



**HAL**  
open science

# LA PREDICTION DE FAILLITE DES ENTREPRISES TUNISIENNES PAR LA REGRESSION LOGISTIQUE

Hamadi Matoussi, Rim Mouelhi, Sayah Salah

► **To cite this version:**

Hamadi Matoussi, Rim Mouelhi, Sayah Salah. LA PREDICTION DE FAILLITE DES ENTREPRISES TUNISIENNES PAR LA REGRESSION LOGISTIQUE. 20ÈME CONGRES DE L'AFC, May 1999, France. pp.CD-Rom. halshs-00587769

**HAL Id: halshs-00587769**

**<https://shs.hal.science/halshs-00587769v1>**

Submitted on 21 Apr 2011

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# **LA PREDICTION DE FAILLITE DES ENTREPRISES TUNISIENNES PAR LA REGRESSION LOGISTIQUE**

**Hamadi MATOUSSI  
& Rim MOUELHI**

Institut Supérieur de Comptabilité et d'Administration des Entreprises (ISCAE)  
Rue des entrepreneurs  
Z.I. Charguia II  
2035 Tunis / Tunisie  
Fax: 216 – 1- 701 270

**Sayah SALAH**

Ecole Supérieure des Sciences Economiques et Commerciales (ESSEC)  
6 Rue Abou Zakaria El Hafsi  
Montfleury  
1089 Tunis / Tunisie  
Fax: 216 – 1- 33 35 18

## **ABSTRACT :**

In this paper we attempted to modelize the probability of corporate failure from a sample of Tunisian firms. Our results suggest a good rate of classification either in the original sample (87% two years before and 91% one year before the failure) and in the control sample (94% one year before the failure).

We can stress by the way the importance of cash, solvency and working capital ratios in the formation of failure probability, which is consistent with the classic financial analysis.

## **RESUME :**

Nous avons cherché dans ce papier à modéliser la probabilité de défaillance des entreprises tunisiennes au terme d'une regression logistique. Il ressort des résultats obtenus un taux de bon classement des entreprises dans leur groupe d'origine de l'ordre de 87% deux ans avant et de 91% un an avant la défaillance. Ce taux est de l'ordre de 94% dans l'échantillon de contrôle.

Nous soulignons, par ailleurs, le poids des ratios de trésorerie, de solvabilité, d'équilibre et d'autonomie financière dans la détermination de la probabilité de défaillance ; ce qui est conforme à l'analyse financière classique basée sur la méthode des ratios.

## **I – INTRODUCTION**

La pratique des affaires montre que toutes les entreprises connaissent à un moment ou un autre des difficultés. Celles qui s'y prennent tôt s'en sortent généralement sans grand dégât ; en revanche, celles qui ne s'en rendent pas compte suffisamment tôt ou ne prennent pas les mesures qui s'imposent en restent là.

En effet, la défaillance des entreprises n'est pas un événement surprise mais obéit à un processus qui s'étale dans le temps des premières difficultés économiques jusqu'aux difficultés financières, la faillite étant la conséquence d'une cessation de paiement. Si l'entreprise réussit à prendre conscience de ses difficultés suffisamment tôt, elle pourrait envisager des solutions de rechange (allant des simples recettes appropriées à la situation jusqu'à la révision de sa position stratégique) ; d'où l'importance de la prévision.

Les états financiers synthétisent généralement la situation financière de l'entreprise à un moment donné. L'analyse financière permet de diagnostiquer sa santé financière à partir d'indicateurs (ratios). Ainsi, une bonne analyse financière peut renseigner à l'avance sur les symptômes des difficultés potentielles, voire sur le risque de faillite. En effet, lorsque les difficultés financières sont prégnantes, il est souvent trop tard pour réagir. C'est la raison pour laquelle il est important de comprendre le plus tôt possible les signaux faibles des difficultés. C'est l'objet des modèles de prévision des difficultés d'entreprise.

La recherche en la matière a montré dès les années 1960 qu'en analysant les causes de la défaillance des entreprises, il est possible de la prédire suffisamment à l'avance grâce aux modèles de prévision de la défaillance. Depuis, ce domaine n'a cessé de susciter l'intérêt des chercheurs et des praticiens. Cet intérêt grandissant peut s'expliquer par l'enjeu du phénomène de faillite. En effet, la faillite des entreprises génère des coûts énormes pour tous les agents économiques et pour la société en général. La prévoir à l'avance pourrait la prévenir et éviter ses conséquences. C'est la raison pour laquelle la demande des modèles de prévision n'a cessé de

croître aussi bien de la part des banquiers, des dirigeants d'entreprises, des gestionnaires de portefeuilles que des autorités publiques.

Cette question a été analysée d'une manière intense dans les pays développés. En revanche, le terrain reste encore vierge dans les pays en développement<sup>1</sup>. Pourtant, le besoin est plus fort étant donné la fragilité du tissu industriel et l'implication de l'Etat d'une façon directe (à travers les entreprises publiques) ou indirecte (à travers le système fiscal et financier).

La Tunisie a engagé dès les années 1970 une action de soutien aux entreprises à travers le système fiscal et le système financier<sup>2</sup>. Des fonds de promotion de l'industrie (FOPRODI), de l'artisanat (FONAPRAM) et des exportations (FOPROTEX) ont été créés pour aider à la création d'entreprises.

Ces actions ont évidemment contribué au développement des entreprises existantes et la création de nouvelles entités. Cependant, on assistait à des entreprises fortement endettées et de plus en plus déficitaires, surtout parmi les entreprises publiques.

Pour faire face à cette dégradation du système économique et la multiplication des entreprises en difficultés, les autorités publiques ont entrepris, sous la recommandation du FMI, des réformes fiscales, monétaires et du marché financier et se sont engagés dans une action de privatisation. Une loi a même été votée (Loi 95-34 du 17/4/1995 relative au redressement des entreprises en difficultés économiques) pour réglementer les entreprises en difficultés.

Néanmoins aucune étude sérieuse n'a été menée pour tenter de prévoir la faillite des entreprises tunisiennes. C'est donc pour répondre à cette carence que nous avons entrepris cette étude. Plusieurs aspects seront abordés. Après une analyse de la notion et des causes de la défaillance des entreprises (section II), un rappel des principales études et de leurs conclusions fera l'objet de la section III. Les sections IV et V seront consacrées à la méthodologie suivie, aux tests effectués et aux résultats obtenus. Enfin nos conclusions feront l'objet d'une dernière section.

## II – NOTION ET CAUSES DE LA DÉFAILLANCE

Un examen critique des études menées sur la notion de défaillance montre une diversité assez marquée des terminologies retenues pour qualifier l'entreprise de défaillante. Certains auteurs considèrent comme défaillante l'entreprise définie comme telle par la loi. D'autres qualifient de défaillante l'entreprise à laquelle les organismes bancaires ont refusé l'octroi d'un crédit. Une troisième catégorie d'auteurs juge l'entreprise comme défaillante lorsqu'elle aura accumulé des pertes importantes.

Ainsi, on voit que la notion de défaillance est assez vague et son domaine mérite d'être circonscrit. A notre sens, la notion de défaillance recouvre au moins quatre dimensions : économique, financière, organisationnelle et juridique.

D'un point de vue économique, l'entreprise devient défaillante lorsqu'elle n'arrive plus à écouler (ou à assurer) normalement ses produits (services), ce qui se manifeste par des pertes structurelles ou chroniques. En effet, une telle entreprise supporte plus de charges qu'elle ne génère de produits accumulant ainsi les déficits. Devenant non rentable, celle-ci ne contribue plus positivement à l'économie. Selon GRESSE (1994), le stade ultime de la défaillance économique est une valeur ajoutée négative. L'entreprise consomme alors des ressources au lieu d'en produire.

D'un point de vue financier, l'entreprise est considérée comme défaillante lorsqu'elle ne peut plus honorer ses engagements et rencontre de sérieux problèmes de trésorerie. Cette situation est souvent consécutive à une situation de déséquilibre financier structurel mettant en cause sa solvabilité.

Dans l'optique organisationnelle, la défaillance est la dégradation des structures et l'inadaptation aux contingences de l'environnement. C'est le résultat d'une perturbation de la structure organisationnelle de l'entreprise ou d'un dysfonctionnement au sommet ou à d'autres

niveaux de la hiérarchie. Une telle perturbation ou dysfonctionnement peut se répercuter sur la motivation et le rendement des employés<sup>3</sup>.

Enfin et d'un point de vue juridique, une entreprise est défailante lorsqu'elle se trouve en situation de règlement judiciaire.

Ainsi, on voit que la défaillance est une notion assez large et qu'il est difficile de lui donner une définition précise. On pourrait être tenté de parler plutôt de degrés de défaillance. En réalité, la défaillance n'est pas un événement isolé qui survient brusquement comme une catastrophe naturelle, mais un processus complexe par lequel passe l'entreprise avant d'être déclarée en faillite. En effet, lorsque les difficultés financières sont prégnantes il est souvent trop tard pour réagir. En général, les difficultés financières sont précédées de difficultés économiques, qui sont elles-mêmes devancées par des difficultés organisationnelles (inadaptation aux contingences de l'environnement économique ou social).

Cependant, même si la définition retenue pour la défaillance ne fait pas l'unanimité, les causes qui la génèrent sont généralement les mêmes. C'est ce qui a poussé les auteurs à se pencher plutôt à analyser les causes de la défaillance que le concept lui-même. Ces derniers prétendent que la connaissance des causes de la défaillance permet de détecter les variables pertinentes et les modèles appropriés susceptibles de la prédire avec succès.

Les études menées de par le monde mettent en relief deux principales causes de la défaillance :

- Des causes micro-économiques dont l'origine est interne à l'entreprise. Il s'agit des faiblesses liées aux différents aspects de l'organisation (problème lié à la spécificité des actifs et responsable de l'augmentation des coûts de transaction – relation d'agence non arbitrée – asymétrie de l'information non résolue – climat social défavorable ...).
- Des causes macro-économiques qui sont d'origine externe à l'entreprise. Il s'agit des causes liées à la conjoncture économique sectorielle nationale (crise du secteur

métallurgique en France des années 1980), régionale (crise asiatique actuelle), et internationale (crises pétrolières de 1973 et 1979).

### **III – Les techniques de prévision de la défaillance des entreprises :**

La prévision de la défaillance est un phénomène qui remonte aux années 30 avec les travaux de Fitz Patrick (1932) et Merwin (1942). Depuis on a assisté à plusieurs générations de modèles de prévision de la défaillance. Même si la méthodologie suivie et les variables d'analyse n'ont pas beaucoup changé, c'est l'évolution des outils statistiques d'analyse qui a fait que le phénomène est toujours d'actualité<sup>4</sup>.

Les premiers travaux ont utilisé les modèles univariés. Les modèles multivariés ont vu le jour avec le développement de l'analyse des données (analyse discriminante, analyse de la survivance, modèle probit et logit, partitionnement récursif, réseaux de neurones...).

#### **III.1 - L'analyse univariée**

Cette technique consiste à déterminer pour chaque élément d'un ensemble de variables (ratios) une valeur critique qui permet la meilleure discrimination entre entreprises saines et entreprises défaillantes. L'étude la plus célèbre ayant utilisé cette méthode est celle de Beaver (1966).

Dans son étude, Beaver a choisi un échantillon de 79 entreprises ayant fait faillite entre 1954 et 1964. Chaque entreprise a été couplée avec une entreprise saine appartenant au même secteur d'activité et de même taille. Pour l'ensemble des entreprises, l'auteur a calculé 30 ratios financiers choisis selon leur importance dans des études antérieures. Après un traitement statistique, Beaver n'a gardé que 6 ratios qui sont : Cash flow/Total dette ; Résultat net/Total actif ; Total dette/Total actif ; Fonds de roulement/Total actif ; Dettes à court terme/Total dettes, «intervalle hors crédit» (non credit interval). Ces ratios ont donné les plus bas taux d'erreur de classement des entreprises dans leur groupe d'appartenance. A partir du ratio Cash flow/Total dette, l'auteur a obtenu un taux global d'entreprises bien classées égal à 77%.

Malgré sa simplicité et les bons résultats auxquels elle a abouti, cette technique ne permet pas de tenir compte de l'effet conjoint de certains indicateurs. En outre, elle expose au risque de déboucher sur des résultats contradictoires dans la mesure où une entreprise peut être classée défailante selon un ratio et saine selon un autre.

### III.2 - L'analyse discriminante :

Devant les critiques adressées à l'étude de Beaver, l'analyse discriminante multivariée a vu le jour. C'est une méthode qui permet d'apprécier et d'une façon globale la situation financière de l'entreprise décrite à travers une batterie de ratios. L'étude la plus connue dans le contexte anglo-saxon est celle d'Altman (1968)<sup>5</sup>. En effet, Altman (1968) était le premier à utiliser plus qu'un ratio pour prévoir la défaillance. Son étude a porté sur un échantillon de 33 entreprises tombées en faillite sur la période de 1946-1965 auxquelles ont été associées 33 entreprises saines de même taille et de même secteur. A partir d'une batterie de 22 ratios extraits des états financiers (bilans et comptes de résultat), Altman a sélectionné 5 ratios au terme d'une analyse discriminante. Sa fonction score se présentait ainsi :

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

Où: X1 = Fonds de roulement/Total des actifs ; X2 = Réserves/Total des actifs ; X3 = Bénéfice avant intérêt et impôt/Total des actifs ; X4 = Capitalisation boursière/Total des dettes ; X5 = Chiffre d'affaires/Total des actifs.

La valeur critique de Z a été fixée par Altman à  $Z^* = 2,675$ . Si le score d'une entreprise est inférieur à 2,675 elle est jugée défailante. Autrement elle serait considérée comme saine. Sur la base de cette valeur, l'auteur a obtenu les résultats suivants : 95% de bon classement un an avant, 72% deux ans avant, 48% trois ans avant, 29% quatre avant, et 36% cinq ans avant l'événement de défaillance.

En France plusieurs études ont utilisé l'analyse discriminante pour prévoir la défaillance des entreprises françaises. La plus importante à notre avis est celle de Conan et Holder (1979) dans la mesure où les auteurs ont pris soin de tester la multinormalité des ratios financiers utilisés et de valider le modèle sur un échantillon de contrôle<sup>6</sup>.



En effet, Conan et Holder ont travaillé sur un échantillon de 190 entreprises dont la moitié sont en difficultés. 31 ratios ont été introduits par les auteurs. La combinaison finale retenue au terme de l'analyse discriminante est la suivante :

$$Z = 0,16 X1 - 0,22 X2 + 0,87 X3 + 0,10 X4 - 0,24 X5.^7$$

Cette fonction a permis aux auteurs d'obtenir des pourcentages de bon classement de 67% une année avant et de 69% deux années avant la défaillance.

### **III.3 - La régression logistique ou méthode logit**

La régression logistique est une méthode probabiliste de classement qui consiste à déterminer la probabilité que l'événement défaillance se réalise pour une firme compte tenu de ses caractéristiques financières.

Parmi les premières études ayant utilisé l'analyse logit comme moyen de prévision de la défaillance nous citons l'étude d'Ohlson (1980)<sup>8</sup>. Cette étude a porté sur un échantillon de 105 entreprises cotées qui ont fait faillite sur la période 1970-1976 et un échantillon de 2058 entreprises saines choisies de façon aléatoire. Les ratios financiers introduits par Ohlson sont les suivants :

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

R2 = Dettes totales/Actif total

R3 = Fonds de roulement/Actif total

R4 = Dettes à court terme/Actif circulant

R5 = 1 si Dettes Totales > Actif total réel  
0 autrement

R6 = Résultat net/Actif total

R7 = Fonds générés par l'exploitation/Dettes totales

R8 = 1 si résultat net < 0 pour les deux dernières années  
0 autrement

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

### **III.4 – Etudes menées en Tunisie**

En Tunisie, même s'il y a eu des études qui ont abordé la question, aucune étude n'a porté sur des entreprises réellement tombées en faillite<sup>9</sup>.

En plus, ces études se classent dans la deuxième génération des modèles de prévision de la défaillance puisqu'elles ont été basées sur l'analyse discriminante. Cependant les auteurs de

ces études n'ont pas vérifié la condition de multinormalité des ratios d'une part, et n'ont pas validé leurs résultats sur un échantillon de contrôle d'autre part.

## **IV-DONNEES ET METHODOLOGIE DE L'ETUDE**

### **IV.1- Constitution de l'échantillon :**

Pour la collecte des données, nous avons retenu une définition juridique de la défaillance. En effet, les entreprises retenues dans le groupe de défaillantes ont déposé une demande de règlement à l'amiable dans le cadre de la nouvelle loi 95-34 du 17 avril 1995 relative au redressement des entreprises en difficultés économiques<sup>10</sup>. Ce choix est légitime pour deux raisons : D'une part la demande de règlement à l'amiable est une initiative propre à l'entreprise, celle ci se sentant incapable d'honorer ses engagements et ayant déjà senti ses difficultés. D'autre part l'entreprise est tenue de fournir avec sa demande de règlement amiable ses dossiers commerciaux dont notamment les états financiers qui doivent être approuvés par un expert comptable.

Partant de cette définition de la défaillance, nous avons pu collecter auprès des tribunaux, ainsi qu'auprès de la commission de soutien des entreprises économiques (créée par la loi 95-34 sus mentionnée), les bilans et les quatre comptes de résultat pour 38 entreprises défaillantes sur la période 1992 – 1996. Pour 34 d'entre elles nous avons pu avoir les états financiers un an et deux ans avant la défaillance.

Notons que certaines entreprises ont déposé leurs bilans en 1995 (année d'entrée en vigueur de la loi 95-34 ), mais dont les difficultés ont déjà commencé depuis 1994 et les états financiers concernaient les années 1992 et 1993.

Quant aux entreprises saines, nous avons pu collecter auprès des cabinets d'experts comptables, la bourse des valeurs mobilières de Tunis et la centrale des bilans de la banque centrale de Tunisie, les états financiers de 50 entreprises dont 42 pour deux exercices successifs. Les entreprises retenues appartiennent à des secteurs différents et sont de taille différente.

Par ailleurs nous avons construit un deuxième échantillon indépendant du premier : échantillon de contrôle que nous utiliserons pour tester la pertinence de nos modèles. Il s'agit d'un échantillon de 16 entreprises défailtantes et 20 saines observées une année avant la défaillance sur la période 94 - 96.

#### IV.2-Selection des variables de l'étude

Nous avons déjà signalé que le nombre d'indicateurs pour approcher la défaillance est extrêmement élevé. Dans notre étude, nous avons retenu une batterie de 31 ratios reflétant les aspects les plus importants de l'activité de l'entreprise et susceptibles d'expliquer la défaillance. Les ratios choisis sont présentés dans le tableau suivant (Tableau n°1) :

**Tableau n°1 : Liste des ratios initialement retenus pour l'étude**

<b>Ratios</b>	<b>Définition</b>	<b>Formule de calcul</b>
<b>Ratios de liquidité et De financement</b>		
R1	Liquidité générale	$\frac{\text{Actif circulant}}{\text{Dettes à court terme}}$
R2	Liquidité réduite	$\frac{\text{Valeurs réalisables \& disponibles}}{\text{Dettes à court terme}}$
R3	Liquidité immédiate	$\frac{\text{Valeurs disponibles}}{\text{Dettes à court terme}}$
R4	Taux de couverture des actifs fixes par les fonds permanents	$\frac{\text{Capitaux permanents}}{\text{Actif immobilisé}}$
R5	Structure de financement 1	$\frac{\text{Dettes à long et moyen terme}}{\text{Capitaux permanents}}$
R6	Structure de financement 2	$\frac{\text{Dettes à long et moyen terme}}{\text{Capitaux propres}}$
R7	Autonomie financière	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{Dettes totales}}$
R8	Autonomie Financière à court terme	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{Dettes à court terme}}$
<b>Ratios de rotation et De gestion</b>		
R9	Rotation de l'actif	$\frac{\text{Chiffre d'affaires}}{\text{Actif total}}$
R10	Rotation des immobilisations	$\frac{\text{Chiffre d'affaires}}{\text{Immobilisations nettes}}$
R11	Rotation des stocks	$\frac{\text{Chiffre d'affaires}}{\text{Valeurs d'exploitation}}$
R12	Vieillessement des équipements	$\frac{\text{Dotations aux amortissements}}{\text{Valeurs immobilisées}}$
R13	Importance des frais de personnel	$\frac{\text{Frais de personnel}}{\text{Valeur ajoutée}}$

R14	Importance des dotations aux amortissements	<u>Dotations aux amortissements</u> Valeur ajoutée
R15	Ratio de l'importance des frais financiers	<u>Frais financiers</u> Valeur ajoutée
R16	Part des frais financiers dans l'excédent brut d'exploitation	<u>Frais financiers</u> Excédent brut d'exploitation
R17	Couverture des charges financières	<u>Cash-Flows</u> Frais financiers
<b>Ratios de rentabilité</b>		
R18	Rendement des actifs	<u>Excédent brut d'exploitation</u> Actif Total
R19	Rentabilité des fonds permanents	<u>Résultat net + charges de financement</u> Capitaux permanents
R20	Rentabilité financière	<u>Résultat net</u> Capitaux propres
R21	Ratio de rentabilité économique	<u>Cash -Flows</u> Actif Total
<b>Ratio de structure</b>		
R22	Ratio des immobilisations	<u>Immobilisation Nette</u> Actif Total
R23	Ratio des réalisables	<u>Valeurs réalisables</u> Actif Total
R24	Ratio des disponibles	<u>Valeurs disponibles</u> Actif Total
R25	Ratio des capitaux propres	<u>Capitaux propres</u> Passif Total
R26	Ratio d'endettement à MLT	<u>Dettes à long et moyen terme</u> Passif Total
R27	Ratio d'endettement à court terme	<u>Dettes à court terme</u> Passif Total
R28	Indicateur de taille	Log (Total bilan)
R29	Ratio d'équilibre financier 1	<u>Fonds de roulement</u> Actif total
R30	Ratio d'équilibre financier 2	<u>Fonds de roulement</u> Actif circulant
R31	Ratio du FDR	<u>Fonds de roulement</u> Actif circulant

### IV.3- Analyse financière et défaillance

Dans l'analyse financière classique, les ratios sont des indicateurs de la performance de l'entreprise (rentabilité – risque). Ainsi des ratios de liquidité faibles montrent que l'entreprise ne dispose pas de suffisamment de liquidité pour honorer ses engagements à court terme à l'instant de la mesure du ratio. Une telle situation pourrait se transformer en réalité dans le futur et devrait augmenter la probabilité de la défaillance et inversement. Inversement, une liquidité confortée

diminue la probabilité de faillite. On doit donc s'attendre à un signe positif de la variable liquidité dans la fonction discriminante et un signe négatif dans la régression logistique.

L'endettement augmente les frais financiers et par conséquent les coûts fixes. Lorsque les états de la nature défavorables se réalisent, l'entreprise court le risque d'enregistrer des déficits (effet de massue), ce qui augmente la probabilité de sa défaillance.

Une bonne activité est censée se transformer en rentabilité dans le futur. Ces ratios doivent donc jouer négativement dans la formation de la probabilité de défaillance. Le même raisonnement s'applique aux ratios de rentabilité.

Un déséquilibre financier est censé produire le même effet qu'un endettement. Par conséquent les ratios d'équilibre financier doivent jouer négativement dans la formation de la probabilité de faillite.

Cependant l'introduction simultanée dans nos modèles de quelques ratios reflétant le même aspect risque de fausser les résultats. Une étude de corrélation entre les ratios est donc indispensable et s'impose dans une première étape.

#### **IV.4 - Méthodologie**

Afin d'éviter le problème de redondance au niveau de quelques ratios, nous commençons d'abord par l'étude de la matrice de corrélation afin d'éviter d'introduire dans nos modèles des ratios contenant la même information.

Nous chercherons ensuite, au terme d'une analyse discriminante, à relever les ratios les plus pertinents dans l'explication et la prévision de la défaillance des entreprises. Ce sont les ratios qui permettent une bonne discrimination entre les deux groupes (défaillantes et saines)<sup>11</sup>.

L'analyse discriminante étant la plus utilisée dans les études de défaillance, elle se propose de retenir la meilleure combinaison des ratios qui permet la meilleure classification. Elle consiste à déterminer une fonction discriminante  $Z$  (fonction pondérée de ratios) et la fixation d'un seuil critique  $Z^*$  qui permettra de reclasser les entreprises dans chaque groupe.

Toutefois le choix de  $Z^*$  est délicat puisque selon un seuil ou un autre on aurait des classements différents, ce qui constitue une première critique à cette méthode. Une deuxième critique concerne le fait que cette méthode suppose la normalité de la distribution des différents ratios, hypothèse qui n'est pas toujours vérifiée.

En vue de dépasser ces problèmes, nous compléterons notre analyse par la régression logistique. Celle ci nous permettra d'identifier les principaux déterminants de la probabilité de défaillance. Ce qui rend la méthode encore plus intéressante c'est qu'elle permet d'une part de déterminer le sens de la relation (signe des coefficients de régression) et d'autre part de tester la significativité des ratios retenus (test de Student).

La régression logistique nous fournit par ailleurs des paramètres qui nous permettent de juger du pouvoir explicatif du modèle ainsi que de son pouvoir de bonne prévision.

## **V- Résultats et interprétation**

L'analyse de la matrice de corrélation entre les ratios a fait apparaître des corrélations fortes en particulier entre : R1 et R2 (83%), R1 et R8 (78%), R2 et R3 (88%), R3 et R7 (90%), R3 et R8 (86%), R4 et R12 (94%), R5 et R6 (80%), R7 et R8 (95%), R9 et R11 (79%), R10 et R16 (-93%), R13 et R14 (96%), R13 et R15 (95%) et entre R14 et R15 (95%).

Nous tenons à ce que les ratios corrélés entre eux ne figurent pas dans la même équation.

### **V.1 - Les résultats de l'analyse discriminante**

Cette technique a abouti à la fonction discriminante optimale suivante :

$$Z = 0,287 R1 - 0,370 R6 + 0,281 R7 + 0,168 R11 + 0,159 R15 + 0,109 R16 + 0,444 R17 + 0,345 R18 + 0,198 R20 + 0,506 R21 + 0,127 R22 + 0,222 R23 + 0,347 R24 + 0,293 R25 - 0,352 R26 - 0,085 R27 + 0,309 R28.$$

D'après les corrélations entre la fonction discriminante et les ratios, on remarque que les ratios R21 (Cash flow/Actif total), R17 (EBE/Actif total) qui sont deux ratios de rentabilité participent le plus avec un signe positif dans la formation de la fonction discriminante. En revanche, les deux ratios R6 (DLMT/Capitaux propres) et R26 (DLMT/Actif total) qui sont deux ratios d'endettement participent le plus avec un signe négatif dans la fonction discriminante.

Malheureusement, aucun test n'est fourni par l'analyse discriminante pour juger de la significativité statistique des ratios. Le score critique que nous avons retenu est de  $-0,1368^{12}$ . Si le score d'une entreprise est supérieur à cette valeur, elle est considérée comme saine. Autrement, elle sera classée comme défailante.

Sur la base de ce score nous avons obtenu un taux de bon classement de 96,6% dans l'échantillon de base une année avant la défaillance. Néanmoins, et vu les critiques déjà adressées à l'analyse discriminante, entre autres la multinormalité des ratios<sup>13</sup>, nous retenons les résultats de la régression logistique.

### V.2 – Les résultats de la régression logistique

Nous avons commencé par écarter les ratios qui posent le problème de corrélation (multicolinéarité) et nous avons introduit le reste des ratios. Un grand nombre parmi eux n'ont pas été significatifs dans l'explication de la défaillance. Nous avons procédé pas à pas en écartant variable par variable, celles qui ne sont pas significatives et après un grand nombre d'essais, nous avons retenu un modèle à 4 variables explicatives qui a fourni les meilleurs résultats du point de vue significativité, pouvoir explicatif et taux de bon classement. Ce modèle est le suivant :  $\text{Logit}(P) = \text{Log}(P/1-P) = \alpha + \beta_1 R21 + \beta_2 R25 + \beta_3 R5 + \beta_4 R30$ .

Où P est la probabilité pour qu'une firme soit défailante compte tenu de ses caractéristiques financières (les ratios). Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Les résultats de l'estimation sont les suivants (Tableau n°2)<sup>14</sup>.

**Tableau n°2 : Résultats de l'estimation Logit**

Variables(ratios)	Coefficients estimés ( $\alpha, \beta$ )	Valeur du T de Student
Constante	2,259	1,865
R21	-55,702	-2,867
R25	-6,989	-2,167
R5	6,674	2,325
R30	-1,144	-1,930

Le coefficient de détermination (R-Squared) = 78%.

Le pourcentage de bon classement est de 90,90%.

D'un point de vue statistique, les résultats sont satisfaisants dans le sens où tous les coefficients sont statistiquement significatifs à 5% (sauf pour le R30 qui est significatif à 10%). Par ailleurs le pouvoir explicatif des ratios introduits (autrement dit la probabilité de défaillance expliquée) est de l'ordre de 78%.

Le modèle estimé et testé sur les données de l'échantillon de base a permis de reclasser les entreprises à 87% deux années avant et 91% une année avant la défaillance (pour un seuil de probabilité de 0,5)<sup>15</sup>.

On a aussi déterminé le pourcentage de bon classement pour un seuil de probabilité de 0,7 pour tester le pouvoir du modèle à bien identifier les entreprises défaillantes. Nous avons obtenu les résultats suivants (Tableau n°3) :

**Tableau n°3 : Résultats de classement dans l'échantillon de base un an avant la défaillance**

% de bon classement	P = 0,5		P = 0,7	
	Classement dans les groupes d'origine	classement dans les groupes du modèle	classement dans les groupes d'origine	Classement dans les groupes du modèle
Défaillante	89,47%	89,47%	81,57%	96,87%
Saines	92%	92%	98%	87,50%
Globales	90,90%	90,90%	90,90%	90,90%

A partir de ces résultats on remarque que le modèle permet de bien classer 89,47% des entreprises défaillantes et 92% des entreprises saines pour P = 0,5. Ces pourcentages sont respectivement de 81,57% et 98% pour P = 0,7.

Cependant, certains auteurs tels que Saint-Sever (1987) et Dumontier (1991) considèrent que cette façon de procéder permet de calculer le pourcentage de bon classement des entreprises mais ne permet pas d'évaluer la qualité prédictive du modèle. Ils proposent de calculer, en outre, le rapport entre entreprises bien classées dans un groupe et le total classé par le modèle dans ce groupe. Nous l'avons appelé dans notre étude taux de bon classement dans les groupes du modèle. Le modèle a retenu 38 entreprises comme défaillantes pour P=0,5 dont 34 sont



réellement défailiantes, soit un taux de bon classement de 89,47% un an avant l'événement. De l'autre côté le modèle a retenu saines 50 entreprises de l'échantillon dont 46 sont réellement saines, soit un pourcentage de bon classement de 92%.

Pour  $P = 0,7$ , le modèle a retenu 32 entreprises comme défailiantes dont 31 sont réellement défailiantes, soit un taux de bon classement de 96,87% un an avant l'événement. De l'autre côté le modèle a retenu comme saines 56 entreprises de l'échantillon dont 49 sont réellement saines, soit un pourcentage de bon classement de 87,5%. Cette manière de procéder nous paraît plus logique pour tester la capacité prédictive du modèle puisqu'elle donne des pourcentages de bon classement relatif au modèle.

Nous avons testé notre modèle deux ans avant la défaillance sur l'échantillon de base et un an avant la défaillance sur l'échantillon de contrôle. Nous avons obtenu les résultats suivants (Tableau n°4 et tableau n°5) :

**Tableau N°4 : Validation du modèle 2 ans avant la défaillance sur l'échantillon de base**

Groupe d'affectation Groupe d'origine	Défaillantes	Saines	Total	% de bon classement dans les groupes d'origine
Défaillantes	26	8	34	76,47%(=26/34)
Saines	2	40	42	95,23%(= 40/42)
Total	28	48	76	86,84%(=[26+40]/76)
% de bon de classement dans les groupes du modèle	92,85% = 26/28	83,33% = 40/48	86,84% = 26+40/76	-

**Tableau N° 5 : Validation du modèle un an avant la défaillance  
sur l'échantillon de contrôle**

Groupe d'affectation Groupe d'origine	Défaillantes	Saines	Total	% de bon classement dans les groupes d'origine
Défaillantes	14	2	16	87,5%(=14/16)
Saines	1	19	20	95%(=19/20)
Total	15	21	36	93,75%(=[19+14] /36)
% de bon de classement dans les groupes du modèle	93,33% = 14/15	86% = 19/21	93,75% = (19+14)/36	-

### V.3 – Interprétation économique des résultats :

L'analyse menée nous permet de tirer quelques enseignements intéressants.

Premièrement, les résultats statistiques surtout au niveau de la régression logistique (méthode robuste) montrent que l'approche de l'analyse financière classique est confirmée. En effet, pour apprécier la situation financière d'une entreprise on mène une analyse en terme de rentabilité-risque. L'entreprise est saine lorsque la rentabilité est bonne et le risque est faible et vice versa. La régression logistique met en évidence cet enseignement puisque le ratio de rentabilité (R21) contribue négativement et celui du risque financier (R5) positivement à la formation de la probabilité de défaillance.

Deuxièmement, le ratio de rentabilité retenu par la régression logistique mesure en fait la trésorerie puisqu'il rapporte le cash flow par l'actif total. Ainsi on voit que la trésorerie a plus de poids dans la prévision de la défaillance que la rentabilité. Ceci est logique et conforme à la réalité puisque le dépôt de bilans des entreprises n'est jamais causé par les déficits enregistrés, mais plutôt par un problème de trésorerie (incapacité d'honorer ses engagements).

Troisièmement, les contributions négatives des ratios des capitaux propres (R25) et du Fonds de Roulement (R30) à la formation de la probabilité de faillite, constitue une confirmation du poids du risque.

En effet, l'importance des capitaux propres dans le passif total représente une garantie pour les tiers et réduit la vulnérabilité financière de l'entreprise. Quant au ratio du Fonds de Roulement, il montre que l'équilibre financier demeure le meilleur garant de la bonne santé financière de l'entreprise.

Le signe négatif de ces deux ratios signifie qu'un accroissement de ces deux variables réduit le risque de défaillance ; c.à.d que l'entreprise dont les deux ratios sont plus élevés (par rapport à une autre) est moins exposée au risque de faillite.

## VI – CONCLUSION

Dans cette étude, nous nous sommes fixé un objectif double : proposer d'abord un modèle de prévision de la défaillance pour les entreprises tunisiennes et relever d'autre part les déterminants du risque de défaillance.

Pour répondre aussi bien au premier qu'au second objectif, nous avons eu recours aux techniques multivariées : l'analyse discriminante et la régression logistique.

Au vu des résultats de la régression logistique, méthode plus robuste (plus adaptée aux petits échantillons, ne supposant pas la multinormalité des facteurs et offrant la possibilité de tester la significativité des variables retenues), quatre facteurs (ratios) se sont avérés pertinents dans la formation de la probabilité de défaillance des entreprises. Les ratios de solvabilité et d'équilibre financier influencent négativement la probabilité de défaillance, alors que ceux de rentabilité (ou plus exactement de trésorerie) et d'autonomie financière exercent plutôt une influence positive sur la probabilité de défaillance.

Ces résultats sont conformes aux enseignements de l'analyse financière classique qui préconise qu'une entreprise affichant une rentabilité faible et un risque élevé n'a pas une situation financière saine.

Le modèle retenu a permis, par ailleurs, de reclasser les entreprises défaillantes dans leur groupe d'origine avec un taux de bon classement de 87% deux années avant et de 91% une année avant la défaillance. Ce taux est de 94% dans l'échantillon de contrôle.

Malgré les bons résultats de notre modèle en termes d'explication et de capacité prédictive de la défaillance, notre recherche n'a pas abordé d'autres questions importantes :

- La spécificité de l'échantillon utilisé (entreprises tunisiennes) suggère qu'il faille compléter notre effort par des recherches plus approfondies (qualitatives) pour comprendre le comportement des dirigeants et donc enrichir les explications de l'approche strictement financière (quantitative).

- Il existe des seuils (effet de cliquet) qui provoquent une accélération des difficultés, toutes choses étant égales par ailleurs.
- Il y a une différence entre la nature réelle de la crise et la perception qu'en ont les dirigeants (représentation) et pour comprendre le processus, il faut s'intéresser aux actes des praticiens (dans le temps).
- Enfin, les données chiffrées permettent peut être de repérer les spécificités des entreprises à un instant donné, mais pas les processus managériaux.

---

<sup>1</sup> En effet, même s'il y a eu quelques tentatives, les études menées sont restées à l'échelle locale et n'ont pas fait l'objet de diffusion à l'échelle internationale.

<sup>2</sup> On cite les lois 72-38 relative aux entreprises exportatrices et 74-74 relative aux entreprises manufacturières. En plus et jusqu'à l'adoption du Plan d'Ajustement Structurel en 1986, la Tunisie était plongée dans une économie d'endettement avec des taux d'intérêt qui sont restés longtemps négatifs.

<sup>3</sup> L'approche socio-économique initiée par Henri Saval (1975) qualifie les coûts consécutifs à un dysfonctionnement de coûts cachés.

<sup>4</sup> En effet, les ratios sont la matière première de toute étude et l'échantillon d'analyse est toujours composé d'entreprises saines et d'entreprises tombées en difficultés. Tous les modèles cherchent à classer les entreprises dans leur classe initiale avec le pourcentage d'erreur le plus faible

<sup>5</sup> D'autres études menées aux Etats Unis ont utilisé l'analyse discriminante pour prévoir la faillite : Deakin (1972), Blum (1974), Dambolena et Khoury (1980)...

<sup>6</sup> D'autres études ont été menées en France telles que : Altman, Margaine, et al (1974), Collongue (1977), Chaibdera (1979), Zollinger (1982), Micha (1984), Bardos (1984) ... Pour cette dernière, elle été menée dans le cadre des cahiers de recherche de la banque de France. Son originalité est qu'elle portait sur trois groupes d'entreprises: Saines, défaillantes et marginales qui présentaient à la fois des signes de défaillance et de vulnérabilité

<sup>7</sup>  $X1 = (\text{Valeurs réalisables} + \text{disponibles}) / \text{Actif total}$  ;  $X2 = \text{Capitaux propres} / \text{Passif total}$  ;  $X3 = \text{Frais financiers} / \text{CAHT}$  ;  $X4 = \text{Frais de personnel} / \text{valeur ajoutée}$  et  $X5 = \text{Excédent brut d'exploitation} / \text{Total des dettes}$ .

<sup>8</sup> D'autres études ont utilisé la méthode logit telles : Zavgren (1985), Zmijewski (1985), Keasy (1990), Platt et Platt (1990)...

<sup>9</sup> On peut citer l'étude de Mamoughi (1984) et l'étude de Helal (1995). La première a porté sur un faible échantillon et a opposé 17 entreprises jugées défaillantes par les banques parce qu'elles n'ont pas remboursé leur crédit à 17 autres tirées au hasard auprès de la centrale des bilans de la banque centrale de Tunisie sur la période 1976-1982. L'étude de Helal (1995), quant à elle a porté sur un échantillon plus grand (125 entreprises), mais dont aucune n'a réellement été défaillante. Il s'agit d'un échantillon choisi du secteur textile sur la période 1985-1988 sur le quel l'auteur a appliqué la même démarche suivie par la banque de France en 1984 (voir Bardos 1984).

<sup>10</sup> Journal Officiel de la République Tunisienne (JORT) du 25 avril 1995.

<sup>11</sup> Nous avons volontairement écarté les techniques univariées et opté pour les techniques multivariées parce qu'elles renferment le risque de classer la même entreprise dans deux groupes différents selon les ratios retenus.

<sup>12</sup> En fait nous avons obtenu ce score en procédant de la même façon qu'Altman (1968) et d'autres auteurs ayant utilisé l'analyse discriminante.

<sup>13</sup> Le test de multinormalité a rejeté la normalité pour tous les ratios sauf pour le ratio de taille R28.

<sup>14</sup> Voir annexe n°1.

<sup>15</sup> Dans l'analyse logit, la procédure se fait en estimant pour chaque entreprise la probabilité de réalisation de l'événement défaillance et de la reclasser selon que cette probabilité est supérieure ou inférieure à une valeur critique retenue par le décideur. Pour les logiciels statistiques, la valeur critique est généralement de 0,5. Rappelons par ailleurs que la fonction logit s'écrit comme suit :

$\text{Logit}(p) = \text{LOG}(P / 1-P) = 2,259 + 6,674R5 - 55,702R21 - 6,989R25 - 1,144R30.$

Ainsi, la probabilité de défaillance P est égale à :  $P = e^{\text{Logit}(P)} / 1 + e^{\text{Logit}(P)}$

## BIBLIOGRAPHIE

- Altman, E.I. (1968) «Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy», the Journal of Finance, Vol. 23, 589-609.
- Altman, E.I., M. Margaine, M. Schollosser et P.Vernimmen (1974) «statistical credit analysis in the textile industry : A French experience», Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 9, 195-211.
- Bardos, M. (1984), «le risque de défaillance d'entreprise», Banque de France, cahiers économiques et monétaires N°19.
- Beaver, W.H. (1966), «Financial ratios as predictors of failure», Empirical Research in Accounting : Selected Studies, Supplement to volume 5, Journal of Accounting Research, 179-199.
- Beaver, W.H. (1968), «Market prices, financial ratios and the prediction of failure», Journal of Accounting Research, Autumn, 179-192.
- Blum M. (1974) «Failing company discriminant analysis», journal of accounting research spring, 1-25.
- Chaibdderra, M. (1980) «la prévision des défaillances des entreprises industrielles régionales par l'application d'une analyse factorielle discriminante : Une note» Cahier du CERIFIA université de Rennes I.
- Collongues Y. (1977) «Ratios financiers et prévision des faillites des petites et moyennes entreprises», Revue Banque, N° 365, 963-970.
- Conan J. et M. Holder (1979) «variables explicatives de performances et contrôle de Gestion dans les PMI» Thèse de doctorat d'Etat. Université Paris Dauphine.
- Dambolena, I.G. et S.J.Khoury (1980) «Ratio stability and corporate failure», The Journal of Finance, Vol. 35, 1017-1026.
- Deakin E.B. (1972) «A discriminant analysis of predictors of business failure», Journal of Accounting Rsearch, Spring 1972, 167-179.
- Dumontier P. (1991) «vices et vertus des modèles de prévision de défaillance», Banque N° 514, 275-282.
- Fitzpatrick P.I. (1932) «A comparison of the successful industrial entreprise with those of failed companies», The Accountants Publishing Company.
- Gresse C. (1994) «L'entreprise en difficulté», Economica Paris.
- Helal M. (1995) «Le risque crédit et la défaillance d'entreprise : Une présentation théorique et une évaluation empirique», Finance et développement au Maghreb, N°13, 66-96.

Keasey. K., P. Mc Guinness et H. Short(1990) «Multilogit approach to predicting corporate failure : Further analysis and the issue of signal consistency», Omega, Vol.18, No1, 85-94

Loi N°95-34 du 17 avril 1995 relative au redressement des entreprises en difficultés économiques, publiée au journal officiel de la république tunisienne du 25 avril 1995.

Malecot J.F. (1988) «Prévision statistique de la défaillance : Questions de méthodes et questions pratiques » Banque, N° 479 janvier, 8-12.

Mamoughli C. (1984) «La prévision du risque de défaillance des entreprises tunisiennes», Thèse de Doctorat Paris IX dauphine.

Merwin C.L. (1942) «Financing small corporations in five manufacturing industries : 1926-1936», National Bureau of Economic Research.

Micha B. (1984) «Analysis of business failures in France», Journal of Banking and finance Vol. 8, 281-291.

Ohlson, J.A (1980), « Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy», Journal of Accounting Research, Spring, pp.109-131.

Platt H.P. et M.B. Platt (1990) «Development of a class of stable predictive variables : The case of bankruptcy prediction», Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 17 N°1, 31-51.

Saint-Sever P. (1987) «Les méthodes de scores sont-elles efficaces ?» La Revue Banque N° 475, 795-798.

Saval H. (1975) «Enrichir le travail humain» Economica 1975.

Zavgren C.V. (1985) «Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms. A logistic analysis», Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 12, N°1, 19-45.

Zmijewski M.E. (1984) «Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models», Studies on current Econometric Issues in Accounting Research, pp. 59-82.

Zollinger M. (1982) «L'Analyse multicritère et le risque de crédit aux entreprises», Revue française de Gestion, avril, 56-66.

ANNEXE N °1

MULTINOMIAL LOGIT ESTIMATION

CHOICE	FREQUENCY	PERCENT	
0	50	56.8182	(COEFFICIENTS NORMALIZED TO ZERO)
1	38	43.1818	

DEPENDENT VARIABLE : Y

LOG OF LIKELIHOOD FUNCTION	=	-13.9044
NUMBER OF CASES	=	88
NUMBER OF CHOICES	=	176
SUM OF SQUARED RESIDUALS	=	4.70258
R - SQUARED	=	0.782253
PERCENT CORRECT PREDICTIONS	=	0.909091

Parameter	Estimate	Standard Error	t – statistic
C1	2.25968	1.21132	1.86547
R211	-55.7025	19.4274	-2.86721
R251	-6.98940	3.22534	-2.16703
R51	6.67436	2.86964	2.32585
R301	-1.14499	0.593093	-1.93054