



HAL
open science

Prédiction du risque de défaillance des entreprises : capacité à utiliser les ratios financiers application du modèle linéaire de Brunswik

Fekih Ahmed Chiraz, Fedhila Hassouna

► **To cite this version:**

Fekih Ahmed Chiraz, Fedhila Hassouna. Prédiction du risque de défaillance des entreprises : capacité à utiliser les ratios financiers application du modèle linéaire de Brunswik. Normes et Mondialisation, May 2004, France. pp.CD-Rom. halshs-00593034

HAL Id: halshs-00593034

<https://shs.hal.science/halshs-00593034>

Submitted on 13 May 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.

***PREDICTION DU RISQUE DE DEFAILLANCE DES
ENTREPRISES :
CAPACITE A UTILISER LES RATIOS FINANCIERS
APPLICATION DU MODÈLE LINÉAIRE DE
BRUNSWIK***

CHIRAZ Fekih Ahmed

Faculté des sciences économiques
et de gestion de Mahdia.

Sidi Messaoud 5111,

Hiboun Mahdia – Tunisie.

Tel: 216 97 27 59 88

E-mail: chirazfekih@yahoo.fr

HASSOUNA Fedhila

Faculté des sciences juridiques,
économiques et de gestion de Jendouba.

45, rue mars 8100, Jendouba, Tunisie.

Tel: 216 78 60 11 76

E-mail: hassouna.fedhila@fsjegi.rnu.tn

Résumé

Le modèle linéaire de Brunswik est utilisé pour évaluer la cohérence de l'utilisation des ratios financiers par les banquiers pour prédire le risque de défaillance. Trente-quatre banquiers responsables de crédit, ayant en moyenne 8 années d'expérience, ont jugé le risque de défaillance de 62 cas réels d'entreprises (31 défaillantes, 31 saines) sur la base de cinq ratios financiers. Les résultats ont montré que les banquiers sont performants et consistants dans la prédiction du risque de défaillance. Il n'existe pas de différence significative entre la capacité prédictive des banquiers et celle des modèles des banquiers. Les modèles de régression des banquiers sont similaires au modèle de régression de l'environnement.

Mots clés : Modèle linéaire de Brunswik, prédiction de défaillance, banquiers, cohérence, modèles des banquiers

Ability of bank loan officers to use financial ratios for predicting financial distress: Applying Brunswik lens model

Abstract

Brunswik lens model was used to evaluate the ability of bankers to use consistently financial ratios in the prediction of risk of bankruptcy. Thirty-four loan officers, with an average of 8 years of experience, have judged the risk of bankruptcy of 62 firms (31 stressed, 31 non-stressed) based on five financial ratios.

The results have showed that bankers were consistent in the prediction of risk of bankruptcy. There was no significant difference between the predictive ability of bankers and models of bankers. The regression equations of bankers match the optimal regression equation of the environment.

Keywords :

Brunswik lens model, prediction of bankruptcy, loan officers, Consistency, model of man

1. Introduction

Comme tout système d'information, l'objectif du système comptable est de fournir des informations utiles pour la prise de décision. Le Financial Accounting Standards Board (1978) affirme que : «...les documents financiers doivent fournir aux investisseurs, créanciers et autres utilisateurs actuels ou potentiels une information utile à la prise de décision rationnelle en matière d'investissement, de crédit ... ». Egalement, le cadre conceptuel du nouveau système comptable, inspiré des systèmes anglo-saxons, prévoit que l'un des objectifs essentiels des états financiers est de fournir des informations utiles à la prise de décisions relatives à l'investissement, au crédit et aux autres décisions similaires. L'accent est, en effet, mis sur les utilisateurs privilégiés de l'information comptable, les investisseurs et les prêteurs.

Le rôle de l'information comptable dans la prise de décision est vu de deux perspectives : la révision de la probabilité et la capacité prédictive. L'information a une valeur prédictive si elle permet de réduire l'incertitude concernant la réalisation des événements futurs. D'autre part, l'information possède une valeur rétrospective dans la mesure où elle permet de confirmer ou de réviser les prévisions antérieures.

Différentes approches sont utilisées pour apprécier la valeur prédictive de l'information comptable. La première approche consiste à découvrir l'utilité de l'information comptable par des modèles décisionnels. La deuxième approche consiste à tester la réaction du marché financier suite à la publication des informations comptables. La troisième approche met l'accent sur le comportement individuel de l'utilisateur par rapport à l'information comptable.

Les ratios financiers sont considérés par Horrigan (1968) comme étant l'usage particulier des données comptables. Les ratios financiers ont l'avantage de résumer une large quantité d'informations. Ils ont été utilisés pour différents buts prédictifs tels que la cotation d'obligations, le défaut de paiement et la défaillance. Eidleman (1995) stipule que les utilisateurs des ratios financiers ont des soucis spécifiques. Les prêteurs sont intéressés par la capacité de l'entreprise à honorer sa dette et les intérêts à l'échéance du prêt, les auditeurs sont intéressés par le jugement de la continuité d'exploitation, et les managers sont intéressés par la détection des problèmes auxquels ils vont faire face afin de prendre les actions correctives.

Cette étude s'intéresse aux banquiers responsables du prêt dans la mesure où le tissu économique tunisien est formé essentiellement par des petites et moyennes entreprises dont le financement repose sur les apports externes assurés par les banques. En Tunisie, le nombre des entreprises en difficulté ne cesse d'augmenter. Le directeur de la commission de suivi des entreprises en difficulté économique stipule que les banquiers, qui accordent des crédits et souvent plus de crédits qu'il n'en faut, doivent mettre en place un mécanisme de suivi des entreprises clientes.

Le défaut de paiement de prêt est le premier souci du banquier. Comme l'explique Fedhila (1998) la prédiction de défaut de paiement doit permettre aux banquiers de choisir la meilleure alternative pour réduire les coûts des actions correctives. Gadenne et Iselin (2000) prévoient qu'un certain niveau de perte de mauvaises dettes est inévitable. L'approvisionnement d'une qualité meilleure d'information financière et comptable peut aider les banquiers à prendre les meilleures décisions en relation avec la prédiction de défaillance, qui peuvent réduire par conséquent ces pertes.

L'objectif de cette recherche consiste à évaluer la cohérence de l'utilisation des ratios financiers par les banquiers pour prédire le risque éventuel de défaillance. On cherche à évaluer la qualité des prédictions à l'égard de deux aspects : premièrement, l'exactitude des prédictions, deuxièmement, l'optimalité des décisions, c'est à dire le degré avec lequel les décideurs utilisent avec consistance les ratios financiers.

L'intérêt de cette recherche est double : Premièrement, réexaminer la prédictibilité de l'environnement par le moyen des ratios financiers. Deuxièmement, évaluer la capacité des banquiers à prédire la défaillance et à utiliser avec consistance leur stratégie de décision.

Le reste de ce travail sera organisé comme suit : la deuxième partie inclut une revue des recherches empiriques et expérimentales ayant investigué la prédiction de défaillance par le moyen des ratios financiers. La troisième partie consiste à développer les hypothèses. La quatrième partie consiste à présenter la méthodologie mise en oeuvre. La cinquième partie sera réservée à la discussion des résultats. La dernière partie sera consacrée à la présentation de nos conclusions et les limites de notre recherche.

2. revue de la littérature

L'approche de l'utilité à la décision a deux branches majeures, la première se concentre sur les modèles de décision et la deuxième sur les preneurs de décision. L'approche du modèle de décision met en considération la capacité prédictive de l'information comptable. L'approche du preneur de décision met l'accent sur l'utilité de l'information comptable pour l'utilisateur individuel. Plusieurs recherches de prédiction de défaillance ont été menées dans le cadre de ces deux approches.

2.1. Ratios financiers et Prédiction de défaillance : modèles de décision

Les modèles statistiques utilisés en vue d'expliquer le phénomène de la défaillance par des ratios financiers ont évolué considérablement. Il n'est pas possible ici de présenter tous les modèles et de faire une revue détaillée du nombre énorme des études empiriques faites dans ce cadre. Nous allons nous limiter aux recherches jugées principales.

La technique statistique la plus ancienne est l'analyse univariée. L'analyse univariée ou le test de classification dichotomique a généré des résultats satisfaisants. L'étude de Beaver (1966) constitue l'exemple le plus représentant des études ayant utilisé cette technique. Beaver (1966) a trouvé que le ratio cash-flow / dettes totales possède le pouvoir discriminant le plus fort.

Cette méthode, néanmoins, n'a pas manqué de critiques. D'après Morris (1998), cette approche ne peut rendre compte de l'interaction entre les variables, et est naïve lorsqu'elle est systématiquement appliquée. Pour remédier aux limites d'analyse univariée, les chercheurs recourent à l'analyse discriminante.

L'analyse discriminante a deux buts, un but descriptif et un but décisionnel. A titre non limitatif, elle a été utilisée par Altman (1968), Deakin (1972), Altman, Haldeman et Narayanan (1977) et récemment par Ganesalingam et Kumar (2001). Holmen (1988) a comparé les deux modèles classiques de prédiction de défaillance, modèle de Beaver (1966) et modèle d'Altman (1968). Il a trouvé que l'utilisation univariée du ratio cash-flow / dettes

totales, proposé par Beaver (1966), a permis de prédire la défaillance avec un taux d'erreur moindre que celui des cinq ratios du Z score proposé par Altman (1968).

Pinches (1980), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) et Malecot (1986) ont identifié plusieurs problèmes statistiques et méthodologiques associés à l'application de l'analyse discriminante. Ohlson (1980) est l'un des premiers chercheurs qui ont utilisé l'analyse de régression logistique en vue d'éviter les problèmes associés à l'analyse discriminante.

Lo (1986) a comparé les deux méthodes analyse discriminante et analyse logistique. Il a trouvé que si l'hypothèse de normalité de distribution est vérifiée les deux méthodes produisent des résultats similaires. Lennox (1999), en contradiction, a trouvé que les modèles logit et probit sont plus performants que l'analyse discriminante.

Les ratios financiers, calculés à partir des accruals, sont susceptibles d'un jugement subjectif. En matière de prédiction de défaillance l'accent est davantage mis sur l'importance de l'information cash-flow. Les résultats des recherches investiguant le contenu informationnel du cash-flow sont mixtes.

Casey et Bartczack (1984), Casey et Bartczack (1985), Gentry, Newbold et Whitford (1985) et Gombola et al (1987) ont trouvé que les variables cash-flows n'ont pas de valeur prédictive marginale par rapport aux ratios à base d'accruals. Par opposition, Gentry, Newbold et Whitford (1987), Aziz et Lawson (1989) et Fedhila (1998) ont trouvé que le cash-flow est un indicateur important de la défaillance.

Sharma (2001) a fait un examen critique des études investiguant le rôle de l'information cash-flow dans la prédiction des défaillances. Il a constaté que la littérature dans ce cadre tend à confirmer que l'information cash-flow n'a pas de valeur ajoutée aux modèles de prédiction de défaillance à base d'accruals.

Suit au développement des technologies d'information et de l'intelligence artificielle les grandes entreprises, les banques et les chercheurs ont eu recours à d'autres modèles tel que les systèmes experts, les réseaux de neurone et la logique floue pour prévoir différents phénomènes. Alors que les systèmes experts ont été largement utilisés, les réseaux de neurones ont récemment attiré l'attention des chercheurs.

Une revue détaillée des recherches ayant investigué l'utilisation des réseaux de neurones dans l'analyse financière est faite par Malhotra et Malhotra (2002). L'analyse des performances réseaux de neurones versus modèles traditionnels dans le cadre de la prédiction du risque de défaillance et de l'évaluation des demandes de crédit, a montré que : Les réseaux de neurones sont plus performants (Tam et Kiang, 1992 ; Coats et Fant, 1993 ; Salchenberger, Cinar et Lash, 1993 ; Zang, Hu, Patuwo et Indro, 1999). De manière globale les réseaux de neurones sont moins performants (Altman, Giancarlo et Varetto, 1994). Les performances des deux sortes de modèles sont comparables (Desai, Crook et Overstreet, 1996).

Une étude plus récente est celle de Malhotra et Malhotra (2002). En utilisant les données rassemblées de 12 unions de crédit, ils ont comparé la performance d'analyse discriminante multiple et de réseaux de neurones dans la prédiction du remboursement du crédit. Le test-t pour échantillon appariés a été utilisé pour comparer l'exactitude de prédiction des deux modèles. Le test-t a montré qu'il n'existe pas de différence significative entre la performance des deux modèles et ce dans l'identification des crédits qui n'ont pas des problèmes de remboursement. Par contre, le réseau de neurones est significativement plus performant que

l'analyse discriminante dans l'identification des mauvais crédits, ceux ayant des problèmes de remboursement. Le réseau de neurone permet donc de diminuer l'erreur de type I.

Par ailleurs, plusieurs auteurs telque Vernimmen (1978), Eidlman (1995) et Morris (1997) se sont interrogés sur l'utilité des modèles statistiques de prédiction de défaillance.

2.2. Prédiction de défaillance (utilité des ratios financiers): traitement humain d'information

Les recherches antérieures en comptabilité ont étudié séparément la capacité prédictive et l'impact comportemental des informations financières. Libby (1975) a suggéré une autre voie de recherche dans laquelle l'utilité de l'information est considérée comme la production du contenu informationnel ainsi que de la capacité du preneur de décision à l'utiliser.

«Le pouvoir prédictif des mesures (l'exactitude des signaux) et la capacité du preneur de décision à utiliser l'information (l'exactitude des réponses du preneur de décision utilisant les signaux) en commun déterminent la qualité des décisions», Libby (1975), p. 150.

Dès lors, plusieurs recherches se sont basées sur le modèle de Brunswik pour déterminer si les ratios comptables fournissent des informations utiles pour le décideur dans la prédiction de défaillance. La plupart des recherches ont étudié la capacité prédictive des décideurs en comparaison avec des modèles statistiques.

L'analyse des performances 'sujets versus modèle de l'environnement' montre que : Les utilisateurs sont moins performants que le modèle (Abdel-khalik et El Sheshai, 1980 ; Chalos, 1985), les utilisateurs sont moins performants que le modèle lorsque le choix des signaux est fait par le modèle mathématique (Simnett et Trotman, 1989), les sujets sont aussi (ou plus) performants que les modèles (Doukas 1986), le comité des sujets est plus performant que le modèle (Chalos, 1985), au niveau faible et au niveau moyen d'information les sujets sont aussi performants que les modèles, au niveau élevé d'information les sujets sont moins performants que le modèle (Gadenne et Iselin, 2000), les sujets sont aussi performants que le modèle (Houghton et Woodliff, 1987).

D'autre part, l'analyse des performances 'sujets versus modèle du sujet' montre que : les sujets sont significativement plus performants que les modèles des sujets (Libby, 1976), l'avantage d'utiliser des modèles linéaires diminue lorsque la validité des prédictions des sujets augmente, les sujets emploient des stratégies non linéaires valides (Libby, 1976 ; Choong Nyoun et Raymond, 1999), il n'existe pas de différence significative entre l'exactitude des prédictions des sujets et l'exactitude des prédictions des modèles des sujets (Kida, 1980 ; Abdel-khalik et El Sheshai, 1980 ; Simnett et Trotman, 1989 ; Choong Nyoun et Raymond, 1999), les sujets se basant seulement sur les ratios financiers sont plus performants que leurs modèles, ceci est expliqué par le fait que les modèles linaires ne captent pas totalement les stratégies de jugement des sujets (Gadenne et Iselin, 2000).

Parmi les facteurs qui influencent la qualité des décisions des sujets : l'âge des données et la divulgation aux sujets de la probabilité a priori de défaillance (Houghton, 1984), la représentativité de la proportion des entreprises défaillantes (Houghton et Sengupta, 1984 ; Van Breda et Ferris, 1992), le choix des signaux par les sujets (Abdel-khalik et El Sheshai, 1980 ; Simnett et Trotman, 1989), en premier lieu les facteurs spécifiques aux entreprises

(ratios financiers), en deuxième lieu les facteurs mesurant directement la règle de décision (poids des ratios) (Laitinen et Laitinen, 1998), le niveau d'information (Gadenne et Iselin, 2000).

On a essayé dans le tableau suivant de résumer les résultats de quelques études expérimentales de prédiction de défaillance.

Tableau 1: Comparaison des études expérimentales de prédiction de défaillance

Etude	Nombre de sujets	Nombre des cases à évaluer	Exactitude des sujets	Exactitude du modèle de l'environnement	Exactitude des modèles des sujets
Libby (1975), (1976)	43 banquiers	60	74%	85%	72%
Zimmer (1980)	30 banquiers	42	77%	88%	Non étudiée
Casey (1980)	46 banquiers	30	57%	80%	Non étudiée
Casey (1983)	107 banquiers	49	82%	96%	Non étudiée
Abdel-khalik et El Sheshai (1980)	28	32	62.5% ¹	91%	62.5%
Houghton et Sengupta (1984)	Groupe 1: 36 banquiers Groupe 2: 33 banquiers	36	Groupe 1: 84% Groupe 2 : 72.5%	Non étudiée	Non étudiée
Kida (1980)	27 auditeurs	40	83%	90%	84%
Choong Nyoun et Raymond (1999)	3 banquiers	55+60+59	75%	—	76.5% Régression logistique 74.8% Modèle discriminant
Gadenne et Iselin (2000)	30 banquiers ²	16	84%	81%	77%

Toutes les recherches indiqués ci-dessus ont utilisé des modèles linéaires pour tester dans quelle mesure les décideurs sont consistants dans l'utilisation de leurs stratégies de jugement. Inspiré des résultats de Libby (1976), Choong Nyoun et Raymond (1999) ont eu le mérite de simuler les stratégies de décisions des décideurs par le moyen des modèles non-linéaires (réseaux de neurones et ID3) aussi bien que par des modèles linéaires. Choong Nyoun et Raymond (1999) ont trouvé qu'il n'existe pas une différence significative entre l'exactitude de prédictions des modèles linéaires et des modèles non-linéaires. Cependant, le résultat majeur d'une dernière analyse appuyée sur le modèle de Brunswik supporte l'utilisation d'algorithmes non linéaires pour capter la stratégie non linéaire valide et augmenter la validité des prédictions du modèle de décision.

¹Le choix des signaux est fait par les sujets.

² Le groupe des banquiers ayant utilisé seulement des ratios financiers.

3. Hypothèses

Notre objectif de recherche est d'évaluer la cohérence de l'utilisation des ratios financiers par les banquiers pour prédire le risque éventuel de défaillance. Le modèle linéaire est utilisé à cette fin. Deux questions de recherches sont, en effet, examinées :

① Est-ce que les ratios financiers ont un contenu informationnel suffisant pour prédire le risque de défaillance des entreprises ?

② Est-ce que les banquiers sont capables d'utiliser avec cohérence les ratios pour prédire le risque de défaillance des entreprises ?

Les hypothèses à tester sont :

Hypothèse 1 : Les ratios financiers ont un contenu informationnel qui leur permet de prédire le risque de défaillance des entreprises.

Hypothèse 2 : Les banquiers sont capables d'utiliser avec consistance les ratios financiers pour prédire le risque de défaillance des entreprises.

4. Méthodologie

4.1. Identification et mesure des variables

4.1.1. Variable à expliquer

La faillite a été définie par Beaver (1966) comme l'incapacité de l'entreprise à payer ses dettes financières, une firme est dite en faillite si l'un des événements suivants arrive : liquidation des biens, non-paiement d'emprunt obligataire, découvert bancaire ou non-paiement d'un dividende privilégié. En fait, la faillite ou la liquidation est un cas extrême. Pour pouvoir remédier à ces problèmes et effectuer les actions correctives nécessaires, il y a lieu de prévoir les signes précurseurs de la défaillance permettant de détecter toute entreprise présentant un risque financier pouvant éventuellement menacer sa continuité d'exploitation. Dans cette étude nous allons prévoir les difficultés ou le risque de défaillance des entreprises. Notre variable à expliquer est dichotomique :

$Y=1$ si l'entreprise est en difficulté financière.

$Y=0$ si l'entreprise n'est pas en difficulté financière.

Nous avons considéré comme entreprises en difficulté celles qui ont eu recours au régime de redressement des entreprises en difficulté économique.

4.1.2. Variables explicatives

Pour expliquer le risque de défaillance des entreprises, les variables utilisées sont les ratios financiers. Dans ce cadre, le reproche généralement adressé est qu'il n'existe pas de théorie bien définie de défaillance d'entreprises qui permet d'orienter les études empiriques (voir Fioleau, 1993 et Ohlson, 1980). La plupart des modèles empiriques ayant pour objet l'évaluation du risque de défaillance débutent avec un large nombre de ratios et le réduisent pour n'inclure dans le modèle final que quelques ratios jugés comme les plus représentatifs. Généralement, pour retenir la batterie initiale des ratios les chercheurs recourent à deux critères : la popularité et la performance de ces derniers dans les études antérieures.

On a essayé de limiter le nombre des ratios initiaux de sorte que l'étude soit réalisable, que les ratios ne soient pas semblables et que les différents aspects de l'entreprise soient couverts. En

effet, nous nous sommes limités aux ratios fréquemment utilisés dans les recherches antérieures et dont l'utilité est confirmée par des responsables bancaires au cours d'une interview préalable à la distribution du questionnaire.

Les ratios financiers pour chacun des aspects financiers retenus sont :

Rentabilité : Résultat net / total des actifs (RNTA), Bénéfice avant impôts et intérêts / total des actifs (BAITA), Résultat d'exploitation / CA (REXP/CA).

Liquidité : Capitaux permanents / actifs non courants (CPERANC), (Actifs courants – stocks) / passifs courants (LIQRELA).

Endettement : Total des passifs / Capitaux propres (TPCP), Capitaux propres / total des actifs (CPTA), Passifs non courants / total des passifs (PNCTP).

Remboursement des dettes : Cash-flow d'exploitation¹ / passifs courants (CFEPC)

Activité : CA / total des actifs (CATA).

4.2. échantillon et collecte de données

L'échantillon de notre étude est composé de 31 entreprises tunisiennes en difficulté durant la période 1995-2001. Comme c'est déjà cité, on a considéré comme entreprise défaillante celle qui a eu recours au régime de redressement des entreprises. L'échantillon ne comprend pas les institutions financières et les entreprises de gaz et de pétrole.

Pour collecter les données comptables relatives aux entreprises en difficulté, on s'est adressé, dans un premier temps, au bureau de l'assistance aux entreprises du ministère de l'industrie chargé de centraliser, d'analyser et d'échanger les données sur les activités des entreprises économiques, dans un deuxième temps, aux experts comptables chargés de diagnostiquer les situations des entreprises et nommés administrateurs judiciaires par le tribunal. Les données comptables qu'on a pu généralement obtenir sont le bilan et l'état de résultat couvrant trois années d'exercice.

A chaque entreprise en difficulté est appariée une entreprise saine sur la base des critères suivants : la taille de l'entreprise, mesurée par le total des actifs et le CA, l'activité, et les années des états financiers. Suite à la réticence des responsables à donner des informations sur les raisons sociales et les activités exactes des entreprises, il s'est avéré difficile pour nous de coupler les entreprises saines et défaillantes aussi bien que dans les recherches anglo-saxonnes fondées sur des bases de données renfermant des informations détaillées et précises sur les entreprises étudiées.

D'un autre côté, l'échantillon des participants à l'expérimentation comprend trente-quatre (34) banquiers de la région de Tunis ayant en moyenne huit années d'expérience. Les banquiers opèrent dans six banques de dépôts, deux banques off-shore et une banque de développement.

Un questionnaire est administré auprès des banquiers en vue de collecter les données relatives au système de jugement ou de prédiction de défaillance. Le questionnaire est organisé comme suit: La première partie est réservée aux caractéristiques des individus, niveau d'étude, spécialité étudiée, affectation et ancienneté. La deuxième partie consiste à informer les sujets

¹ La mesure directe du cash-flow d'exploitation de Livnat et Zarowin (1990) est utilisée. Cette mesure est similaire au modèle de référence de l'état de flux de trésorerie défini dans le système comptable des entreprises Tunisien (1997). Le cash-flow d'exploitation est mesuré par les encaissements reçus des clients, les sommes versées aux fournisseurs et au personnel, les intérêts payés et les impôts payés.

que : l'objectif est d'étudier l'utilité des ratios financiers pour la prédiction du risque de défaillance, les entreprises étudiées sont réelles, la moitié d'entre elles est en difficulté.

La troisième partie du questionnaire est réservée au tableau dans lequel les données sont arrangées. Le tableau comprend six colonnes et soixante-deux lignes. En ligne se trouve les entreprises numérotées de 1 à 62. En colonne se trouvent, premièrement, les cinq ratios financiers utilisés¹. Chaque colonne des ratios est fractionnée en deux parties. La première (deuxième) partie inclut les ratios calculés deux (une) années avant la défaillance éventuelle. La sixième colonne est consacrée aux jugements des individus. Elle est fractionnée en deux colonnes. Dans ces deux colonnes, la tâche du sujet est de juger si chaque entreprise est défaillante ou saine.

Dans une dernière partie, les décideurs sont demandés d'indiquer les ratios utilisés dans la prise de décision.

4.3. Modèle à utiliser : Modèle linéaire de Brunswik

Pour présenter le modèle linéaire de Brunswik les descriptions de Ashton (1974, 1981, 1982) sont utilisées. Le modèle linéaire est caractérisé par deux parties ; la première est l'environnement ou la réalité, la deuxième est le système de jugement de l'individu (Voir figure 1 ci-dessous). Les trois éléments de base du modèle sont : (1) Evènement ou critère actuel par lequel l'individu est concerné (Y_e) ; (2) Les signaux ou items d'information qui peuvent être utilisés pour juger ou prédire Y_e (X_i) ; (3) Le jugement ou la prédiction de l'individu (Y_s).

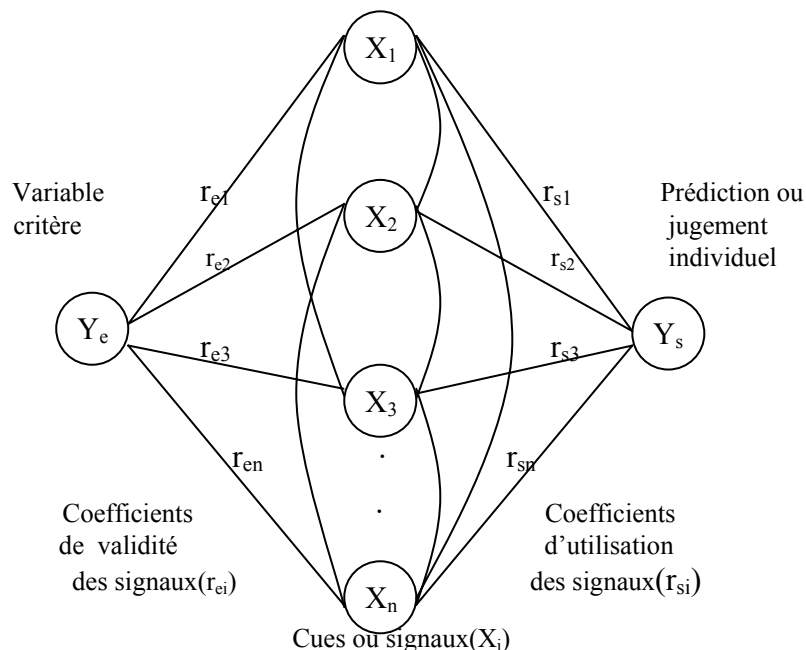


Figure 1: Modèle linéaire de Brunswik, Ashton, R. (1982), "Studies in accounting research: Human information processing in accounting", Sarasota, p. 15.

¹ Les cinq ratios financiers sont : bénéfice avant impôts et intérêts / total des actifs, capitaux propres / total des actifs, passifs non courants / total des passifs, (actifs courants – stocks) / passifs courants et capitaux permanents / actifs non courants. Ce sont les variables retenues par le modèle de régression logistique ascendante conditionnelle (voir la partie d'analyse de données relative à la prédictibilité de l'environnement).

La relation entre la réponse de l'individu ou le jugement Y_s et chaque variable X_i est exprimée par des coefficients de corrélation (r_{si}), appelés coefficients d'utilisation « Utilization coefficients ». La relation entre l'événement ou le critère actuel Y_e et chaque variable X_i est exprimée par des coefficients de corrélation (r_{ei}) qui sont appelés coefficients de validité « Validity coefficients ».

Les relations multivariées qui existent dans chaque partie du modèle sont représentées par des équations de régression multiple linéaire. Deux modèles, en effet, résultent :

(1) $\hat{Y}_e = b_{e1}X_1 + b_{e2}X_2 + \dots + b_{en}X_n$. \hat{Y}_e est la prédiction optimale de l'environnement.

(2) $\hat{Y}_s = b_{s1}X_1 + b_{s2}X_2 + \dots + b_{sn}X_n$. \hat{Y}_s est la prédiction optimale du jugement d'individu.

Les valeurs de Y_e , Y_s , \hat{Y}_e et \hat{Y}_s sont utilisées pour évaluer la qualité des jugements ou des prédictions d'un individu. Six indices de jugement, en effet, sont calculés en mettant en corrélation chaque paire des quatre valeurs (Voir figure 2 ci-dessous).

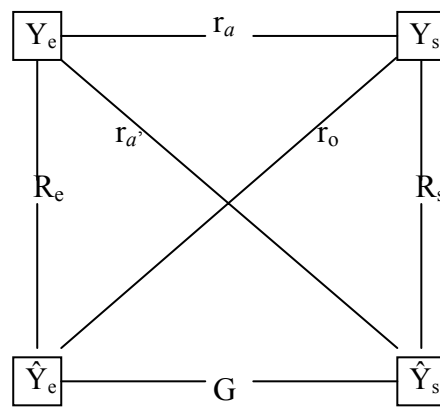


Figure 2 :

Indices de jugement Humain

Ashton, R. (1982), «Studies in accounting research:

Human information processing in accounting», Sarasota, p. 17.

1. R_e : Coefficient de corrélation multiple entre valeurs observées dans l'environnement ou la réalité et valeurs prédites estimées par le modèle de régression linéaire de l'événement ou critère actuel. R_e indique le degré avec lequel les variables X_i peuvent être utilisées pour prédire Y_e . Il mesure la prédictibilité de l'environnement.
2. R_s : Coefficient de corrélation multiple entre les prédictions de l'individu et les prédictions estimées par le modèle de l'individu. R_s est considéré comme *une mesure de consistance de l'individu*. Il indique le degré avec lequel l'individu utilise avec consistance sa stratégie de décision comme la présente l'équation de régression multiple.
3. $r_a (= r_{Y_e Y_s})$: Corrélacion entre les jugements de l'individu et les événements actuels. r_a mesure l'exactitude de l'individu dans la prédiction du critère actuel. Il s'agit *d'un indice de la performance de l'individu*.
4. $r_o (= r_{\hat{Y}_e Y_s})$: Indice d'optimalité ou « optimality index », c'est la corrélation entre les jugements de l'individu et les prédictions optimales du modèle de régression multiple du critère actuel.

5. r_a' ($= r_{\hat{Y}_e \hat{Y}_s}$): Corrélation entre les prédictions optimales du modèle de régression multiple des jugements de l'individu et les événements actuels. r_a' indique dans quelle mesure l'équation de régression qui représente l'individu peut prévoir les valeurs du critère actuel.
6. G ($= r_{\hat{Y}_e \hat{Y}_s}$): « matching index » c'est la corrélation entre les prédictions optimales des événements actuels et les prédictions optimales des jugements de l'individu. G mesure la similarité des équations qui génèrent \hat{Y}_e et \hat{Y}_s .

Hursch, Hammond et Hursch (1964) , Hammond, Hursch et Todd (1964), et Tucker (1964) [in Asthon (1981,1982)] ont montré que :

$$R_a = G R_e R_s + C \sqrt{1 - R_e^2} \sqrt{1 - R_s^2} .$$

Cette équation est appelée équation du modèle linéaire, elle regroupe les composantes linéaires ($G R_e R_s$) et non linéaires ($C \sqrt{1 - R_e^2} \sqrt{1 - R_s^2}$) de la performance de l'individu.

L'indice C est la corrélation entre les variances inexplicées par l'équation de l'environnement et l'équation de jugement de l'individu. Il joue un rôle important dans l'évaluation des jugements de l'individu.

- Si C est largement positif alors une variance non linéaire existe dans l'environnement et cette variance est détectée et utilisée convenablement par l'individu. La détection et l'utilisation appropriée de la relation non linéaire doit augmenter la capacité prédictive ou la performance de l'individu.
- Si C est largement négatif alors l'individu utilise une fonction négative de la relation non linéaire entre Y_e et X_i , ce qui diminue sa capacité prédictive.
- Si C est proche de zéro alors l'individu utilise une fonction non linéaire différente de celle qui existe dans l'environnement ou bien la variance inexplicée dans l'environnement et / ou le système de réponse de l'individu sont aléatoires.

Si l'addition de la relation non linéaire n'a pas d'effet sur la performance de l'individu ($C \approx 0$), l'équation du modèle linéaire devient : $R_a = G R_e R_s$

En dépit de ses opportunités, le modèle linéaire utilisé pour capter les stratégies de décisions est critiqué sur différents aspects. Premièrement, le processus de jugement est traité de manière statique. Les choix et les jugements sont considérés être formés sur la base des mêmes informations données par le chercheur. Einhorn et Hogarth (1981) mettent l'accent sur le rôle d'acquisition dans l'évaluation.

Deuxièmement, Larcker et Lessig (1983, p. 59) reprochent au modèle linéaire de ne pouvoir être appliqué que dans le cadre de décisions fortement structurées, et qu'il est assumé que le processus de jugement peut être présenté par un modèle de compensation.

Troisièmement, Lewis (1980, p. 594) souligne que les différences entre les individus sont attribuées aux différences au niveau des pondérations des signaux. La majeure limite de cette approche est que la variable dépendante est un jugement final qui est le résultat d'une règle de décision qui combine les probabilités et les utilités.

Quatrièmement, dans le cadre du modèle linéaire, le preneur de décision est considéré comme une personne économique rationnelle qui cherche à optimiser sa décision. Cependant, le principe de « bounded rationality » reconnaît qu'il existe des limites réelles à la rationalité humaine. Voir Simon (1975) [in Kerr, Klimoski, Tollier, et Von Glinow (1975, p. 175)].

Finalement, Fedhila (1986) établit que dans le cadre du modèle linéaire, au lieu d'ouvrir le «black box» les auteurs fournissent une relation fonctionnelle entre une série d'attributs, données aux sujets de manière statique, et les décisions.

Cette limite peut être dépassée dans la mesure où les stratégies de jugement captées par le modèle linéaire mathématique ont l'intention de faire représenter la relation entre input -

output et non d'expliquer le mode actuel de traitement d'information utilisé pour former le jugement. D'après Ashton (1982) :

« Le majeur centre d'intérêt de modélisation du jugement est de produire des représentations assez utiles pour un but précis (ex, comme un pas initial vers l'amélioration de l'exactitude des jugements humains) qui s'oppose à la compréhension du processus cognitif »
Ashton (1982, p. 14).

Pour conclure, le modèle linéaire présente des avantages ainsi que des limites, il est utilisé parce qu'il est typiquement relié à notre objectif de recherche. Le modèle linéaire permet d'examiner l'interdépendance des variables environnementales et individuelles et d'évaluer par la suite la capacité des individus à prédire l'événement et à utiliser avec consistance les signaux.

Pour appliquer le modèle linéaire de Brunswik, il est primordial de spécifier le modèle de régression multiple approprié pour prédire l'environnement et les jugements d'individus et le coefficient de corrélation que nous pouvons utiliser pour mesurer les indices de jugement humain. La défaillance des entreprises est une variable dichotomique. Par la suite, dans cette recherche, le modèle de régression multiple utilisé, pour tester la prédictibilité de l'environnement et l'optimalité des jugements des décideurs, est le modèle de régression logistique.

Notre variable à expliquer est binaire, elle prend la valeur 1 si l'entreprise est en difficulté et la valeur 0 si l'entreprise est saine. Le modèle de régression logistique définit une variable latente Y^* ,

$$Y^* \begin{cases} > 0 \text{ si l'entreprise est en difficulté.} \\ \leq 0 \text{ si l'entreprise est saine.} \end{cases}$$
$$Y_i^* = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i$$

Où :

X_i : la série des ratios financiers utilisés

α, β : les paramètres estimés

ε_i : le terme d'erreur

La probabilité du risque de défaillance est:

$$p [Y_i = 1] = 1 / [1 + \exp -(\alpha + \beta X_i)]$$

En ce qui concerne l'appréciation des indices de jugement humain, les variables Y_e, Y_s, \hat{Y}_e et \hat{Y}_s sont des variables qualitatives dichotomiques. Le test approprié pour tester la liaison entre deux variables qualitatives est le test de khi-deux. Le test de khi-deux permet d'analyser les tableaux de croisés.

Le khi-deux établit s'il y a une liaison ou pas entre deux variables, mais il n'en indique pas l'intensité. Parmi les mesures d'association proposées par SPSS, le Phi et le V de Cramer. Nous utilisons le Phi parce qu'il s'applique aux tableaux carrés.

5. Analyse des données et interprétation des résultats

5.1. Prédictibilité de l'environnement

La régression logistique est la méthode utilisée pour prédire l'environnement. Pour que la régression logistique soit statistiquement exploitable, il faut introduire des variables

indépendantes. L'une des méthodes de sélection des variables suggérée par Saporta (1999) est la régression pas à pas «procédure stepwise». Le logiciel utilisé est SPSS 9.0.

La régression logistique ascendante conditionnelle nous a permis de retenir cinq ratios financiers. Le test de khi-deux permet de tester la significativité globale du modèle. Les résultats montrent que le Khi-deux est de 70,344. Il est significatif au seuil de risque de 0,1%. Le test de Khi-deux permet donc d'accepter l'hypothèse alternative selon laquelle au moins une variable est significative. De même, le test de robustesse du modèle donne des résultats assez satisfaisants. En effet, le pourcentage des entreprises correctement classées est de 93.55%.

Les paramètres estimés du modèle sont résumés dans le tableau 2 ci-après. Le ratio de fonds de roulement, malgré son importance dans la théorie d'analyse financière, est le seul ratio qui n'est pas significatif. Le ratio de liquidité relative est suivi d'un signe positif. Ce résultat contredit la théorie qui stipule que si la liquidité augmente la probabilité de défaillance diminue.

Tableau 2 : Modèle de régression logistique

VARIABLE	Coefficient	Ecart type de l'erreur	Wald	Sign
BAIL / Total des actifs	-64,519	26,348	5,995	0,014
Capitaux propres / total des actifs	-14,532	6,420	5,123	0,023
(Actifs courants–stocks) / passifs courants	0,802	0,380	4,437	0,035
Passifs non courants / total des passifs	15,349	7,649	4,026	0,044
Capitaux permanents / actifs non courants	0,210	0,123	2,888	0,089
Constante	2,273	1,245	3,332	0,067

Coefficient de prédictibilité de l'environnement (R_e)

Ce coefficient a été utilisé récemment par Choong Nyoung et Raymond (1999) et Gadenne et Iselin (2000). R_e est le coefficient de corrélation entre valeurs observées et valeurs prédites ou estimées par le modèle de régression de l'environnement. R_e est de 0,871, il est significatif au seuil de risque de 0,1%. Les valeurs estimées par le modèle de régression de l'environnement sont fortement reliées aux valeurs observées dans l'environnement. La prédictibilité de l'environnement par le moyen des ratios financiers est vérifiée. D'où la première hypothèse, stipulant que les ratios financiers ont un contenu informationnel qui leur permet de prédire le risque de défaillance de l'entreprise, est vérifiée.

5.2. Indices de jugement humain

La deuxième partie du modèle linéaire est relative au système de jugement de l'individu. Un modèle optimal de jugement de l'individu est construit en expliquant les prédictions de l'individu par les ratios utilisés dans la prise de décision. Pour chaque banquier participant à l'étude un modèle de régression logistique est, en effet, développé pour tester l'optimalité et la linéarité des jugements. Comme c'est déjà signalé, pour mesurer les indices de jugement humain nous avons utilisé le test d'indépendance khi-deux et la mesure d'association Phi. Les résultats du test de Khi-deux et du Phi sont résumés dans le tableau 3.

Les résultats montrent que toutes les valeurs de Khi-deux de Pearson sont significatives au seuil de risque de 0,1%. Par la suite, l'hypothèse alternative de dépendance est acceptée. Il existe une relation respectivement entre \hat{Y}_s et Y_s , Y_s et Y_e , Y_s et \hat{Y}_e , \hat{Y}_s et Y_e , \hat{Y}_s et \hat{Y}_e . La mesure d'association Phi nous a permis de mesurer l'intensité des relations. Les résultats montrent que :

① L'indice R_s qui mesure la consistance de l'utilisation des ratios financiers par les banquiers varie de 0,498 à 0,968, il est en moyenne égale à 0,804. Les banquiers utilisent, donc, avec cohérence les ratios financiers pour prédire le risque de défaillance. Ils peuvent traiter de manière optimale les ratios financiers utilisés.

De même, le pourcentage de classifications des décisions des banquiers montre que le modèle linéaire de régression logistique peut être utilisé pour simuler les stratégies de décisions des banquiers. Les modèles des banquiers ont pu classer correctement en moyenne 90,797% des prédictions actuelles des banquiers (voir tableau 4).

② L'indice de performance de l'individu r_a varie de 0,452 à 0,843, il est en moyenne égale à 0,647.

La performance des banquiers est aussi mesurée par le pourcentage de bonnes classifications de l'événement actuel (voir tableau 5). Le pourcentage de bonnes classifications varie de 72,581% à 91,935%. Les banquiers ont pu prédire correctement en moyenne 81,736% des entreprises. Le niveau d'exactitude des banquiers dans cette étude est proche de celui trouvé dans les études antérieures. Par exemple, dans Libby (1975) il est de 74%, dans Casey (1983) il est de 82%, dans Houghton et Sengupta il est de 84% et dans Choong Nyoung et Raymond (1999) il est de 75%.

En conclusion, les banquiers sont aussi bien performants que consistants dans la prédiction du risque de défaillance. L'hypothèse 2, stipulant que les banquiers utilisent avec consistance les ratios financiers pour prédire la défaillance des entreprises, est vérifiée.

③ L'indice d'optimalité r_o varie entre 0,485 et 0,871. Il est en moyenne égale à 0,710. Il montre que les décisions des banquiers sont fortement reliées aux valeurs prédites par le modèle de régression de l'événement actuel.

④ L'indice de la validité des modèles de régressions des décisions des banquiers r_a' est en moyenne égale à 0,669. Les modèles des banquiers ont pu prédire correctement en moyenne 82,495% des entreprises (tableau 5). Les modèles des banquiers sont, par conséquent, performants dans la prédiction du risque de défaillance.

Les résultats résumés dans le tableau 5 montrent que 14 sujets sont plus performants que leurs modèles, 17 sujets sont moins performants que leurs modèles et trois sujets sont aussi performants que leurs modèles. Le test de Student de comparaison des moyennes pour échantillons appariés montre qu'il n'existe pas de différence significative entre le pourcentage de bonnes prédictions des banquiers et celui des modèles des banquiers. Ce résultat est consistant avec celui de Kida (1980) et Choong Nyoung et Raymond (1999). Ces derniers ont trouvé qu'il n'existe pas de différence significative entre la capacité prédictive du sujet et celle du modèle de sujet.

⑤ Finalement, l'indice G varie entre 0,464 et 0,937 et il est en moyenne égale à 0,739. Il montre que les valeurs prédites par les modèles de régression des jugements des individus sont fortement reliées aux valeurs prédites par le modèle de régression des événements actuels. Les modèles de régression des banquiers sont similaires au modèle de régression de l'environnement.

Tableau 3 : Indices de jugement humain

(khi-deux de Pearson et Phi sont significatifs au seuil de risque de 0,1%)

	R_s		r_a		r_0		r_a'		G	
	Khi-deux de Pearson	Phi	Khi-deux de Pearson	Phi	Khi-deux de Pearson	Phi	Khi-deux de Pearson	Phi	Khi-deux de Pearson	Phi
Banquier 1	47,032	0,871	40,323	0,806	47,032	0,871	47,032	0,871	54,258	0,935
Banquier 2	40,491	0,808	18,645	0,548	28,452	0,677	23,388	0,614	34,272	0,743
Banquier 3	46,974	0,870	28,571	0,679	34,272	0,743	40,491	0,808	47,229	0,873
Banquier 4	37,424	0,777	37,200	0,775	37,200	0,775	34,707	0,748	41,005	0,813
Banquier 5	43,553	0,838	44,025	0,843	44,025	0,843	47,229	0,873	54,485	0,937
Banquier 6	43,304	0,836	18,961	0,553	23,685	0,618	26,496	0,654	32,060	0,719
Banquier 7	40,598	0,809	21,101	0,583	26,050	0,648	22,026	0,596	27,193	0,662
Banquier 8	58,101	0,968	37,513	0,778	44,025	0,843	40,491	0,808	47,229	0,873
Banquier 9	43,304	0,836	32,060	0,719	38,154	0,784	28,933	0,683	34,707	0,748
Banquier 10	42,631	0,829	22,060	0,596	22,026	0,596	24,952	0,634	30,482	0,701
Banquier 11	46,003	0,861	30,482	0,701	36,564	0,768	25,995	0,648	31,756	0,716
Banquier 12	16,504	0,516	18,723	0,550	14,577	0,485	39,158	0,795	39,158	0,795
Banquier 13	30,874	0,706	24,197	0,625	24,197	0,625	20,040	0,569	20,040	0,569
Banquier 14	32,639	0,726	34,100	0,742	34,100	0,742	27,193	0,662	39,158	0,795
Banquier 15	28,540	0,678	20,040	0,569	15,343	0,497	21,565	0,590	21,565	0,590
Banquier 16	43,658	0,839	12,658	0,452	20,925	0,581	10,903	0,419	18,645	0,548
Banquier 17	42,771	0,831	17,404	0,530	27,193	0,662	20,811	0,579	31,756	0,716
Banquier 18	40,189	0,805	16,672	0,519	26,050	0,648	21,462	0,588	26,496	0,654
Banquier 19	47,032	0,871	28,452	0,677	34,129	0,742	23,290	0,613	28,452	0,677
Banquier 20	53,680	0,930	13,809	0,472	22,827	0,607	14,467	0,483	18,895	0,552
Banquier 21	53,725	0,931	15,552	0,501	19,975	0,568	11,681	0,434	15,552	0,501
Banquier 22	15,376	0,498	16,511	0,516	16,511	0,516	13,373	0,464	13,373	0,464
Banquier 23	17,188	0,527	22,827	0,607	28,182	0,674	23,422	0,615	23,422	0,615
Banquier 24	33,586	0,736	29,524	0,690	29,524	0,690	23,422	0,615	23,422	0,615
Banquier 25	50,288	0,901	38,154	0,784	44,778	0,850	35,457	0,756	41,892	0,822
Banquier 26	43,624	0,839	23,388	0,614	34,272	0,743	37,200	0,775	50,633	0,904
Banquier 27	30,719	0,704	26,496	0,654	26,496	0,654	28,933	0,683	41,005	0,813
Banquier 28	58,125	0,968	37,200	0,775	43,658	0,839	40,323	0,806	47,032	0,871
Banquier 29	50,633	0,904	34,129	0,742	47,032	0,871	37,200	0,775	50,633	0,904
Banquier 30	50,144	0,899	25,559	0,690	41,892	0,822	27,193	0,662	39,158	0,795
Banquier 31	29,573	0,691	22,026	0,596	32,904	0,728	20,811	0,579	20,811	0,579
Banquier 32	50,633	0,904	40,323	0,806	47,032	0,871	43,658	0,839	50,633	0,904
Banquier 33	37,200	0,775	23,290	0,613	34,129	0,742	37,200	0,775	43,658	0,839
Banquier 34	46,974	0,870	28,571	0,679	40,491	0,808	34,272	0,743	47,229	0,873

Tableau 4 :**Modèles des banquiers : Pourcentage de classification des prédictions des banquiers**

	Pourcentage de classification des prédictions du banquier
Banquier 1	93,548%
Banquier 2	90,323%
Banquier 3	93,548%
Banquier 4	88,710%
Banquier 5	91,935%
Banquier 6	91,935%
Banquier 7	90,323%
Banquier 8	98,387%
Banquier 9	91,935%
Banquier 10	91,935%
Banquier 11	93,548%
Banquier 12	75,806%
Banquier 13	85,484%
Banquier 14	87,097%
Banquier 15	87,097%
Banquier 16	91,935%
Banquier 17	91,935%
Banquier 18	90,323%
Banquier 19	93,548%
Banquier 20	96,774%
Banquier 21	96,774%
Banquier 22	82,258%
Banquier 23	79,032%
Banquier 24	88,710%
Banquier 25	95,161%
Banquier 26	91,935%
Banquier 27	85,484%
Banquier 28	98,387%
Banquier 29	95,161%
Banquier 30	95,161%
Banquier 31	85,484%
Banquier 32	95,161%
Banquier 33	88,710%
Banquier 34	93,548%

Tableau 5: Pourcentage de bonnes prédictions

	Banquier	Modèle du banquier
Banquier 1	90,323%	93,548%
Banquier 2	77,419%	80,645%
Banquier 3	83,871%	90,323%
Banquier 4	88,710%	87,097%
Banquier 5	91,935%	93,548%
Banquier 6	77,419%	82,258%
Banquier 7	79,032%	79,032%
Banquier 8	88,710%	90,323%
Banquier 9	85,484%	83,871%
Banquier 10	79,032%	80,645%
Banquier 11	83,871%	80,645%
Banquier 12	77,419%	88,710%
Banquier 13	80,645%	75,806%
Banquier 14	85,484%	82,258%
Banquier 15	75,806%	75,806%
Banquier 16	72,581%	70,968%
Banquier 17	75,806%	77,419%
Banquier 18	75,806%	79,032%
Banquier 19	83,871%	80,645%
Banquier 20	72,581%	72,581%
Banquier 21	74,194%	70,968%
Banquier 22	72,581%	67,742%
Banquier 23	79,032%	77,419%
Banquier 24	82,258%	77,419%
Banquier 25	88,710%	87,097%
Banquier 26	80,645%	88,710%
Banquier 27	82,258%	83,871%
Banquier 28	88,710%	90,323%
Banquier 29	87,097%	88,710%
Banquier 30	83,871%	82,258%
Banquier 31	79,032%	77,419%
Banquier 32	90,323%	91,935%
Banquier 33	80,645%	88,710%
Banquier 34	83,871%	87,097%

5.3. équation du modèle linéaire

L'équation du modèle linéaire est :

$$r_a = G R_e R_s + C \sqrt{1 - R_e^2} \sqrt{1 - R_s^2}$$

$G R_e R_s$ est la partie linéaire de la performance de l'individu. $C \sqrt{1 - R_e^2} \sqrt{1 - R_s^2}$ est la partie non linéaire de la performance de l'individu. L'indice C est la corrélation entre les variances inexpliquées par le modèle de l'environnement et le modèle de jugement de l'individu. Il mesure la validité du jugement non linéaire du sujet.

Les résultats montrent que l'indice C est assez élevé pour la majorité des banquiers. Ces banquiers ont pu détecter et utiliser convenablement la variance non linéaire qui existe dans l'environnement. La partie non linéaire du jugement a contribué à la capacité prédictive ou à la performance de ces banquiers.

D'autre part, l'indice C est négatif pour un seul banquier. Cet individu a utilisé une fonction négative de la variance non linéaire qui existe dans l'environnement. Par suite, la partie non linéaire de son jugement a diminué sa capacité prédictive.

6. Conclusion

En premier lieu, la régression logistique ascendante conditionnelle nous a permis de retenir cinq ratios financiers qui prédisent le risque de défaillance avec un pourcentage de bonnes classifications assez élevé. Il en résulte que, la prédictibilité de l'environnement est confirmée.

En deuxième lieu, le modèle linéaire de régression logistique nous a permis de simuler les stratégies de décisions des banquiers et de confirmer l'optimalité et la linéarité des jugements. L'indice de consistance R_s a montré que les individus sont cohérents dans l'utilisation des ratios financiers. Les indices de performance r_a et r_a' ont montré respectivement que les banquiers et leurs modèles sont performants dans la prédiction du risque de défaillance. En outre, le test de comparaison de moyenne nous a permis de vérifier qu'il n'existe pas de différence significative entre le pourcentage de bonnes prédictions des banquiers et le pourcentage de bonnes prédictions des modèles des banquiers. Finalement, les prédictions des banquiers et celles de leurs modèles sont trouvées reliées significativement aux valeurs prédites par le modèle de l'environnement.

Les résultats de la partie empirique nous mènent à retenir la conclusion qui suit, les ratios financiers ont une valeur prédictive considérable et ils peuvent être utilisés avec cohérence par les banquiers dans la prédiction du risque de défaillance.

Cette étude, présente certaines limites. Ces dernières concernent la validité interne et externe de l'étude. Premièrement, la fiabilité des états financiers collectés n'est pas tout à fait garantie. En Tunisie, actuellement, peu d'entreprises dispose d'une comptabilité auditée, ce sont généralement des sociétés anonymes.

Deuxièmement, les données qu'on a pu collecter se limitent au bilan et à l'état de résultat, il existe des informations qualitatives qui sont jugées par les banquiers utiles et nécessaires pour prédire le risque de défaillance des entreprises. Parmi ces informations on note : la qualité de l'équipe gérante, l'image de la société, la relation avec la banque.

Troisièmement, les entreprises de l'échantillon sont sélectionnées en fonction de la disponibilité des données et donc de façon non aléatoire. En outre, on a fait de grands efforts

pour que le nombre de banquiers participants à l'étude soit élevé. Le nombre élevé des cases à évaluer limite le nombre des participants.

Finalement, nous nous sommes limités au modèle linéaire pour capter les stratégies de décisions des banquiers.

Pour surmonter les limites, nous proposons pour les recherches futures : de collecter les informations sur les secteurs d'activité des entreprises et de classer les entreprises en groupes ayant la même activité, de tenir compte des variables qualitatives dans l'évaluation du risque de défaillance des entreprises et de tester la validité des modèles non-linéaires tel que les réseaux de neurones pour capter les stratégies de décisions d'individus.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abdel Khalik, A. & El Sheshai, K. (1980), "Information choice and utilization in an experiment on default prediction", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 325-42.
- Altman, E., Giancarlo, M. & Varetto, F. (1994), "Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks", *Journal of banking and finance*, v.18, pp.505-29.
- Ashton, R. (1975), "The predictive-ability criterion and user prediction models", *The Accounting Review*, October, pp. 719-32.
- Ashton, R. (1981), "A descriptive study of information evaluation", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 42-61.
- Ashton, R. (1982), *Studies in accounting research: Human information processing in accounting*, Sarasota, FL: American Accountings Association.
- Austin, L. & Bradbury, M. (1995), "the accuracy of cash-flow estimations procedures", *Accounting and Finance*, May, pp. 73-86.
- Aziz, A. & Lawson, G. (1989), "Cash flow reporting and financial distress models: Testing of hypothesis", *Financial Management*, Spring, pp.55-63.
- Casey, C. (1980), "The usefulness of accounting ratios for subject's predictions of corporate failure: replication and extensions", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 603-13.
- Casey, C. (1983), "Prior probability disclosure and loan officers' judgments: some evidence of the impact", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 300-07.
- Casey, C. & Bartczak, N. (1984), "Cash flow - it's not the bottom line", *Havard business review*, July-August, pp. 61-66.
- Casey, C. & Bartczak, N. (1985), "Using operating cash flow data to predict financial distress : some extensions", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 384-401.
- Chalos, P. (1985), "Financial distress: a comparative study of individual model, and committee assessments", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 527-43.
- Choong Nyoung, K. & Raymond, M. (1999), "Expert, linear models, and non-linear models of expert decision making in bankruptcy prediction: A Lens model analysis", *Journal of Management Information Systems*, Summer, pp.189-206.
- Deakin, E. (1972), "A discriminant analysis of predictors of business failure" *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 167-79.

- Doukas, J. (1986), "Bankers versus bankruptcy prediction models: an empirical investigation, 1979-82", *Applied Economics*, 18, pp. 479-93.
- Eidleman, G. (1995), "Z scores – A guide to failure prediction", *CPA journal*, February, p.52.
- Einhorn, H. & Hogarth, R. (1981), "Behavioral decision theory: processes of judgment and choice", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 1-31.
- Fedhila, H. (1986), "The construction of an expert system to make commercial loan classification", Dissertation de PhD, university of Colorado.
- Fedhila, H. (1998), "A logit model using cash flow information to predict loan delinquency", Université de Tunis, IHEC, Carthage.
- FekihAhmed, Ch. (2002), "Prédiction du risque de défaillance des entreprises: capacité à utiliser les ratios financiers, application du modèle linéaire de Brunswik", Mémoire de DEA, Université de la Manouba, Institut Supérieur de Comptabilité et d'Administration des Entreprises.
- Gadenne, D. & Iselin, E. (2000), "Properties of accounting and finance information and their effects on the performance of bankers and models in predicting company failure", *Journal of business finance & accounting*, January/March, pp.155-93.
- Ganesalingam, S. & Kumar, K. (2001), "Detection of financial distress via multivariate statistical analysis", *Managerial Finance*, Vol. 27, No. 4, pp.45-55.
- Gentry, J., Newbold, P. & Whitford, D. (1985), "Classifying bankrupt firms with funds flow components", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 146-601.
- Gentry, J., Newbold, P. & Whitford, D. (1987), "Funds flow components, financial ratios, and bankruptcy", *Journal of business finance & accounting*, Winter, pp.595-606.
- Gombola, M. Haskins, M. Ketz, E. & Williams, D. (1987), "Cash flow in bankruptcy prediction", *Financial Management*, Winter, pp.55-65.
- Holmen, J. (1988), "Using financial ratios to predict bankruptcy: An evaluation of classic models using recent evidence", *Akron Business and Economic Review*, Spring, pp.52-63.
- Horrigan, J. (1968), "A short history of financial ratio analysis", *The Accounting Review*, April, pp.284-94.
- Houghton, K. (1984), "Accounting data and the prediction of business failure: the setting of priors and the age of data", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 361-8.
- Houghton, K. & Sengupta, R. (1984), "The effect of prior probability disclosure and information set construction on bankers' ability to predict failure", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 768-75.
- Houghton, K. & Woodliff, D. (1987), "Financial ratios: the prediction of corporate 'success' and failure", *Journal of business finance & accounting*, Winter, pp. 537-54.
- Kida, T. (1980), "An investigation in to Auditors' continuity and related qualification judgments", *Journal of Accounting Research*, Autumn 1980, pp. 506-23.
- Laitinen, E. & Laitinen, T. (1998), "Misclassification in bankruptcy prediction in Finland : human information processing approach", *Accounting, Auditing & Accountability journal*, Vol.11, No.2, pp.216-44.
- Larcker, F. & Lessig, P. (1983), "An examination of the linear and retrospective process tracing approaches to judgment modeling", *The Accounting Review*, January, pp. 58-77.

- Lennox, C. (1999), "Identifying failing companies: A reevaluation of the logit, probit and discriminant analysis approaches, *Journal of economics and business*, 51, pp. 347-64.
 - Lewis, B. (1980), "Expert judgment in auditing: an expected utility approach", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 595-602.
 - Libby, R. (1975), "Accounting ratios and the predictions of failure: some behavioral evidence", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 150-61.
 - Libby, R. (1976), "Man versus model of man: The need for a non-linear model", *Organizational Behavior and Human Performance*, Vol.16, No.1, pp.1-12, in Asthon, R. (1982), *Studies in accounting research: Human information processing in accounting* (Sarasota, FL: American Accountings Association).
 - Lo, A. (1986), "Logit versus discriminant analysis A specification test and application to corporate bankruptcies", *Journal of Econometrics*, 31, pp.151-78.
 - Malhotra, D.K. & Malhotra, R. (2002), "evaluating consumer loans using neural networks", *EFMA London Meetings*.
 - Malecot, J.F. (1986), "Sait-on vraiment prévoir les défaillances d'entreprises", *Économie et société*, Décembre, pp. 55-82.
 - Morris, R. (1997), "Predicting failure: a failure in prediction? Just how useful are bankruptcy prediction models?", *Accountancy*, December, pp. 104-05.
 - Ohlson, J. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 109-131.
 - Pinches, G. (1980), "Factors influencing classification results from multiple discriminant analysis", *Journal of Business Research*, 8, pp. 429-56.
 - Saporta, G. (1990), *Probabilités analyse des données et statistique*, Éditions Technique, Paris.
 - Sharma, D. (2001), "The role of cash flow information in predicting corporate failure: the state of the literature", *Managerial Finance*, Vol 27, Number 4, pp. 3-28.
 - Simnett, R. & Trotman, K. (1989), "Auditor versus model: information choice and information processing", *The Accounting Review*, July, pp. 514-28.
 - Simon, A. (1975), *Administrative behavior: a study of decision making processes in administrative organization*, 2nd ed. (New York: The Free Press) in Kerr, S. Klimoski, R. Tollner, J. & Von Glinow, M. « human information processing » in Leslie Livingstone, J. (1975) *Managerial Accounting: the Behavioral Foundations* (Columbus, Ohio : Grid, Inc), pp. 169-192.
- Le système comptable des entreprises Tunisien (1997).
- Van Breda, M. & Ferris, K. (1992), "A note on the effect of prior probability disclosure and information representativeness on subject predictive accuracy", *Behavioral Research in Accounting*, Vol. 4, pp.140-12.
 - Vernimmen (1978), "Panorama des recherches portant sur le risque du créancier", *Analyse financière*, 1^{er} trimestre, pp. 45-61.
 - Zimmer, I. (1980), "A Lens study of the prediction of corporate failure by bank loan officers", *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 629-36.
 - Zmijewski, M. (1984), "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, Supplement, pp. 59-82.