

Prédiction du risque de faillite des PME Tunisiennes: Une Étude comparative entre l'Analyse Discriminante et la méthode des Réseaux de Neurones

Mohamed Sofien NOURI^{1*}

URECA, Faculté des sciences économiques et de gestion de Sfax, Tunisie

¹ *Docteur en sciences économiques,*

*medsofiennouri@gmail.com

Younes BOUJELBENE^{2**}

² *Professeur et Doyen de la FSEG Sfax*

**younes.boujelbene@gmail.com

Résumé — La prévision de la faillite des entreprises est un thème qui attire l'attention des chercheurs et des praticiens dans le domaine économique et financier depuis plusieurs années. La majorité des études effectuées dans ce domaine se basent sur des techniques de prévision classiques. Avec le développement des technologies de l'information, ce domaine a évolué ces dernières années vers l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique pour la prévision de la faillite tout en utilisant les données financières des entreprises.

L'objectif de cette recherche est de montrer l'apport des nouvelles techniques dotées de l'intelligence artificielle en matière de prévision de la faillite des entreprises. Dans ce but, une étude comparative est menée entre la méthode de l'analyse discriminante (technique classique) et celle de la méthode du réseau de neurones (nouvelle technique) portant sur la qualité prédictive des modèles. Cette recherche est motivée par les insuffisances des modèles de prévision classiques. Une étude empirique est menée sur un échantillon composée de 204 PME entreprises tunisiennes pour lesquelles des données comptables et financières ont été collectées et une batterie de 29 ratios financiers a été sélectionnée sur la période 2017-2018.

Il s'agit, en fait de proposer une vision claire des techniques de prévision et montrer l'apport des nouvelles techniques dotées de l'intelligence artificielle en termes de prévision de la défaillance des entreprises.

Abstract— Predicting corporate failure has been a topic that has attracted the attention of researchers and practitioners in the economic and financial field for several years. The majority of studies carried out in this

area are based on classical forecasting techniques. With the development of information technology, this field has evolved in recent years towards the use of machine learning algorithms for bankruptcy forecasting while using company financial data.

The objective of this research is to show the contribution of new techniques equipped with artificial intelligence in forecasting business failure. To this end, a comparative study is being carried out between the discriminant analysis method (classic technique) and that of the neural network method (new technique) on the predictive quality of the models. This research is motivated by the shortcomings of classical forecasting models. An empirical study is carried out on a sample made up of 204 Tunisian SME companies for which accounting and financial data were selected and a battery of 29 financial ratios was calculated over the period 2017-2018. It is, in fact, to offer a clear vision of forecasting techniques and to show the contribution of new techniques equipped with artificial intelligence in terms of early detection of business failure.

Mots clés: Prévision, faillite des entreprises, analyse discriminante, réseau de neurones, intelligence artificielle.

I. INTRODUCTION

La mondialisation de l'économie, le développement technologique, l'agressivité de la concurrence, le changement réglementaire... sont à l'origine de la défaillance de plusieurs entreprises qui s'abstiennent à s'adapter aux mutations de leurs environnements. Devant la complexité et la volatilité de l'environnement actuel, les entreprises sont soumises à plusieurs risques qui peuvent affecter leur existence. Plus qu'elles parviennent à déceler

aussi tôt ces risques et ces difficultés potentielles mieux qu'elles peuvent réagir lorsqu'elles surviennent. D'où s'avère l'importance cruciale de la recherche portant sur la détection précoce des difficultés des entreprises.

La prévision de la faillite des entreprises est un sujet toujours d'actualité qui fait sa présence dans la littérature économique et financière en raison des graves implications de la faillite sur l'entreprise et sur son environnement [1]

A partir des années 60, les recherches portant sur le thème de prévision de la défaillance des entreprises ont été intensifiés. Plusieurs méthodes ont été proposées pour prévoir la faillite et faire face aux risques auxquels les entreprises sont soumises. La méthode d'aide à la décision qui a connu un grand essor est celle la fonction score, il s'agit d'une fonction qui regroupe les variables les plus discriminants identifié à l'aide de la technique de l'analyse discriminante. Plusieurs études se sont basées sur l'analyse discriminante comme technique de prévision ([2], [3]). Cependant, cette méthode a été critiquée par plusieurs auteurs ([4], [5], [6]) parce que la validité des résultats trouvés est tributaire de certaines hypothèses restrictives, comme l'hypothèse de la normalité de la distribution de chacune des variables retenues et l'hypothèse de l'indépendance entre celles-ci. Pour pallier aux insuffisances de la méthode de l'analyse discriminante, d'autres modèles de prévision ont vu le jour à la suite.

Les années 90 ont révélé la naissance d'une nouvelle technique non paramétrique, utilisée initialement dans les sciences physiques, comme nouvelle méthode de prévision dans les domaines économiques, financiers et de gestions. Il s'agit de la méthode des réseaux de neurones dotée de l'intelligence artificielle et qui est basée essentiellement sur l'apprentissage automatiques. Cette technique de traitement non linéaire des données, a fait preuve de réussite dans de nombreux domaines et surtout dans les sujets de classifications.

La première utilisation des réseaux de neurones à la prévision du risque de défaillance a été réalisée par [7]. L'utilisation de cette méthode s'est ensuite intensifiée par les travaux de [8] et [9]. Plusieurs études ont montré la supériorité de l'approche neuronale par rapport à l'analyse discriminante en terme de prévision ([10], [11], [12]). D'autres études suggèrent l'utilisation de l'analyse discriminante dans le domaine de prévision [13]. Cependant, [14] recommandent d'utiliser les deux méthodes (l'approche neuronale et l'analyse discriminante).

Dans ce cadre s'intègre notre recherche, qui vise à explorer une nouvelle démarche pratique basée sur les réseaux de neurones pour prévenir la défaillance des entreprises, dans une première étape, et de juger sur l'apport de l'approche neuronale en terme de capacité prédictive par rapport à l'analyse discriminante, dans une deuxième étape. Cette recherche est motivée par les insuffisances des méthodes paramétriques en terme de prévision. Pour atteindre cet objectif, la qualité de prévision du modèle issue de la technique des réseaux de neurones est comparée à celle de l'analyse discriminante.

II. REVUE DE LA LITTÉRATURE

Les répercussions négatives sur l'entreprise en particulier et sur l'environnement économique en général engendrées par la faillite d'une entreprise, ont poussé les chercheurs, depuis plusieurs années, à intensifier leurs études et à recourir à des méthodes statistiques dans le but de créer des modèles permettant la prévision de la défaillance.

A. Présentation de l'analyse discriminante

La prévision de la faillite des entreprises est un champ de recherche qui remonte aux années 30 avec l'étude pionnier de [15], depuis cette date on a assisté à plusieurs générations de modèles permettant la détection précoce de la défaillance. Les progrès enregistrés au niveau du développement des outils statistiques ont fait de ce domaine d'étude un thème toujours d'actualité. La prévision de la défaillance d'une entreprise peut être appréciée comme un problème de classification, qui se compose, en général de deux catégories d'affectation: entreprise saine et entreprise en faillite.

L'analyse discriminante fait partie des techniques paramétriques de classification statistique, elle consiste à établir une relation fonctionnelle entre les variables explicatives et la variable à expliquer et elle exige que les données soient indépendantes et normalement distribuées.

Les années 1960, ont marquées le développement de plusieurs méthodes ayant pour objectif la modélisation de la prévision du risque de faillite, l'une des plus réputés étant l'analyse discriminante. Parmi les approches qui ont marqué l'utilisation de cette méthode est celle l'analyse univariée de [16] qui a été parmi les premières recherches essayant à distinguer entre les entreprises saines et les entreprises défaillantes par l'étude des ratios financiers des entreprises (jusqu'à 5 ans qui précède l'événement de faillite). Un seuil critique a été déterminé de manière à séparer au mieux le groupe des entreprises saines à celui des défaillantes. Malgré que cette méthode ait abouti des résultats performants en matière de classification, elle a été énormément critiquée. En effet, l'unicité du ratio utilisé ne permet pas d'apporter une analyse globale de la santé financière de l'entreprise, aussi elle ne permet pas de prendre en mesure le critère d'interdépendance entre les différents ratios financiers.

Malgré les critiques adressés à l'approche unidimensionnelle de Beaver, cette méthode a été le point de départ pour le développement d'autres méthodes, tel que l'analyse discriminante multidimensionnelle qui permet une explication plus riche de la situation de l'entreprise. L'analyse discriminante multivariée (MDA) est basée sur l'application des procédures de classification de Bayes et des hypothèses strictes selon lesquelles les classes positives et négatives ont des distributions gaussiennes avec des matrices de covariance égales. Cette méthode a abouti à la construction d'une fonction score, qui est la combinaison linéaire d'un certain nombre de variables. Le modèle z-score publié par [17] aux Etats Unis, est le modèle de prévision de faillite des entreprises le plus populaire de la

littérature. Il calcule une fonction score Z à partir d'une combinaison linéaire de plusieurs ratios financiers. Le classement d'une entreprise quelconque comme saine ou défaillante se fait par comparaison de son score par rapport au seuil fixé par le modèle. Altman [18] a utilisé une analyse discriminante multivariée pour effectuer la classification des entreprises solvables et insolvables sur la base des données de leurs états financiers. Il a utilisé cinq ratios financiers clés comme données d'entrée, notamment le fonds de roulement / l'actif total, le bénéfice avant intérêts et impôts / l'actif total, qui ont été largement utilisés dans les recherches ultérieures.

Le problème majeur relatif à l'application de l'analyse discriminante, est que la validité des résultats trouvés est tributaire des hypothèses restrictives qui sont rarement satisfaites en pratique, en effet l'hypothèse de la normalité de la distribution de chacune des variables retenues et l'hypothèse de l'indépendance entre celles-ci est rarement respecté ce qui met en cause les résultats issue de cette méthode et les rend théoriquement invalides ([19], [20]).

B. Présentation des réseaux de neurones artificiels (RNA)

A partir des années 90, les techniques dotées de l'intelligence artificielle font leurs entrées dans le domaine de prévision de la faillite des entreprises. La méthode la plus populaire utilisée est celle des réseaux de neurones. Cette popularité est confirmée par l'étude menée par [21], au niveau de laquelle il a présenté divers articles dans lesquels les auteurs ont réussi à utiliser cette technique.

Plusieurs types d'architectures de réseaux ont été appliquées dans le domaine de la prédiction de la faillite : les perceptrons multicouches [22], les réseaux de neurones à rétro-propagation [23] et les réseaux de neurones probabilistes [24]. Dans le contexte Tunisien, plusieurs recherches ont été menées pour tester la performance des réseaux de neurones dans le domaine de la prévision du risque ([25], [26], [27], [28]).

Les réseaux de neurones se divisent en deux catégories :
- Les réseaux de neurones à apprentissage non supervisés ou à « apprentissage par compétition », qui sont utilisés lorsque le manipulateur du réseau n'est pas en mesure de présenter au système un échantillon d'apprentissage lui permettant de s'organiser suivant la somme d'informations mise en entrée et la forme qu'elle est censée à présenter. Dans ce cas le réseau s'auto-organise seule, sans aide extérieur au moyen de lois locales qui régissent l'évolution des poids synaptiques. Le plus célèbre de cette catégorie de réseau est celui de [29].

- Les réseaux de neurones à apprentissage supervisé, dans ce cas le réseau s'auto-organise à partir des données présentées dans l'échantillon d'apprentissage introduit initialement par le manipulateur. Sur cet échantillon, les données introduites essayent de caractériser une forme c.-à-d. sur la base des données et de la forme à présenter que le réseau se paramètre.

L'utilisation de la méthode des réseaux de neurones a pris naissance avec la recherche célèbre de [30], au niveau de laquelle il a utilisé l'algorithme de rétro-propagation des erreurs, et il a fait initier la possibilité d'utilisation des phénomènes présents pour la prévision des phénomènes futures. C'est grâce à l'algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur que l'utilisation des réseaux de neurones a connu un essor considérable. La règle de minimisation d'erreur qui doit être adoptée s'écrit selon ces auteurs :

$$E(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_{i,j} - y_{i,j}^*)^2$$

Où N représente le nombre de couples (x_i, y_i) utilisés pour l'apprentissage, n est le nombre de neurones dans la couche de sortie et $y_{i,j}^*$ est la réponse du réseau pour l'entrée x_i .

Cet algorithme a été amélioré par la suite par [31] et a convergé vers deux phases: une phase de forward propagation et une phase de backward propagation. En effet, le paramétrage du réseau de neurones correspond à une démarche de calcul des poids optimaux. L'algorithme généralement appliqué à cette phase est l'algorithme de rétro-propagation (Back propagation), qui peut être utilisé pour l'apprentissage surveillé. Au niveau de l'étape de forward propagation, chaque neurone de la couche d'entrée reçoit un signal externe, le traite et le transmet aux neurones de la couche cachée. L'entrée globale, que reçoit chaque neurone caché, est donnée alors par la somme pondérée de toutes les entrées (Voir figure 1).

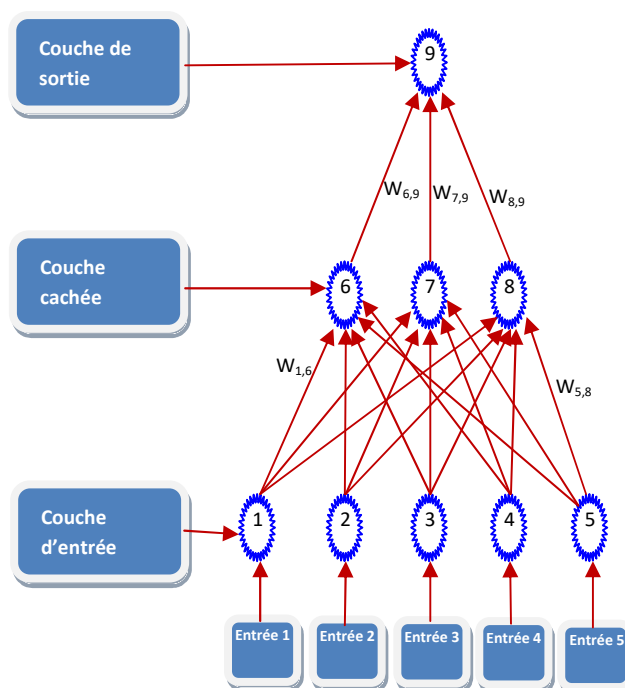


FIGURE 1 : ARCHITECTURE D'UN RESEAU DE NEURONES

Malgré le degré de précision des résultats issus des modèles des réseaux de neurones, ils sont souvent caractérisés comme "boîte noire."

III. LE CHOIX METHODOLOGIQUE

A. Présentation de la base de données

La base de données est constituée de 204 PME tunisiennes. Les états financiers collectés se rapportent à la période 2017-2018. Les données relatives aux entreprises défaillantes ont été obtenues auprès de la Commission de suivi des entreprises en difficultés économiques et du tribunal de première instance, celles relatives aux entreprises saines ont été collectées auprès des experts comptables et des commissaires aux comptes. Le critère de défaillance adopté est l'adhésion de l'entreprise aux régimes de sauvetages ou l'ouverture d'une procédure judiciaire à son encontre. Les horizons de prévisions retenus se situent à un an et à deux ans de la défaillance. Les données relatifs à l'année 2018 ont servi comme un échantillon d'apprentissage, alors que celles relatif à l'année 2017 ont servi comme un échantillon test et ce pour juger la capacité prédictif des deux techniques utilisés.

La sélection des variables financière qui permettent d'analyser la situation des entreprises est une étape primordiale dans l'élaboration d'un modèle de prévision de la faillite des entreprises. Une batterie initiale formée de 29 ratios, codés de V01 à V29 a été sélectionnée. Le choix de ces ratios a été motivé par leurs récurrences dans la littérature ([32], [33], [34], [35]) et leurs pertinences dans l'explication de la situation financière des entreprises.

Ce choix est donc opéré sur la base des études théoriques et empiriques réalisées et sur la disponibilité des données figurant aux états financiers.

Parmi les 29 variables choisis initialement (voir tableau 1), une analyse statistique à l'aide du test d'égalité des moyennes est menée pour tenir que les ratios les plus discriminants à l'explication de la défaillance au seuil de 5%.

TABLEAU I : LES RATIOS FINANCIERS CHOISIS

RATIOS	Code
Rentabilité financière	V01
Rentabilité financière	V02
Rentabilité économique (%)	V03
Rentabilité commerciale (%)	V04
Autonomie financière	V05
Indépendance financière	V06
Liquidité général	V07
Liquidité relative	V08
Liquidité immédiate	V09
Rotation des actifs	V10
Marge commerciale	V11

Rotation des actifs	V12
Rotation des immob	V13
Rotation des AC	V14
Rotation des KP	V15
Rotation des dettes FR	V16
Délai de recouvrement des créances	V17
Délai moyen de règlement des FR	V18
Rotation des dettes FR	V19
Rotation des créances CLT	V20
Rentabilité des kp	V21
DETTE TOTAL / TOTAL BILAN	V22
DETTE a CT / TOTAL BILAN	V23
DETTE a LT / TOTAL BILAN	V24
DETTE a CT/ACTIF CIRCULENT	V25
Capacité d'autofinancement/Endettement global	V26
KP/ CA	V27
Rst avant interret et impot/Actif totale	V28
Charge de personnel/EBE	V29

B. Présentation des logiciels utilisés

Pour le traitement des données et la modélisation de la défaillance, nous avons eu recours au logiciel SPSS pour l'application de l'analyse discriminante, à Matlab 2011 pour le paramétrage et la programmation des réseaux de neurones.

Le logiciel SPSS nous a permis dans une première étape de réaliser certains recodages de variables, et de s'assurer des test statistiques de bases. Ensuite l'application de l'analyse discriminante, nous a permis d'identifier les variables les plus discriminantes à l'aide du critère Lambda de Wilks et du test de Fisher, et d'estimer les paramètres des fonctions scores. Le logiciel Matlab 2011 était utilisé pour créer, manipuler et visualiser les résultats obtenus par les réseaux de neurones. Tous les traitements et les paramétrages y relatif ont été développés par nos soins. Ainsi, les procédures de bootstrap, celles propres au réseau de neurones employées pour effectuer les classifications et celles relatives aux sélections des variables adaptées au réseau.

IV. MODELISATION DE LA PREVISION DE LA DEFAILLANCE A L'AIDE DE L'ANALYSE DISCRIMINANTE

A. Analyse de l'ensemble des ratios financiers

La performance du processus de modélisation de la prévision de la défaillance est dans l'identification et le choix des ratios financiers qui permettent d'expliquer au mieux la situation de l'entreprise et d'apprécier la probabilité de faillite potentielle [36].

Portant du constat du nombre élevé des ratios initialement choisis, notre sélection s'est focalisée sur ceux qui sont capable à discriminer entre les entreprises saines et

celles défaillantes. Nous avons appliqué le test de Fisher pour déterminer les ratios financiers les plus discriminants qui sont capable de différencier entre les deux groupes d'entreprises (Voir tableau II).

TABLEAU III : LE TEST DE FISHER

Ratios	Lambda de wilks	F	Signification
V01	1,000	,045	,833
V02	,997	,634	,427
V03	,990	1,980	,161
V04	,984	3,236	,074
V05	,972	5,823	,017
V06	,987	2,626	,107
V07	,989	2,330	,128
V08	,989	2,236	,136
V09	1,000	,226	,635
V10	,999	12,270	,001
V11	,943	9,254	,003
V12	,956	3,691	,056
V13	,982	13,206	,000
V14	,939	12,874	,000
V15	,940	4,632	,033
V16	,978	1,631	,203
V17	,992	,972	,325
V18	,995	12,270	,001
V19	,943	1,606	,207
V20	,992	40,895	,000
V21	,832	53,505	,000
V22	,791	9,394	,002
V23	,956	12,618	,000
V24	,941	17,935	,000
V25	,918	4,135	,043
V26	,980	,449	,504
V27	,998	9,697	,002
V28	,954	,634	,427
V29	,997	1,177	,279

Le test de Fisher F qui est le rapport de la variance inter-groupe sur les variances intra- groupes et qui est équivalent aussi au carré d'une statistique t de student à variance commune, nous a permis de déterminer les ratios les plus significatifs qui ont le pouvoir discriminant le plus important. Ce test appliqué aux ratios sélectionnés initialement montre la présence d'un certain nombre de ratios significatifs et d'autres qui ne le sont pas, au seuil de 5%. Les ratios jugés les plus significatifs et qui sont capable de discriminer au mieux entre les deux groupes d'entreprises appartiennent à plusieurs types de ratios utilisés dans cette analyse : V05, V10, V11, V13, V14, V15, V18, V20, V21, V22, V23, V24, V25, V27.

A l'issue de cette analyse, et par référence aux ratios présentant le pouvoir discriminant le plus élevé nous constatons que les entreprises tunisiennes souffrent d'un besoin de liquidité, affectant leurs solvabilité et les rends incapables d'honorer leurs engagements. Cette situation, aggrave leur situation et les oblige à s'endetter de plus en plus ce qui accentue leur dépendance financière.

Pour conclure, l'analyse des deux groupes d'entreprises confirme que les entreprises défaillantes sont très endettées à court terme par rapport à leur activité.

B. Validation de la méthode

Ce qu'on peut noter à partir du test de Fisher c'est la présence de plusieurs variables explicatives non pertinentes ayant des taux de significativité supérieurs à 5%. Pour ceci, on a procédé à une purification de la fonction discriminante (combinaison linéaire des variables différenciant au mieux les deux groupes d'entreprises) en gardant que les variables significatives.

Pour vérifier la validité de l'analyse discriminante menée, on a fait recours à certains indicateurs.

Le Test de BOX

TABLEAU III: RESULTAT DU TEST MULTI VARIE DE BOX

M de Box	4654,484	
Approximativement	17,938	
F	ddl1	231
	ddl2	120797,010
	Signification	,000

La valeur obtenue de M de Box par ce test a une valeur égale à 4654,484. La valeur obtenue est élevée et la significativité du test de F tend vers 0. Ces résultats obtenus montrent la pertinence de l'analyse menée.

La corrélation globale

TABLEAU III: VALEUR PROPRE ET COEFFICIENT DE CORRELATION CANONIQUE ASSOCIE

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,692(a)	100	100	,640

Une autre mesure d'évaluation de l'analyse discriminante est le coefficient de corrélation canonique entre le sous espace engendré par les variables indicatrices des deux groupes et le sous espace des combinaisons linéaire des ratios financiers. Plus ce coefficient est proche de 1, plus la fonction discriminante est meilleure. La valeur de la corrélation canonique obtenue s'élève à 0.640, il s'agit d'une valeur acceptable pour la validité de l'analyse discriminante.

C. Formulation de la fonction score

L'objectif de la recherche est la prévision du risque de faillite des entreprises par la construction d'un modèle permettant la détection précoce de cet état. La méthode de l'analyse discriminante permet d'aboutir à la construction d'une fonction score Z qui permet de discriminer entre les deux types d'entreprises. Cette fonction est la somme pondérés des coefficients associés à chacun des ratios sélectionnés jugés les plus pertinents

La fonction score est une combinaison linéaire des ratios utilisés ayant le pouvoir discriminant élevé au seuil de 5%. Les coefficients des ratios sont donnés par le vecteur présenté dans le tableau ci-dessous.

TABLEAU IV: COEFFICIENTS STANDARDISES DE LA FONCTION DISCRIMINANTE

Fonction	
V05	-,033
V10	-,061
V11	,037
V13	-,005
V14	,000
V15	,037
V18	-3,223
V20	1,619
V21	-4,346
V22	2,048
V23	-1,591
V24	2,018
V25	,032
V27	-,691
(Constante)	- 0,937

A la suite de la vérification de la validité de l'analyse discriminante par les indicateurs analysés ci-dessus, on procède à l'élaboration de la fonction discriminante linéaire, fonction score.

La fonction score établie s'écrit :

$$Z = - 0,33V05 - 0,61V10 - 0,005 V13 + 0,001V14 - 0,37V15 - 3,223V18 + 1,619V20 - 4,346V21 + 2,048V22 - 1,591V23 + 2,018V24 + 0,032 V25 - 0,691V27 - 0,937$$

➤ Evaluation de la qualité de classification

Le but de la fonction score établie concerne son application pour classer de nouvelles entreprises aux groupes prédéfinis à partir des données fournies au niveau de leurs états financiers. Pour s'assurer de la qualité de prévision de la méthode, le pouvoir discriminant du score est évalué. La mesure de la qualité du pouvoir discriminant est le taux de bon classement. Si le score d'une entreprise

est positif, celle-ci est dite bien classée par la fonction score si elle est affectée dans le groupe des entreprises saines. De même si le score d'une entreprise est négatif, celle-ci est dite bien classée par la fonction score si elle est affectée au groupe des entreprises défaillantes.

TABLEAU VI: VALIDATION DU MODELE

		Classe d'affectation prévue par le modèle		Total	
		Groupe d'entreprise	entreprise		entreprise
			défaillante	saine	
Original	Effectif	entreprise défaillante	81	21	102
		entreprise saine	19	83	102
	%	entreprise défaillante	79,4	20,6	100,0
		entreprise saine	18,6	81,4	100,0
a 80,4% des observations originales classées correctement.					

Nous pouvons constater que le modèle a pu classer 81 entreprises défaillantes parmi les 102 introduites initialement, ce qui donne un taux de bon classement des entreprises défaillantes qui s'élève à 79,4%. De même ce modèle a pu identifier 83 entreprises saines parmi les 102 introduites initialement, ce qui donne un taux de bon classement des entreprises saines qui s'élève à 81,4 %. En contrepartie, le taux d'erreur de première catégorie est de l'ordre de 20,6%, alors que celui de la seconde est de 18,6%. Nous concluons donc, que l'application de ce modèle à notre échantillon, un an avant la défaillance, nous a permis de classer correctement 164 entreprises parmi les 204, soit un taux de bon classement de 80,4%.

La même fonction score appliquée à l'échantillon test (celui des données relatives à l'année 2017) a permis de donner des résultats qui sont présentées dans le tableau suivant :

TABLEAU VI: QUALITE DE REPRESENTATION DE LA FONCTION SCORE

		Classe d'affectation prévue par le modèle		Total	
		Groupe d'entreprise	entreprise		entreprise
			défaillante	saine	
Original	Effectif	entreprise défaillante	72	30	102
		entreprise saine	29	73	102
	%	entreprise défaillante	70,58	29,42	100,0
		entreprise saine	28,44	71,56	100,0

Cette fonction score a permis de classer 72 entreprises défaillantes parmi les 102 présentes dans l'échantillon test ce qui donne un taux de bon classement des entreprises défaillantes de 70,58 %. De même cette fonction a permis de classer 73 entreprises saines parmi les 102 présentes

dans l'échantillon test, soit un taux de 71,56% de bon classement. Pour conclure, ce modèle appliqué 2 ans avant la faillite permet d'avoir un taux de bon classement des entreprises qui s'élève à 71,07 %.

Le modèle établi à partir de l'analyse discriminante permet de classer les entreprises avec des taux satisfaisants, en effet il convient de révéler que plus l'événement de la faillite se rapproche, plus la performance du degré de prévision s'améliore.

Les entreprises utilisées dans cette recherche appartiennent à différents secteurs d'activités. En effet, le modèle a été appliqué sur des échantillons multisectoriels, de ce fait le degré de précision du modèle dépend de l'état du secteur au qu'elle appartient l'entreprise.

Nous sommes limités au calcul d'un score multisectoriel qui pourrait être vraisemblablement moins performant qu'un score sectoriel. Mais, dans ce contexte d'étude, l'objectif est de présenter une méthode et d'évaluer ses atouts que de réaliser une performance dans l'absolu.

V. MODELISATION DE LA DEFAILLANCE A L'AIDE DES RESEAUX DE NEURONES

Les réseaux de neurones sont largement utilisés en raison de leur capacité de classification et de généralisation. Il s'agit d'un outil flexible et non paramétrique inspiré des systèmes neuronaux biologiques³⁷.

Le perceptron multicouche, largement utilisé dans la pratique, est particulièrement adapté au domaine de la classification. L'architecture de ce type de réseau est couramment utilisée pour construire les modèles de prévision. Il est composé de plusieurs couches successives et des fonctions d'activation. La fonction de sortie mesure la valeur de sortie d'un neurone sur la base de son état d'activation. La détermination de la fonction d'activation dépend du type de l'application. Dans certaines applications, on utilise la fonction sigmoïdale comme fonction d'activation. Dans d'autres types d'applications on utilise la fonction logit ou la tangente hyperbolique.

Le deuxième échantillon test est nécessaire à l'étude de la fiabilité des modèles utilisés. Pour un bon paramétrage du réseau, nous allons effectuer un échantillonnage aléatoire sur la variable défaillance. Nous choisissons environ 70% de données pour l'apprentissage et 30% de données pour tester nos modèles de prévision.

A. Procédure d'apprentissage : L'algorithme de rétro propagation

On a appliqué dans cette partie les réseaux à couches multiples (Multi Layer Perceptron : MLP) en association avec la méthode d'apprentissage de rétro-propagation du gardien de l'erreur appelé « Back-Propagation ». Cette technique exige de l'utilisateur d'effectuer plusieurs essais afin d'identifier l'architecture neuronale optimale qui améliore le pouvoir prédictif du modèle dans l'identification de la situation des entreprises [38]. Les données d'apprentissages du réseau de neurones

comprenaient les 14 ratios jugées initialement les plus significatifs. Ces ratios constituent les neurones de la couche d'entrée. L'output désiré est formée de valeurs binaires: 1 pour les entreprises saines et 0 pour les entreprises défaillantes (couche de sortie), cet output forme le neurone de la couche de sortie. La fonction de transfert retenue est celle sigmoïdale puisque la variable à expliquer est binaire.

La fonction d'erreur dépend de tous les poids du réseau et doit être minimisée. A cause de la non-linéarité du réseau, on ne peut pas trouver un minimum global par une méthode analytique. C'est pour cette raison qu'on cherche un minimum local par une méthode itérative par une descente de gradient récursive. L'algorithme d'optimisation le plus utilisé est celui de rétro-propagation. Nous avons retenu alors la moyenne des erreurs quadratiques (MSE) comme fonction de performance pour juger la qualité prédictive du modèle. Cette fonction détermine l'erreur quadratique moyenne commise par le modèle neuronal. C'est à partir de cet indicateur que le réseau s'auto organise et se paramètre avec la solution désirée. L'idéal c'est d'avoir une erreur très faible voir même nulle.

La méthode employée exige d'effectuer plusieurs optimisations, de la part de l'utilisateur, afin de déterminer l'architecture neuronale optimale du modèle, permettant d'avoir le taux de prévision le plus performant [39]. Le principe de l'optimisation individuelle implique que nous devons continuellement rechercher des classificateurs parfaits tout en optimisant les paramètres du modèle ou la structure du modèle [40].

L'apprentissage est utilisé pour trouver tous les poids w_i qui minimisent la fonction d'erreur. L'erreur calculée à partir de la couche de sortie est rétro propagée à travers le réseau, et les poids sont modifiés en fonction de leur contribution à la minimisation d'erreur.

B. L'identification de la meilleure architecture

On a essayé de faire plusieurs tests sur le réseau en faisant varier le nombre de couches cachées et le nombre de neurones cachés dans chaque couche afin d'aboutir à l'architecture optimale qui permet d'avoir l'erreur moyenne la plus faible avec le taux de bon classement le plus performant relatif à l'échantillon test. En effet, dans notre programme, nous avons fixé un nombre d'itération égal à 500 et un nombre de couches cachées allant de 1 jusqu'à 5. Le tableau ci-dessous récapitule les résultats auxquels nous avons abouti.

TABLEAU VII: ERREUR DE PREVISION EN FONCTION DE LA VARIATION DU NOMBRE DE NEURONES

Réseau MLP	Nombre de neurones	Nombre de couches cachées	MSE
MLP [1-4]	4	1	0.154
MLP [2-4]	4	2	0.096

MLP[2-5]	5	2	0.109
MLP[3-6]	6	3	0.353
MLP[4-4]	4	4	0.288
MLP[5-3]	6	5	0.123
MLP[6-7]	7	5	0.246

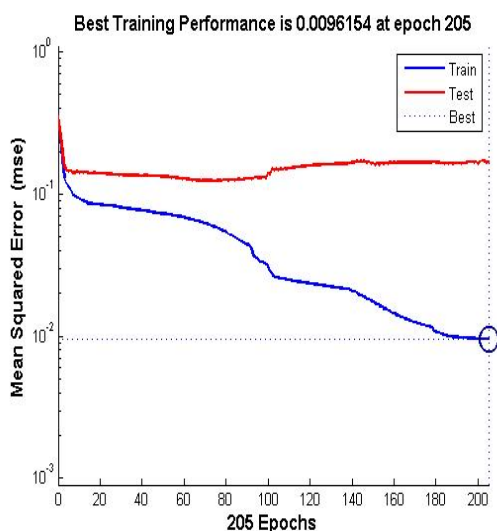


FIGURE 2: COURBE D'APPRENTISSAGE ET DE TEST DU RESEAU

L'architecture optimale du réseau est celle obtenue avec 2 couches cachées composées de 4 neurones. Ce réseau nous a permis d'avoir l'erreur moyenne quadratique la plus faible qui s'élève à 0,0096 avec 205 itérations.

C. Evaluation de la performance du modèle

La performance du réseau est mesurée par la matrice de confusion (voir Fig3 et tableau IX).



FIGURE 3: MATRICE DE CONFUSION DES RNA

TABLEAU IX: RESULTAT DE CLASSIFICATION DES RNA POUR L'ECHANTILLON TEST

		Classe d'affectation prévue par le modèle pour l'échantillon Test			Total
		Groupe d'entreprise	entreprise défaillante	entreprise saine	
Original	Effectif	entreprise défaillante	39	12	51
		entreprise saine	7	34	41
	%	entreprise défaillante	76,5	23,5	100
		entreprise saine	17.1	82,9	100

Le tableau ci-dessus montre que le modèle a pu classer 76,5 % des entreprises défaillantes et 82,9 % des entreprises saines pour l'échantillon test. Le taux de bon classement global s'élève à 79,7%.

TABLEAU VIII: RESULTAT DE CLASSIFICATION DES RNA POUR L'ECHANTILLON D'APPRENTISSAGE

		Classe d'affectation prévue par le modèle pour l'échantillon d'apprentissage			Total
		Groupe d'entreprise	entreprise défaillante	entreprise saine	
Original	Effectif	entreprise défaillante	101	15	116
		entreprise saine	3	89	92
	%	entreprise défaillante	87	13	100
		entreprise saine	3,3	96,7	100

Le tableau ci-dessus montre que le modèle a pu classer 87 % des entreprises défaillantes et 96,7 % des entreprises saines pour l'échantillon apprentissage. Le taux de bon classement global s'élève à 91,85%.

Ces tableaux montrent les résultats de classification des RNA. Le taux de bon classement global pour le sous-ensemble d'apprentissage est de 91,85% et pour le sous-ensemble de test est de 79,70%.

VI. COMPARAISON DE LA PERFORMANCE DES MODELES : ANALYSE DISCRIMINANTE ET RESEAU DE NEURONES

Afin de trancher la question de performance en terme prévision entre la méthode de l'analyse discriminante et celle des réseaux de neurones, on a comparé le pouvoir prédictif des deux méthodes à partir des taux de bon classement obtenus par les modèles. (Voir Tableau XI)

TABLEAU XI: PERFORMANCE DES METHODES

	Analyse discriminante		Réseau de neurones	
	Test	Apprentissage	Test	Apprentissage
T. Bon Classement	71,07%	80,4%	79,7%	91,85%

L'analyse discriminante nous a permis d'avoir un taux de bon classement général qui s'élève à 71,07% pour l'échantillon test et 80,4% pour l'échantillon d'apprentissage, alors que la technique du réseau de neurones nous a permis d'avoir des taux plus performant qui s'élèvent à 79,7% pour l'échantillon test et 91,85% pour l'échantillon d'apprentissage.

Ces résultats montrent la performance de la technique des réseaux de neurones par rapport à l'analyse discriminante en termes de prévision de la faillite des entreprises. Nos résultats confirment ainsi des études empiriques déjà réalisées ([41], [21],) qui ont conclu que les modèles basés sur les réseaux de neurones montrent une légère supériorité par rapport à l'analyse discriminante en termes de classification.

Toutefois, il faut noter que le processus de paramétrage des réseaux de neurones est difficile à interpréter, en effet cette méthode apparaît comme boîte noire dont les règles de fonctionnement sont inconnues et les liaisons internes n'ont pas de signification économique. D'où en termes d'interprétation des données l'analyse discriminante semble être plus performante.

Pour conclure, on peut dire que l'approche neuronale et l'analyse discriminante se révèlent être plutôt deux techniques complémentaires. L'analyse discriminante permet d'identifier et d'interpréter les variables les plus discriminantes alors que la méthode des réseaux de neurones permet de développer le modèle le plus performant en termes de prévision tout en utilisant ces variables discriminantes.

VII. CONCLUSION

Notre recherche a porté initialement sur l'identification des variables financières annonciateurs de la défaillance des entreprises. A partir de l'analyse discriminante, il s'est avéré que les PME tunisiennes défaillantes se caractérisaient par une faible liquidité, une faible autonomie financière, un fort niveau d'endettement et des problèmes de recouvrement. Les résultats montrent que ces variables permettent de discriminer entre les deux groupes d'entreprises. Aucune de ces variables ne peut vérifier individuellement le critère de faillite d'une entreprise.

Au terme de cet article, il ressort des résultats obtenus dans cette recherche que l'application des techniques dotés de l'intelligence artificielle, dans notre cas la méthode des réseaux de neurones, à la prévision de la faillite des entreprises offre des résultats très prometteuse et même

plus performante que celle la méthode de l'analyse discriminante. En utilisant l'analyse discriminante la capacité prédictive du modèle s'élève à 77,4% inférieure aux taux acquis par la méthode neuronale s'élevant à 79,3%.

Le présent travail peut être étendu par la prise en compte d'autres variables de types qualitatives qui influencent profondément la situation des entreprises. Aussi, d'autres extensions peuvent être envisagées qui sont de nature à améliorer la qualité de prévision et qui correspondent à l'utilisation des algorithmes génétique et des méthodes SVM.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Lukason, O., and Andresson, A., “Tax Arrears Versus Financial Ratios in Bankruptcy Prediction”, *J. Risk Financial Manag.* (2019), 12, 187
- [2] Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), pp.589–609.
- [3] Altman, E.I., Haldeman, R.G., Narayanan, P., “ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations”. *J. Bank. Financ.* 1 , (1977). pp.29–54.
- [4] Eisenbeis, E., R., “Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics “. *The Journal of Finance*, Volume32, Issue3, (1977). pp 875-900
- [5] Deakin, E.B. “Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence”. *The Accounting Review*, 51, (1976). pp 90-96.
- [6] Joy., M.,O., and Tollefson, J.,O., “On the Financial Applications of Discriminant Analysis”. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* , Volume 10 , Issue 5 , (1975).pp. 723 - 739
- [7] Bell, T. B., Ribar, G. S., Verchio, J. R., “Neural Nets Vs. Logistic Regression : A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures”, *Proceedings of the 1990 Deloitte and Touche-University of Kansas Symposium on Auditing Problems*, pp. 29-58.
- [8] TAM, K. Y., KIANG, M. Y.), “Managerial Applications of Neural Networks : The Case of Bank Failure Predictions” .(1992), *Management Science*, vol. 38, n° 7, pp. 926-947
- [9]Altman E.I., Marco G., Varetto F. “Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant and neural networks: the Italian Experience”, (1994). *Journal of Banking and Finance*, 18,pp .505-529
- [10] Odom, M. and Sharda, R., ‘A neural network model for bankruptcy prediction’, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural networks*, June 1990, pp. 163–168.
- [11] Abdou, H., Pointon, J., El-Masry, A., “Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking”, (2008). *Expert Systems with Application*, Vol 35, N°3, pp.1275-1292.
- [12] Almaskati N., Bird R., Yeung D., Lu Y., “A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy” *Advances in Accounting*, Volume 52, March 2021
- [13] Bardos M. (1998a). Detecting the risk of company failure at the Banque de France, *Journal of Banking and Finance*, vol. 22, pp. 1405-1419
- [14] Yi Qu., Pei Quan., Minglong Lei., and Yong Shi., “Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques” *Procedia Computer Science* 162, (2019). pp 895–899
- [15] Fitzpatrick P.I. «A comparison of the successful industrial enterprise with those of failed companies», *The Accountants Publishing Company*(1932)
- [16] Beaver W., “Financial ratios as predictors of failure, *Empirical Research in Accounting: Selected studies*”, *Journal of Accounting Research*, 6, 165-182
- [17] Altman E., “Financial Ratio, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy”, *The Journal Of Finance*, September 1968, pp. 589-609.
- [18] Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. *The journal of finance*, 1968, 23(4): 589-609
- [19] Huang, Z., Chen, H., Hsu, C. J., Chen, W. H., Wu, S., “Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: A market comparative study”, (2004). *Decision Support Systems*, 37, pp.543–558.
- [20] Šustersic, M., Mramor, D., and Zupan, J., “Consumer credit scoring models with limited data”, *Expert Systems with Applications*, 36, (2009). pp 4736–4744.
- [21] Alaka, H.A., Oyedele, L.O., Owolabi, H.A., Kumar, V., Ajayi, S.O., Akinade, O.O., Bilal, M., 2018. « Systematic review of bankruptcy prediction models: towards a framework for tool selection”. *Expert Syst. Appl.* 94, 164–184
- [22] Iturriaga, F.L., et Sanz, I.P., “Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks”. *Expert Systems with Applications*.2015. 42(6)
- [23] Lee, S., Choi, W.S., 2013. A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Syst. Appl.* 40, 2941–2946.
- [24]Yajnik M., Moon S., Kurose J. & Towlsey D. “Measurement and modeling of the temporal dependence in packet loss”. In *Proceedings of IEEE INFOCOM 1999*, p. 345–352
- [25] Perbo, P., and Arabnezhad, E., “A Machine Learning-based DSS for mid and long-term company crisis prediction”. *Expert Systems with Applications*. Volume 174, 15 July 2021, 114758.
- [26] Marsoa, S., and El Merouania, M., “Predicting financial distress using hybrid feedforward neural network with cuckoo search algorithm”. *Procedia Computer Science*, Volume 170, 2020, Pages 1134-1140
- [27] Khemakhem S.et Boujelbene Y., “Credit Risk Prediction: A Comparative Study between Discriminant Analysis and the Neural Network” *Approach. Journal of Accounting and Management Information Systems*, 2015, vol. 14, issue 1, 60-78
- [28] ZAMMEL M. & KHOUFI W «The use of Bayesian Networks in the prediction of bankruptcy», *Revue Française d’Economie et de Gestion* 2020 «Volume 1: Numéro 1» pp: 60-88
- [29] Kohonen, T.. “Self-organized formation of topologically correct feature maps”, *Biological Cybernetics*,(1982) , 43, pp.59-69

- [30] McCulloch & Walter Pitts. « A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity ». The bulletin of mathematical biophysics volume 5, pages 115–133 (1943)
- [31] Rumelhart D., Hinton G. & Williams R. , “Learning representations by back-propagating errors”, Nature volume 323, pages 533–536 (1986)
- [32] Bardos M. (1998a). Detecting the risk of company failure at the Banque de France, Journal of Banking and Finance, vol. 22, pp. 1405-1419.
- [33] Ooghe H. et Waeyaert N., « Oorzaken van faling en falingspaden: Literatuur Overzicht en conceptueel verklarings model Economisch en Sociaal Tijdschrift », 57 (4) (2004), pp. 367-393
- [34] Refait C. « La prévision de la faillite fondée sur l’analyse financière de l’entreprise: un état des lieux », Économie et Prévision, 2004, 162, 129-147.
- [35] Bardos M., « Scoring sur données d’entreprises : instrument de diagnostic individuel et outil d’analyse de portefeuille d’une clientèle », Revue MODULA, (2008), 38, 159 – 177.
- [36] Petersen, C., & Plenborg, T. (2012). « Financial statement analysis: valuation, credit analysis and executive compensation”. England: Pearson Education Limited
- [37] Qu y, Quan P, Lei M, Shi Y., “Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques”. Procedia Computer Science 162, (2019). Pp 895–899
- [38] Tam, K. (1991), “Neural network models and the prediction of bank bankruptcy”, Omega, Vol 19, N°2, pp 429-445.
- [39] Tam Y. , Lei Y. , Zheng J. and Wang W. , "ASR error detection using recurrent neural network language model and complementary ASR," 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Florence, Italy, 2014, pp. 2312-2316.
- [40] Young Kim S.Y , Upneja A., “Majority voting ensemble with a decision trees for business failure prediction during economic downturns”. Journal of Innovation & Knowledge, Volume 6, Issue 2, April–June 2021, Pages 112-123.
- [41] Mattoussi., H., et Krichène., A., La prévision du risque de défaut dans les banques tunisiennes : Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l’intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels. publié dans "Crises et nouvelles problématiques de la Valeur, Nice : France (2010)"