les entreprises bien classées et celles mal classées.

3.1.3. Statistiques de classement

L'analyse discriminante à l'aide de l'outil SPSS permet d'élaborer une matrice de classement afin d'apprécier la performance du modèle et d'expliquer les erreurs de type I et II. Les résultats de cette matrice de classement sont représentés par le tableau ci-après :

Résultats du classement ^a

		DEFAILLANCE	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			0	1	
Original	Effectif	0	83	17	100
		1	14	86	100
	%	0	83,0	17,0	100,0
		1	14,0	86,0	100,0

a. 84,5% des observations originales classées correctement.

Source : Résultats SPSS

Cette fonction discriminante permet de classer 84,5% des entreprises correctement, soit un taux d'erreur (entreprises mal classées) de seulement 15,5%. De plus on note que 83% des entreprises de la classe '0' (groupe des entreprises saines) sont bien classées, et 86% de la classe '1' (entreprises défaillantes), sont également bien classées.

L'erreur de type I est celle de classer à tort, une entreprise saine parmi celles en défaillance. Ce taux de classement lié à ce groupe est de 14%. L'erreur de type II implique un classement à tort d'une entreprise défaillante parmi celles saines. Ce taux est de 17% de l'effectif total de ce groupe.

3.2. Les résultats de l'analyse discriminante par année

Pour déterminer les variables les plus discriminantes ainsi que leurs coefficients, nous avons utilisé le logiciel SPSS 20. Dans la mesure où le nombre de ratios calculé est élevé, il fallait sélectionner pour chaque année, ceux qui contribuent le plus à la discrimination entre les entreprises défaillantes et celles qui ne le sont pas.

La sélection des variables par l'analyse discriminante est un travail délicat. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour déterminer les ratios financiers qui participent le plus à la discrimination entre les deux types d'entreprises. Parmi ces méthodes, nous avons choisi celle qui consiste à effectuer le test de Wilks des ratios des deux groupes d'entreprises. En effet, la significativité de la statistique de Fisher rejette l'hypothèse nulle qui stipule que, pour un ratio donné, il y a une discrimination entre les deux groupes d'entreprises.

Nous allons donc utiliser le 'Lambda de Wilks', qui permet de choisir la variable qui a le plus grand pouvoir discriminant. Ainsi, chaque variable du modèle est examiné. Si la variable du modèle contribue le moins à son pouvoir discriminant mesuré par le 'Lambda de Wilks'.

Le principe est le suivant : il faut établir au départ un critère de sélection des variables qui mesure, pour le modèle discriminant, l'information additionnelle que peut apporter une variable par rapport aux autres. Ce critère utilisé est fondé sur le choix des ratios les plus significatifs. Le but est d'aboutir à une meilleure discrimination entre les entreprises saines et celles défaillantes et d'associer un score à chacune d'elles.

Ainsi, pour construire notre modèle, nous avons des variables indépendantes dites aussi (exogènes), qui sont les ratios financiers et une variable dépendante dite aussi endogène, qui est une variable dichotomique. Elle prend la valeur :

'0' : pour une entreprise saine et,

'1' : pour une entreprise défaillante.

Le modèle sera donc comme suit :

$$Z_i = a_0 + a_1 R_{1i} + a_2 R_{2i} + \dots + a_k R_{ki} + \epsilon$$

Où: R_{ki} : représente la valeur prise par les ratios de l'entreprise;

a_k : le coefficient associé à l'indicateur R_k ;

Z_i : le score d'une entreprise.

C'est la valeur de Z_i par rapport à la valeur critique Z^* qui détermine le classement des entreprises dans le groupe des entreprises saines ou celui des entreprises défaillantes.

3.2.1. Résultats de l'analyse discriminante trois ans avant la défaillance (A.D. 1)

Pour élaborer notre modèle d'analyse discriminante trois années avant la défaillance, nous avons procédé à travers les étapes suivantes :

En premier lieu, nous avons testé l'égalité des moyennes des groupes afin de détecter les ratios les plus significatifs durant cette première année. En deuxième lieu, nous avons calculé le pouvoir discriminant de chaque ratio afin de les classer selon leur importance. Finalement, nous avons testé le pouvoir discriminant de notre modèle afin de juger sa pertinence.

Ainsi, le test d'égalité des moyennes des groupes trois années avant la défaillance, montre que les ratios les plus significatifs pour l'année 1 sont les suivants :

Tableau: les ratios les plus significatifs pour l'AD 1 :

Variables	F	Signification	Variables	F	Signification
FP/AI 1	24,748	0	RN/CA 1	8,067	0,005
RN/TA 1	12,221	0,001	IN/TA 1	7,973	0,005
DLMT/FP 1	10,977	0,001	EBE/CA 1	7,548	0,007
RE/CA 1	10,832	0,001	RAI/CA 1	7,107	0,008

IMPOT/VA 1	10,408	0,001	CF/CA 1	6,241	0,013
DLMT/TP 1	9,925	0,002	CP/FP 1	6,081	0,015
CAF/CA 1	8,495	0,004	CA/TA 1	4,55	0,034
EB/TP 1	8,339	0,004	CI/VA 1	3,92	0,049
FRS/ARC 1	8,295	0,004			

Source : Résultats SPSS

Nous avons classé les variables les plus significatives par ordre décroissant, selon la statistique de Fisher 'F'. Le tableau ci-dessus montre que trois ans avant la défaillance '17' ratios jouent un rôle primordial dans la discrimination entre les deux groupes. Nous remarquons que le ratio d'équilibre financier joue un rôle primordial dans la différenciation entre les deux catégories d'entreprises. Le ratio de la rentabilité des actifs s'avère aussi très significatif trois ans avant la défaillance, suivi des ratios de l'endettement surtout celui à long et moyen terme et sa part dans le financement permanent.

Nous constatons également que tous les ratios de rentabilité se sont avérés très discriminants entre les deux catégories d'entreprises, surtout celui de la marge nette d'exploitation qui possède le plus grand pouvoir discriminant. En effet, plus le niveau de rentabilité diminue, plus la probabilité de tomber en défaillance augmente. D'ailleurs ce constat a été confirmé par la plupart des études.

Enfin, les ratios de la part de l'Etat dans la valeur ajoutée, de la durée du crédit fournisseurs ainsi que celui du degré de couverture des charges financières par le chiffre d'affaires sont des ratios discriminants entre les deux catégories d'entreprises.

❑ Présentation de la fonction score

Afin d'alléger la fonction de discrimination entre les deux types d'entreprises, nous avons opté pour une analyse des corrélations entre les 17 variables les plus significatives détectées ci-haut par le test de Fisher.

L'analyse de la matrice de corrélation entre les ratios les plus significatifs a fait apparaître de fortes corrélations particulièrement entre par exemple : RAI/CA et CAF/CA (85,4%), CI/VA et CF/CA (51%), RAI/CA et RE/CA (68%), RAI et RN/CA (97%), DLMT/FP et DLMT/TP (91%) et avec EB/TP (70%).

Les ratios corrélés entre eux ne doivent pas figurer dans la même fonction, c'est ainsi que nous avons choisi parmi les variables les plus corrélées, celles ayant le plus grand pouvoir discriminant. Nous avons opté finalement pour '7' ratios dont nous avons extrait, à travers le logiciel SPSS, les coefficients de la fonction score.

Donc notre fonction score peut s'écrire ainsi :

$$Z = 0,485 R_1 + 0,020 R_2 - 0,011 R_3 + 0,012 R_4 + 0,022 R_5 - 0,002 R_6 - 0,020 R_7 - 0,723.$$

L'affectation à chaque catégorie d'entreprise se fera en fonction des centroïdes de celle-ci, c'est-à-dire par comparaison avec un score discriminant « moyen » pour chaque catégorie. Ce score moyen est calculé à partir de la fonction discriminante. Il s'agit de remplacer les valeurs individuelles par les moyens des variables indépendantes pour chaque groupe. Les scores discriminants moyens pour les deux groupes sont fournis par le logiciel SPSS :

Tableau: Fonctions aux barycentres des groupes (AD 1)

Appartenance	Fonction
0 (saine)	0,503
1 (défaillante)	-0,503

Source : Résultats SPSS

Le score moyen du groupe des entreprises défaillantes est de - 0,503 et celui des entreprises saines est de 0,503. Par la suite, chaque score individuel est comparé aux deux scores moyens et affecté à la catégorie dont il est le plus proche.

A ce niveau la question qui se pose : à partir de quel stade faut-il affecter une entreprise au groupe '1' et non pas au groupe '0' ? Dans ce cas il faut déterminer un score qui servira de frontière entre les groupes. La frontière d'affectation est égale à la moyenne des scores moyens pondérée par la taille des groupes.

Dans notre cas, le score critique est égale à :

$$100 (-0,503) + 100 (0,503) / 200 = 0. \text{ Donc le score frontière est de '0'.$$

Ainsi, après avoir calculé la fonction relative à la discrimination, nous aboutissons à la conclusion suivante :

- Si $Z < -0,503$: l'entreprise est considérée comme défaillante.
- Si $Z > 0,503$: elle est considérée comme saine.
- Si $-0,503 < Z < 0,503$: l'entreprise est en zone d'incertitude qui se situe entre les deux centres de gravité des deux groupes. Cette zone ne permet pas de trancher définitivement sur la défaillance ou non de l'entreprise.

❑ La classification des entreprises

Pour s'assurer de la validité du modèle de prévision, nous avons testé sa capacité de distinguer dans l'échantillon initial des 200 entreprises, celles qui sont saines et celles défaillantes.

Tableau: Résultats du classement (AD 1)

Trois ans avant la défaillance		Nature d'entreprise	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			Saine	défaillante	
Original	Effectif	Saine	71	29	100
		Défaillante	13	87	100
	%	Saine	71,0	29,0	100,0
		Défaillante	13,0	87,0	100,0

Source : Résultats SPSS

Nous remarquons que le modèle a pu distinguer 71 entreprises saines parmi 100, soit un taux de bon classement de 71%. En plus, il a classé 87 entreprises défaillantes parmi 100 qui sont effectivement défaillantes, soit un taux de bon classement de 87%. En effet, le taux d'erreur de type I, qui est celui de classer une entreprise saine parmi celles défaillantes, est de l'ordre de 29% alors que celui de type II (classer à tort une entreprise défaillante parmi celles saines) est de 13%.

3.2.2. Analyse discriminante de Fisher deux ans avant la défaillance (AD 2)

❑ La détection des ratios les plus discriminants

Les ratios les plus significatifs deux ans avant la défaillance sont les suivants :

Tableau : les ratios les plus significatifs selon l'AD 2 :

Variables	F	Signification	Variables	F	Signification
FP/AI 2	37,288	0	DLMT/FP 2	8,378	0,004
RN/TA 2	25,396	0	IMPOT/VA 2	7,914	0,005
EB/TP 2	14,137	0	AC-STK/PC 2	7,078	0,008
DLMT/TP 2	13,881	0	CA/TA 2	6,879	0,009
RN/CA 2	12,438	0,001	CP/TP 2	5,914	0,016
RE/CA 2	12,032	0,001	IN/TA 2	5,869	0,016
RAI/CA 2	11,24	0,001	FRS/ARC 2	5,612	0,019
EBE/CA 2	11,214	0,001	CI/VA 2	4,969	0,027
CP/FP 2	11,021	0,001	CF/CA 2	4,756	0,03
CAF/CA 2	10,571	0,001	TRSA/PC 2	4,712	0,031
VA/CA 2	8,454	0,004			

Source : Résultats SPSS

Les variables les plus significatives sont classées par ordre décroissant selon la statistique de Fisher. Nous remarquons à travers l'analyse discriminante deux ans avant la défaillance, que l'importance de certains ratios permettant d'identifier la situation financière future des entreprises change d'une année à l'autre. Par exemple, les ratios de liquidité prennent de l'ampleur pour la discrimination entre les deux catégories d'entreprises.

Nous constatons également que respectivement, les ratios de : l'équilibre financier, la rentabilité, l'endettement, la répartition de la valeur ajoutée puis la liquidité sont les indicateurs les plus significatifs de la situation financière des entreprises marocaines ; même s'ils n'ont pas la même capacité prédictive.

❑ Présentation de la fonction score

Les ratios les plus corrélés entre eux ne doivent pas figurer dans la même fonction, ainsi nous avons éliminé parmi les 21 variables les plus significatives, celles qui sont fortement corrélées, tout en optant pour celles ayant le plus grand pouvoir discriminant. Nous avons opté finalement pour '8' ratios dont nous avons extrait, à travers le logiciel SPSS, les coefficients de la fonction score. Notre fonction score deux ans avant la défaillance est la suivante :

$$Z = 0,596 R1 + 0,034 R2 - 0,015 R3 + 0,017 R4 + 0,014 R5 - 0,332 R6 - 0,002 R7 - 0,014 R8 - 0,264.$$

Le logiciel SPSS donne les scores discriminants moyens pour les deux groupes afin d'affecter chaque entreprise à sa catégorie. Les scores moyens sont les suivants :

Tableau: Fonctions aux barycentres des groupes (AD 2)

DEFAILLANCE	Fonction
0	0,661
1	-0,661

Source : Résultats SPSS

Après avoir calculé la fonction relative à la discrimination, nous aboutissons à la conclusion suivante :

- ❑ Si $Z < -0,661$: l'entreprise est considérée comme défaillante.
- ❑ Si $Z > 0,661$: elle est considérée comme saine.
- ❑ Si $-0,661 < Z < 0,661$: l'entreprise est en zone d'incertitude qui se situe entre les deux centres de gravité des deux groupes. Cette zone ne permet pas de trancher définitivement sur la défaillance ou non de l'entreprise.

❑ La classification des entreprises

Pour s'assurer de la validité du modèle de prévision, nous avons testé sa capacité de distinguer dans l'échantillon initial des 200 entreprises, celles qui sont saines et celles défailtantes.

Tableau: Résultats du classement (AD 2)

		DEFAILLANCE	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			0	1	
Original	Effectif	0	77	23	100
		1	12	88	100
	%	0	77,0	23,0	100,0
		1	12,0	88,0	100,0

Source : Résultats SPSS

Nous remarquons que le modèle a pu distinguer 77 entreprises saines parmi 100, soit un taux de succès de 77%. En plus, il a classé 88 entreprises défailtantes parmi 100 qui sont effectivement défailtantes, soit un taux de bon classement de 88%. En effet, le taux d'erreur de type I, qui est celui de classer une entreprise saine parmi celles défailtantes, est de l'ordre de 23% alors que celui de type II (classer à tort une entreprise défailtante parmi celles saines) est de 12%.

3.2.3. Analyse discriminante de Fisher un an avant la défailtance (AD 3)

❑ La détection des ratios les plus discriminants

Les ratios les plus significatifs un an avant la défailtance sont les suivants :

Tableau: les ratios les plus significatifs selon l'AD 3

Variables	Lambda de Wilks	F	Signif.	Variables	Lambda de Wilks	F	Signif.
FP/AI 3	0,824	42,209	0	CP/TP 3	0,95	10,514	0,001
RN/TA 3	0,86	32,204	0	EBE/CA 3	0,955	9,308	0,003
AC/PC 3	0,91	19,579	0	CAF/CA 3	0,957	8,915	0,003
CA/TA 3	0,915	18,449	0	FRS/ARC 3	0,957	8,806	0,003
IMPOT/VA 3	0,917	17,951	0	VA/CA 3	0,959	8,362	0,004
EB/TP 3	0,925	15,978	0	CCR/CA 3	0,961	8,082	0,005
DLMT/TP 3	0,931	14,761	0	CF/CA 3	0,962	7,906	0,005
RE/CA 3	0,941	12,497	0,001	AF/VA 3	0,966	7,04	0,009

RAI/CA 3	0,947	11,175	0,001	IN/TA 3	0,967	6,735	0,01
CP/FP 3	0,947	11,062	0,001	TRSA/PC 3	0,973	5,468	0,02
RN/CA 3	0,947	10,998	0,001	RN/CP 3	0,976	4,856	0,029

Source : Résultats SPSS

A travers le tableau ci-dessus, nous remarquons qu'un an avant la déclaration de l'entreprise en situation de défaut de paiement, certains ratios ont gardé le même degré de significativité pour discriminer entre les entreprises saines et celles défaillantes et d'autres ont pris de l'importance. En effet, les ratios d'équilibre financier, de rentabilité surtout celle des actifs, d'endettement, de la part de l'Etat dans la valeur ajoutée ainsi que celui de la durée de crédit fournisseurs s'avèrent toujours très discriminants entre les deux catégories d'entreprises, avec une importance très proche voir même égale. D'ailleurs ces ratios ont été classés très significatifs durant les trois années.

Toutefois, un an avant la défaillance deux ratios ont pris de l'importance à savoir la liquidité et la durée de crédit client. En effet, le niveau de liquidité et surtout celle immédiate constitue, un an avant la défaillance, un facteur très discriminant entre les entreprises saines et celles défaillantes. Il renseigne sur la capacité de l'entreprise à faire face immédiatement à ses besoins de financement et donc sa capacité à être solvable.

En outre, le ratio de la durée de crédit clients est déclaré significatif un an avant la défaillance entre les deux types d'entreprises. Une entreprise avant sa défaillance accorde des délais de paiement plus longs, cela peut être dû à son indulgence en terme de gestion commerciale, au manque de suivi des créances ou encore au souci de garder ses clients.

En effet, l'entreprise au début de son cycle de vie, rencontre des problèmes de reconnaissance, de développement de marché et de gestion et donc elle contracte avec des clients sans oser leur imposer des conditions de paiement strictes. Ce comportement expose l'entreprise au risque de subir les effets d'un comportement de mauvais payeur ce qui allonge davantage la durée du crédit. Ce résultat a été d'ailleurs confirmé par Dietsch (1997).

Afin d'alléger notre fonction score, nous avons procédé à l'élimination des ratios les plus corrélés, tout en optant pour ceux qui donnent le meilleur taux de bon classement.

❑ Présentation de la fonction score

Les ratios les plus corrélés entre eux ne doivent pas figurer dans la même fonction, ainsi nous avons éliminé parmi les 22 variables les plus significatives, celles qui sont fortement corrélées, tout en optant pour celles ayant le plus grand pouvoir discriminant. Nous avons opté finalement pour '9' ratios dont nous avons extrait, à travers le logiciel SPSS, les

coefficients de la fonction score. Donc notre fonction score deux ans avant la défaillance est la suivante :

$$Z = 0,396 R1 + 0,042 R2 - 0,351 R3 + 0,037 R4 - 0,017 R5 + 0,004 R6 - 0,000 R7 - 0,002 R8 + 0,002 R9 - 0,474.$$

Les scores discriminants moyens pour les deux groupes permettant d'affecter chaque entreprise à sa catégorie sont les suivants :

Tableau: Fonctions aux barycentres des groupes (AD 3)

DEFAILLANCE	Fonction
0	0,724
1	-0,724

Source : Résultats SPSS

Après avoir calculé la fonction relative à la discrimination, nous aboutissons à la conclusion suivante :

- Si $Z < -0,724$: l'entreprise est considérée comme défaillante.
- Si $Z > 0,724$: elle est considérée comme saine.
- Si $-0,724 < Z < 0,724$: l'entreprise est en zone d'incertitude qui se situe entre les deux centres de gravité des deux groupes. Cette zone ne permet pas de trancher définitivement sur la défaillance ou non de l'entreprise.

□ La classification des entreprises

Pour s'assurer de la validité du modèle de prévision, nous avons testé sa capacité de distinguer dans l'échantillon initial des 200 entreprises, celles qui sont saines et celles défaillantes.

Tableau: Résultats du classement (AD 3)

		DEFAILLANCE	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			0	1	
Original	Effectif	0	83	17	100
		1	11	89	100
	%	0	83,0	17,0	100,0
		1	11,0	89,0	100,0

Source : Résultats SPSS

Nous remarquons que parmi les 100 entreprises saines, le modèle a pu distinguer 83 entreprises. En plus, il a classé 89 entreprises défaillantes parmi 100 qui sont effectivement défaillantes. En effet, le taux d'erreur de type I, qui est celui de classer une entreprise saine

parmi celles défaillantes, est de l'ordre de 17% alors que celui de type II (classer à tort une entreprise défaillante parmi celles saines) est de 11%.

Il importe aussi de signaler que le test du pouvoir de classification du modèle dans le temps, en passant de trois ans à un an avant la défaillance, montre que les taux de classement des entreprises s'améliorent. Ce taux est passé de 71% à 77% puis 83% pour les entreprises saines et de 87% à 88% puis 89% pour les entreprises défaillantes. De ce fait, nous pouvons conclure que, plus l'horizon de prévision est proche, plus le degré de précision du modèle augmente.

Ce constat a été confirmé par la plupart des travaux antérieurs qui ont conclu que plus l'horizon de la défaillance se rapproche, plus la prévision est précise. Cela est dû à la dégradation de la situation de l'entreprise quelques mois voire un an avant de passer en situation de défaillance. Dans ce cas, la discrimination entre les deux catégories d'entreprises saines et défaillantes sera assez claire. D'ailleurs, dans notre cas, le modèle a permis de bien classer 89% des entreprises en difficulté.

En guise de conclusion, l'analyse discriminante pour les trois années précédant la défaillance montre que certains ratios s'avèrent très discriminants durant les trois années d'analyse, avec une légère différence de leur pouvoir discriminant d'une année à l'autre. Il s'agit notamment de l'équilibre financier, la rentabilité des actifs, l'endettement, la marge nette d'exploitation et la rentabilité commerciale nette, la part de l'Etat dans la valeur ajoutée et la durée du crédit fournisseurs.

D'autres ratios tels que la liquidité immédiate et celle réduite se sont avérés discriminants respectivement un an et deux ans avant la défaillance. De même que le ratio de gestion du crédit clients qui a pris de l'ampleur un an avant la défaillance. Ce constat est tout à fait logique, puisque le niveau de liquidité surtout immédiate ainsi que la durée du crédit clients agissent directement sur la capacité de l'entreprises à honorer ses engagements.

Les résultats obtenus à travers cette étude empirique nous permettent de conclure que les variables les plus discriminantes entre les entreprises saines et celles défaillantes, sont ceux de la rentabilité, la liquidité, l'équilibre financier et le poids de l'endettement. D'ailleurs, ces résultats sont conformes avec les enseignements de l'analyse financière qui préconise l'analyse du couple rentabilité/risque pour décider de la situation financière de toute entreprise.

Le test du pouvoir de classification du modèle a révélé des résultats très intéressants. En effet, le modèle donne un taux global de bon classement respectivement de 79%, 82,5% et 86% pour les trois années précédant la défaillance.

BIBLIOGRAPHIE :

Ouvrages:

- Bardos M., (2001), « Analyse discriminante : application au risque et scoring financier », Dunod, Paris.
- Petit-Dutaillis G., (1971), « Le risque du crédit bancaire » Ed. Ripert.
- Tuffery S., (2007), « Data Mining et Statistique décisionnelle, l'intelligence des données », Editions Technip (2^e Ed).

Articles :

- Akaaboune, M. & Elafi, R., (2018), « Le processus de la défaillance des entreprises : état des lieux au Maroc », Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, Numéro 6, Septembre, ISSN : 2550-469X.
- Altman E.I. (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", in Journal of Finance, vol. 23, p. 589-609.
- Anderson R., (2007), « The crédit scoring Toolkit », Oxford University Press.
- Bank al Maghrib, (2009), « L'expérience marocaine en matière de financement des PME », par Monsieur Ahmed LAHRACHE, Adjoint au directeur de la supervision bancaire, Financement de la PME dans les pays du Maghreb, Alger 11 et 12 mars.
- Banque de France (1985), La Détection Précoce des difficultés d'entreprises par la Méthode des Scores, Paris, Banque de France, Septembre.
- Banque de France (1988), Les Ratios de la Centrale des bilans de la Banque de France, Paris, Banque de France, Décembre.
- Bardos M. (1984), "Le risque de défaillance d'entreprises", in Cahiers Economiques et Monétaires, Banque de France, vol. 19 (4eme trimestre), p. 1-190.
- Bardos M. (1991), Méthodes des Scores de la Centrale des Bilans, Paris, Banque de France, Centrale des Bilans, Septembre.
- Bardos M. (1994), "Délais de Paiement et Détection Précoce des Défaillances d'Entreprises", in Bulletin de la Banque de France, vol. 1er Trimestre (Supplément Etudes), p. 97-103.
- Bardos M., (2008), « Scoring sur données d'entreprises : instrument de diagnostic individuel et outil d'analyse de portefeuille d'une clientèle », Revue Modulad, N°38.
- Besse P. & Laurent B., (2012), « Du Data Mining à l'Apprentissage Statistique », INSA de Toulouse, Septembre.
- Boisselier P., Dufour D., (2011), « scoring et anticipation de défaillance des entreprises : une approche par la régression logistique », halshs-00582740, version 1 – 4 April.
- Boujelbene Y. & Khemakhem S., (2013), « Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale ».
- Bulletin de la Banque de France, (2009) « L'impact économique des défaillances d'entreprises en 2008 et 2009 », Direction des entreprises, N°178, 4^{ème} trimestre.
- Collongues Y. (1977), "Ratios Financiers et Prévision des Faillites des Petites et Moyennes Entreprises", in Banque, vol. n°365 (septembre).
- Diallo B., (2006), « un modèle de 'crédit scoring' pour une institution de micro-finance africaine : le cas de Nyesigiso au Mali », Laboratoire d'Economie d'Orléans (LEO), Université d'Orléans, Mai.

- Elhamma A., (2009), Août 2010, « La gestion du risque crédit par la méthode du scoring: cas de la Banque Populaire de Rabat-Kénitra », revue marocaine de recherche en management et marketing, N° 2 et 3.
- Flaman (1997) IN Diallo B., (2006), « un modèle de 'crédit scoring' pour une institution de micro-finance africaine : le cas de Nyesigiso au Mali », Laboratoire d'Economie d'Orléans (LEO), Université d'Orléans, Mai.
- Guilhot B., (2000), « Défaillances d'entreprise : soixante-dix ans d'analyse théoriques et empiriques », Revue Française de Gestion, N° 130.
- Hamza F., (2009), "Gestion de risque de crédit par les banques marocaines dans un contexte de la crise financière internationale", Revue Tangis de Droit et d'Economie.
- Matoussi H. et Mouelhi R., (2011), «La prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique », publié dans "20^{ème} congrès de l'AFC, France", halshs-00587769, version.
- Ndiaye K., (2012), Statisticienne, Spécialiste en Développement Local, atelier d'écriture sur la microfinance au Sénégal " Ecrire pour partager les expériences et innovations dans le secteur de la microfinance au Sénégal", « Le « scoring » en microfinance : un outil de gestion du risque de crédit ».
- Pompe P.M et Bilderbeek J. (2005), The prediction of bankruptcy of small and medium sized industrial firms, Journal of Business Venturing, N°20.
- Rouges V., (2010), « Influence des informations comptables sur les crédits bancaires aux entreprises », publié dans « La place de la dimension européenne dans la comptabilité contrôle audit, Strasbourg : France », halshs-00459442, version 1.
- Saporta G., 2011, « Credit scoring, statistique et apprentissage », Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris.
- Smith, R. & Winakor, A. (1935), « Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations », IN « Machine Learning Methods of Bankruptcy Prediction Using Accounting Ratios », Open Journal of Business and Management, Vol.6 No.1, November 21, 2017
- Taouab O., (2011), « Les déterminants de la défaillance de la clientèle du micro-crédit au Maroc : essai de modélisation logistique », Revue marocaine pour la recherche et le dialogue, N°11.
- Zavgren, C., (1983), « The Prediction of Corporate Failure: The State of the Art. Journal of Accounting Literature » IN Open Journal of Social Sciences, Vol.6 No.5, May 31, 2018

Thèses et mémoires :

- Ahmat A., (2010), « La gestion de risque et rentabilité bancaire », Mémoire de fin d'études pour l'obtention du Diplôme de Maîtrise en Finance, République tunisienne, Ministère de l'enseignement supérieur, Université internationale de Tunis.
- Ben Jabeur, (27 Mai 2011), « Statut de la faillite en théorie financière : approches théoriques et validations empiriques dans le contexte français », Thèse pour l'obtention de grade de docteur en sciences de gestion, Ecole doctorale Toulon et Ecole doctorale de Sousse.
- Beaver (1966), IN « Ratios comptables versus ratios économiques pour la prévision de la faillite corporative », par Guillaume Painchaud, Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences en ingénierie financière, HEC Montréal, Novembre, 2016.
- Bouayad A. N., (2005), « Diagnostic financier des entreprises en difficultés, essai d'élaboration d'un guide », Thèse de doctorat national en sciences économiques, option :

monnaie et finance, Université Mohammed I, Faculté des sciences juridiques économiques et sociales, Oujda.

- Caire et Kossmann, IN Ntoutoume Obiang-Ndong F., (2006), « Scoring credit: une application comparative de la régression logistique et des réseaux de neurones », Université Cheikh Anta Diop (UCAD) - Master Méthodes Statistiques et Econométriques.
- Durand D., (1941), IN Brailovsky J., 2008, « Modèles de risque de crédit à la consommation : étude du rôle de l'économie dans la probabilité de défaut », mémoire présenté pour l'obtention d'une maîtrise en économie, Université du Québec à Montréal.
- Durjardin P., (2007), « Prévision de la défaillance et réseaux de neurones : l'apport des méthodes numériques de sélection de variables », thèse de doctorat en sciences de gestion, Université de Nice – Sophia-Antipolis, Institut d'Administration des Entreprises.
- Eisenbeis R., 1996, « An analysis of inefficiencies in banking: a stochastic cost frontier approach », *Economic Review*, p.16-26.
- El Zanati D., (2008), « La problématique de la gestion des créances en souffrance au sein des établissements bancaires », Mémoire pour l'obtention du DESS en sciences économiques, UFR : Finance et banque, Université Mohammed V, FSJES Rabat Agdal.
- Maniani A., (2009), « La défaillance des entreprises au Maroc », Thèse pour l'obtention du doctorat en sciences de gestion, Université Mohammed V, Faculté des sciences juridiques économiques et sociales, Rabat Agdal,
- Masmoudi H., (2006), « Stratégies d'octroi des prêts et analyse de la défaillance des emprunteurs : application de modèles sur données d'entreprises », mémoire pour l'obtention du DESA, UFR : Econométrie appliquée à la modélisation Macro et Micro-économique, Université Hassan II, Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales de Casablanca.
- Masson-Roy J., (2007), « Evaluation empirique des modèles de cotation de crédit MFATM et FICOTM : résultats d'un échantillon de firmes privées canadiennes », Mémoire pour l'obtention du grade de maîtrise en sciences, HEC Montréal.
- Tene G. C., (2007), « Evaluation statistique du risque de crédit par la technique du scoring : cas de Afriland First Bank », Mémoire de Master de statistique appliquée, ENSP de Yaoundé.

Sites Web :

- Bruno F., Lucron X., (2000), « Comprendre le scoring pour mieux l'utiliser », N°47 IN <http://www.e-marketing.fr/Marketing-Direct/Article/Comprendre-le-scoring-pour-mieux-l-utiliser-3811-1.htm>.
- Chiraz F. A., Hassouna F., (2004), « Prédiction du risque de défaillance des entreprises : capacité à utiliser les ratios financiers, application du modèle linéaire de Brunswik », <http://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00593034/>.
- Madalina Petrescu A., (2007), « Évaluation des risques des prêts bancaires », HEC MONTRÉAL, Sciences de la gestion (Option finance), Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de maîtrise ès sciences ; http://neumann.hec.ca/gestiondesrisques/Memoire_Madalina_Petrescu.pdf.
- Refait-Alexandre C., 2016, « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. Economie et Prévision, Minefi - Direction de la prévision, 2004, 162, pp.129 – 147, <https://www.cairn.info/revue-economie-et-prevision.htm>, HAL Id: hal-01391654.



- Schreiner M., (24 septembre 2003), « Les Vertus et Faiblesses de L'évaluation Statistique *Credit Scoring* en Microfinance », http://www.microfinance.com/Francais/Articles/Vertus_et_Faiblesses_du_Scoring.pdf.
- Trésor-éco, (2011), « Facteurs explicatifs des évolutions récentes des défaillances d'entreprises : une analyse économétrique », Lettre N° 84, Février 2011, Ministère de l'économie, des finances et de l'industrie, République Française, www.tresor.economie.gouv.fr.

Annexe I :
L'histoire du scoring crédit en 10 dates clés.

Dates	Evènements
2000 av. JC	1 ^{ère} utilisation du crédit en Assyrie, à Babylone et en Egypte.
1851	1 ^{ère} utilisation de la notation (classement) crédit par John Bradstreet, pour ses commerçants demandeurs de crédit, USA.
1909	John M. Moody publie la 1 ^{ère} grille de notation pour les obligations commerciales négociées sur le marché marché, USA.
1927	1 ^{er} « crédit bureau » crée en Allemagne.
1933	Fisher initia les travaux sur l'analyse discriminante.
1941	David Durand professeur de Gestion au MIT écrit un rapport, et suggère le recours aux statistiques pour assister la décision de crédit, USA.
1950	1 ^{ère} firme créée par Bill Fair et Earl Isaac à San Fransisco à avoir développé les premiers systèmes de Credit Scoring pour les crédits de consommation aux Etats-Unis.
1958	1 ^{ère} application du scoring par <i>American Investments</i> .
1967-1970	Altman crée le « Z-score » à partir de l'analyse discriminante multivariée. Réglementation des « crédits bureaux » par le <i>credit reporting act</i> , USA.
1975	Introduction de la méthode scoring en France.
1995	L'assureur d'hypothèques Freddy Mac & Fannie Mae adopte le crédit-scoring, USA.
2000	Moody's KMV introduit le <i>RiskCalc</i> pour le scoring des ratios financiers (<i>financial ratio scoring</i> - FRS).
2004	Bâle II recommande l'utilisation des méthodes statistiques de prévision du risque de crédit.

Source : tableau inspiré de Rayon Anderson, « The crédit scoring Toolkit », Oxford University Press, 2007, P. 28

Annexe II :
Liste des 33 ratios financiers identifiés dans l'étude

RATIOS DE STRUCTURE	R 1	Structure de financement : dettes à long et moyen terme / financement permanent.	DLMT/FP
	R 2	Autonomie financière : capitaux propres / financement permanent.	CP/FP
	R 3	Le ratio d'immobilisation de l'actif : Immobilisations Nettes / Total Actif.	IN/TA
	R 4	Rotation de L'actif : Chiffre d'Affaires / Total Actif.	CA/TA
	R 5	Surface financière propre : Capitaux Propres / Total Passif.	CP/TP
DE SOL VAB	R 6	Capacité de remboursement : dettes à long et moyen terme / capacité d'autofinancement (en nombre d'années).	DLMT/CAF

	R 7	Poids des charges d'intérêt : Charges d'intérêt / Résultat d'exploitation.	CI/RE
RATIOS DE RENTABILITE	R 8	Rentabilité commerciale nette : résultat net / chiffre d'affaires.	RN/CA
	R 9	Capacité bénéficiaire : capacité d'autofinancement / Chiffre d'affaires	CAF/CA
	R 10	Rentabilité nette des capitaux propres : résultat net / capitaux propres.	RN/CP
	R 11	Rentabilité d'exploitation générale (EBITDA) : excédent brut d'exploitation / Chiffre d'Affaires.	EBE/CA
	R 12	Marge bénéficiaire totale : résultat avant impôt / chiffre d'affaires	RAI/CA
	R 13	Marge nette d'exploitation (EBIT) : résultat d'exploitation / chiffre d'affaires	RE/CA
	R 14	Profitabilité : valeur ajoutée / chiffre d'affaires	VA/CA
	R 15	Rentabilité des actifs: résultat net / total actif	RN/TA
RATIOS DE LIQUIDITE	R 16	Liquidité générale : Actif Circulant / Passif Circulant	AC/PC
	R 17	Liquidité immédiate: Trésorerie Actif / Passif Circulant	TRSA/PC
	R 18	Liquidité réduite : (Actif Circulant - Stocks) / Passif Circulant	AC-STK/PC
	R 19	Equilibre financier : financement permanent / actif immobilisé	FP/AI
	R 20	Equilibre financier : fonds de roulement / besoin en fonds de roulement	FDR/BFR
RATIOS DE REPARTITION DE LA VA	R 21	Part de l'Etat : Impôt sur les sociétés + Impôts et taxes / Valeur Ajoutée	IMPOT/VA
	R 22	Part des bailleurs de fonds : Charges d'intérêt / Valeur Ajoutée	CI/VA
	R 23	Part de l'entreprise : Autofinancement / Valeur Ajoutée	AF/VA
	R 24	Poids des salaires : Charges de personnel / Valeur Ajoutée	CHPERS/VA
RATIOS D'ENDETTLEMENT	R 25	Solvabilité : Endettement bancaire / Total Passif	EB/TP
	R 26	Couverture des charges financières : Charges Financières / chiffre d'affaires	CF/CA
	R 27	Coût de l'endettement : Charges financières / Endettement Bancaire	CF/EB
	R 28	Stabilité du financement : dettes à long et moyen terme / Endettement Bancaire	DLMT/EB
	R 29	Endettement à moyen et long terme : dettes à long et moyen terme / Total Passif	DLMT/TP
	R 30	Endettement à court terme : Trésorerie Passif / Endettement Bancaire	TRS PS/EB
Z O I	R 31	Stocks / Chiffre d'Affaires * 360j	ST/CA * 360j

	R 32	Clients et Comptes Rattachés / Chiffre d’Affaires * 360j	CCR/CA * 360j
	R 33	Fournisseurs /Achats Revendus et Consommés * 360j	FRS/ARC * 360 j

Annexe III : Tableau : résultat de l’analyse des corrélations

VARIABLES	Corrélation de Pearson	Significative bilatérale	VARIABLES	Corrélation de Pearson	Significative bilatérale
MOY. DLMT/FP	,208**	,003	MOY. AC/PC	-,155*	,029
MOY. CP/FP	-,237**	,001	MOY. TRSA/PC	-,156*	,028
MOY. IN/TA	,189**	,007	MOY. AC-STK/PC	-,133	,061
MOY. CA/TA	-,219**	,002	MOY. FP/AI	-,484**	,000
MOY. CP/TP	-,173*	,014	MOY. FDR/BFR	-,125	,077
MOY. EB/TP	,259**	,000	MOY. IMPOT/VA	-,314**	,000
MOY. DLMT/CAF	,102	,153	MOY. CI/VA	,171*	,016
MOY. CI/RE	,016	,827	MOY. AF/VA	-,214**	,002
MOY. RN/CA	-,271**	,000	MOY. CHPERS/VA	,092	,193
MOY. CAF/CA	-,239**	,001	MOY. CF/CA	,215**	,002
MOY. RN/CP	-,033	,642	MOY. CF/EB	,130	,066
MOY. EBE/CA	-,257**	,000	MOY. DLMT/EB	,118	,097
MOY. RAI/CA	-,275**	,000	MOY. DLMT/TP	,258**	,000
MOY. RE/CA	-,327**	,000	MOY. TRSPS/EB	,104	,144
MOY. VA/CA	-,130	,066	MOY. STK/CA	,115	,104
MOY. RN/TA	-,391**	,000	MOY. CCR/CA	,199**	,005
			MOY. FRS/ARC	,296**	,000

Annexe IV : Tests d’égalité des moyennes des groupes

Variables	Lambda de Wilks	F	Signification	Qualité
MOY. DLMT/FP	0,957	8,998	0,003	SIGNIFICATIVE
MOY. CP/FP	0,944	11,781	0,001	SIGNIFICATIVE
MOY. IN/TA	0,964	7,323	0,007	SIGNIFICATIVE
MOY. CA/TA	0,952	9,957	0,002	SIGNIFICATIVE
MOY. CP/TP	0,97	6,097	0,014	SIGNIFICATIVE
MOY. EB/TP	0,933	14,261	0	SIGNIFICATIVE
MOY. DLMT/CAF	0,99	2,062	0,153	NON SIGNIF.
MOY. CI/RE	1	0,048	0,827	NON SIGNIF.
MOY. RN/CA	0,927	15,667	0	SIGNIFICATIVE
MOY. CAF/CA	0,943	12,039	0,001	SIGNIFICATIVE
MOY. RN/CP	0,999	0,217	0,642	NON SIGNIF.
MOY. EBE/CA	0,934	13,992	0	SIGNIFICATIVE
MOY. RAI/CA	0,924	16,196	0	SIGNIFICATIVE
MOY. RE/CA	0,893	23,66	0	SIGNIFICATIVE
MOY. VA/CA	0,983	3,425	0,066	NON SIGNIF.
MOY. RN/TA	0,847	35,652	0	SIGNIFICATIVE
MOY. AC/PC	0,976	4,85	0,029	SIGNIFICATIVE
MOY. TRSA/PC	0,976	4,926	0,028	SIGNIFICATIVE
MOY. AC-STK/PC	0,982	3,544	0,061	NON SIGNIF.
MOY. FP/AI	0,766	60,493	0	SIGNIFICATIVE
MOY. FDR/BFR	0,984	3,158	0,077	NON SIGNIF.
MOY. IMPOT/VA	0,901	21,648	0	SIGNIFICATIVE
MOY. CI/VA	0,971	5,961	0,016	SIGNIFICATIVE
MOY. AF/VA	0,954	9,522	0,002	SIGNIFICATIVE
MOY. CHPERS/VA	0,991	1,704	0,193	NON SIGNIF.
MOY. CF/CA	0,954	9,588	0,002	SIGNIFICATIVE
MOY. CF/EB	0,983	3,407	0,066	NON SIGNIF.



MOY. DLMT/EB	0,986	2,778	0,097	NON SIGNIF.
MOY. DLMT/TP	0,934	14,099	0	SIGNIFICATIVE
MOY. TRSPS/EB	0,989	2,151	0,144	NON SIGNIF.
MOY. STK/CA	0,987	2,668	0,104	NON SIGNIF.
MOY. CCR/CA	0,961	8,137	0,005	SIGNIFICATIVE
MOY. FRS/ARC	0,913	18,972	0	SIGNIFICATIVE