Revue d'Economie et de Statistique Appliquée
Volume 18 number 2, December 2021
ISSN : 1112-234X EISSN : 2600-6642
Pages :65-80

INTERNAL RATING: A TOOL FOR MANAGING THE BANK CREDIT RISK OF SMEs.

LA NOTATION INTERNE : UN OUTIL DE GESTION DU RISQUE DE CREDIT BANCAIRE DES PME

Nabil BOUHLAL*

Ecole Nationale Supérieure de Statistique et d'Economie Appliquée ENSSEA

Laboratoire de Statistique Appliquée LASAP

Email : nabilbouhlal@gmail.com

***Reçu le**: 02/12/2019 **Accepté le :** 08/02/2021 **Publication en ligne le**: 28/12/2021*

ABSTRACT: The conceptualization of credit risk has recently aroused particular interest and has gained significant momentum; as a result, banks have adopted statistical tools for assessing default risks, pricing and selecting customers. Our present paper concerns a risk modeling by three statistical methods applied to a sample of SMEs that taken out a loan from the National Bank of Algeria. This study allowed us to explain the situation of the commitments on this sample and to have a result expressed in the form of a valid rating to predict the future behavior of any debt. This rating expresses the level of risk incurred on counterparty and allows the bank to have a clear vision for optimal management of these commitments.

Keywords: Internal rating, Risk of default, Statistical methods

JEL Classification : C02, C2, G11, D82

RESUME : La conceptualisation du risque crédit a suscité dernièrement un intérêt particulier et a pris un essor significatif, de ce fait, les banques ont adopté des outils statistiques d'évaluation des risques de défaillance, de tarification et de sélection de la clientèle. Notre présent papier porte sur une modélisation du risque par trois méthodes statistiques appliquée à un échantillon de PME ayant contracté un crédit auprès de la Banque Nationale d'Algérie. Cette étude nous a permis d'expliquer la situation des engagements sur cet échantillon et d'avoir un résultat exprimé sous forme d'une notation valable pour prévoir le comportement futur de n'importe quelle créance. Cette notation exprime le niveau risque encouru sur une contrepartie et permet à la banque d'avoir une vision claire pour une gestion optimale de ces engagements.

Mots clés : Notation interne. Risque de défaillance. Méthodes statistiques.

1. INTRODUCTION

*Auteur Correspondant

Durant ces dernières décennies, la scène financière internationale a été sujet de nombreux chamboulements comme en témoignent les crises financières qui se sont succédées. Certainement les banques n'ont pas été épargnées par tous ces changements, de plus, elles restent sous la contrainte de continuer leur mission de soutien financier à l'économie qui ne cesse d'agrandir, ceci plonge les banques dans un environnement hostile exigeant une gestion du risque maitrisée.

Le risque le plus important qu'un établissement bancaire puisse encourir est le risque de crédit, il désigne le risque de pertes suite au défaut d'un emprunteur sur les engagements de remboursement de dettes qu'il a contractées.

Les banques et les autorités de réglementation ont compris qu'il est nécessaire de renforcer les procédures de gestion et de contrôle du risque de crédit qui devient un impératif pressant. Effectivement, des techniques de mesure de risque ont été développées à travers l'exploitation des méthodes mathématiques et statistiques.

Les systèmes de notation interne sont une avancée majeure et ils constituent l'une des principales recommandations du comité de Bâle[2] en matière d'évaluation du risque de crédit. En effet, l'adoption d'un tel système peut lever le goulot d'étranglement que représente le risque de crédit pour les banques. La notation interne peut être utilisée non seulement comme outil d'identification et de mesure du risque mais aussi comme outil de pilotage de la politique de crédit. Il est donc nécessaire aux banques algériennes de s'en doter.

Dans notre présent article nous présentons un cas labo d'élaboration d'un système de notation interne basé sur une modélisation par trois méthodes statistiques à savoir, l'analyse discriminante, le réseau de neurones et la régression logistique. L'objectif est d'avoir un résultat sous forme de notation permettant à la banque dans une phase pré-octroi d'être consciente de la qualité du risque auquel elle est confrontée, et dans une phase post-octroi de gérer le risque et suivre l'évolution des créances.

2. LES SYSTEME DE NOTATION INTERNE :

Le comité de Bâle a préconisé une introduction de la notation dans la gestion des risques bancaires. Après avoir eu recours à l'approche standard (notation externe), les établissements de crédit sont invités à mettre en place leur propre système de notations internes pour l'analyse des besoins en fonds de roulement car cette approche permet d'inclure les emprunteurs qui ne font pas l'objet de notation par les agences de notation notamment les PME.

2.1. DEFINITION DES SYSTEMES DE NOTATIONS INTERNES

La notation interne constitue un moyen d'appréciation du risque de perte résultant de la défaillance de l'emprunteur, cette appréciation tient compte de tous les aspects pouvant renseigner sur la contrepartie qu'ils soient qualitatifs ou quantitatifs.

Le comité de Bâle retient la définition suivante des systèmes de notations internes : *« Un système de notation recouvre l'ensemble des processus, méthodes, contrôles ainsi que les*

[2] Crée en 1974 par les dix principaux pays industrialisés à l'initiative du directeur de la Banque d'Angleterre, il traite régulièrement les questions relatifs à la supervision bancaire.

systèmes de collecte et informatiques qui permettent d'évaluer le risque de crédit, d'attribuer des notations internes et de quantifier les estimations de défaut et de pertes. »[3]

Un système de notation a pour objectif principal d'affecter chaque contrepartie à une classe de risque où tous les individus ayant été classés au même niveau de risque doivent présenter les mêmes caractéristiques de :

- La probabilité de défaut « Probability At Default » (PD) ;
- L'exposition en cas de défaut « Exposure At Default » (EAD) ;
- La perte en cas de défaut « Loss Given Default » (LGD) ;
- Les pertes attendues ou moyennes sur les crédits « Expected Losses » (EL) qui est une fonction des trois variables précédentes ;
- Les pertes inattendues « Unexpected Losses » (UL).

2.2. EXIGENCES MINIMALES POUR L'ADOPTION D'UN SYSTEME DE NOTATION INTERNE :

La mise en place d'une approche de notation interne nécessite que l'établissement bancaire désireux de l'adopter remplisse certaines conditions. Ces conditions se fondent sur un principe essentiel : les systèmes et processus de notation et d'estimation doivent permettre d'évaluer avec pertinence les caractéristiques d'un emprunteur et d'une transaction, de différencier valablement ces risques et de les quantifier avec suffisamment de précision et de cohérence ; ils doivent, en outre, faciliter un usage interne approprié des estimations obtenues.

Le comité de Bâle a défini un certain nombre de paramètres indispensable à la mise en place d'un système de notation interne, nous allons citer ceux qui nous avons jugés les plus importants :

- **Classification des expositions :** Le comité de Bâle exige aux banques désireuses de se munir d'un système de notations internes de segmenter leurs portefeuilles de crédit en fonction des caractéristiques de risque, il a proposé dans sa version préliminaire les six catégories d'actifs suivantes : Entreprises, banques, emprunteurs souverains, banques de détail, financement de projets et enfin les portefeuilles d'actions.
- **Nombre de classes pour les actifs :** Les banques doivent veiller à ce qu'il y ait une distinction claire entre les actifs sains et les actifs compromis qui nécessitent une attention particulière de la part des gestionnaires. Il est également fortement préconisé de choisir un nombre de graduations de façon à faciliter la comparaison avec les échelles des agences de notations externes
- **Estimation des paramètres de défaut :** La banque doit utiliser toutes les données, les informations et les méthodes dont elle dispose pour l'estimation des PD, LGD, EAD. Elle peut même avoir recours à des sources externes pourvu qu'elle prouve que l'évaluation de ces paramètres est cohérente et s'inspire de l'expérience de la banque.
- **Validation du modèle de notation :** La validation du modèle de notation est une obligation faite aux banques afin de prouver à leur autorité de contrôle la performance de leur système interne de notation, cette validation peut se faire à travers plusieurs procédés,

[3] Document consultatif de Bâle, Mars 2003.

on peut citer la comparaison des taux de défaut enregistrés avec les prévisions des PD, l'utilisation de l'outil statistique,…etc.

2.3. FINALITES D'UN SYSTEME DE NOTATION DANS LA BANQUE :

Outre son objectif principal d'outil d'aide à la décision d'octroi de crédit, un système de notation peut aussi être utilisé pour différents usages :

- **Définir une politique de tarification des crédits :** Le tarif d'un crédit consiste au taux d'intérêt qui lui est appliqué, la banque doit proposer des tarifs différents selon le risque que présente le postulant, autrement dit elle doit tarifer les clients à haut risque avec un taux d'intérêt plus grand que pour les postulants qui représentent un risque moindre. En disposant d'un système de notation, le risque de non remboursement devient désormais mesurable, la notation de la contrepartie peut servir d'intermédiaire dans la proposition du tarif avec lequel sera libellé le crédit.

- **Adapter un schéma délégataire pour l'octroi des crédits :** Pour faciliter la fonction d'octroi de crédits et pour mieux partager le risque entre les membres de la banque, cette fonction doit être régie par un système de partage équitable et décentralisé.
La sensibilité de certains dossiers de crédit vu l'importance du montant de crédit sollicité a poussé la banque à décider de sa prise en charge au niveau centrale, alors que cela peut sembler inefficace quand il s'agit d'un bon risque, autrement dit, les dossiers qui sont très bien notés peuvent être délégués au niveau agence même si le montant sollicité est significativement important. Cela permet de :

  - Réduire la durée d'attente du client pour l'obtention du crédit ;
  - Faciliter la fonction d'octroi des crédits et réduire la charge assumée par la direction au niveau central ;
  - Acquérir un avantage concurrentiel et gagner plus de part de marché ;
  - Instaurer une bonne gouvernance dans la banque ;
  - Produire un effet positif sur l'économie nationale en facilitant l'investissement et amélioration du climat des affaires.

- **Calcul de la probabilité de défaillance par les matrices de transition :** En utilisant l'échelle de notation et le suivi de l'évolution de la créance, la banque établit une matrice de transition d'une notation à une autre pour la totalité des créances à sa disposition.
La banque qui possède un système de notation interne établi en se basant sur le séjour en impayé, la banque peut suivre et analyser d'une façon plus fine l'évolution des créances dans le temps, elle pourra déterminer les probabilités de transition d'une notation à une autre y compris celle de la transition d'une notation à un état de défaut et même de contentieux.

- **Détermination du niveau de provisions :** Le comité de Bâle incite les banques à mettre en place des techniques de modélisation du risque crédit (qui peuvent être basées sur les notations internes) afin de calculer le niveau de provisions de pertes nécessaire à partir d'analyses statistiques approfondies de celles-ci. La logique voudrait qu'il y ait une corrélation directe entre le taux des provisions et le niveau de risque encouru, les informations relatives aux notations permettrons donc de provisionner les pertes en fonction de la classe de risque et donc du profil de risque.

- **Appréciation des performances et allocation du capital économique :** L'existence au préalable d'un système de notations internes est indispensable pour la mise en place d'une démarche RAROC (Risk Adjusted Return On Capital), qui constitue une approche de mesure de performance de la banque en terme de rentabilité ajustée aux risques du portefeuille. La formule RAROC permet aussi de définir une règle d'allocation optimale du capital économique.

3. ELABORATION D'UN SYSTEME DE NOTATION INTERNE : application à un échantillon d'entreprise.

Nous allons à présent procéder à une application empirique d'élaboration d'un système notation interne des entreprises faite sur un échantillon issu de la Banque Nationale d'Algérie par trois méthodes statistiques.

3.1. DONNEES ET METHODOLOGIE DE L'ETUDE.

3.1.1. L'ECHANTILLON DE L'ETUDE.

Notre étude va porter sur un échantillon de 105 entreprises ayant bénéficié d'un financement d'investissement et d'exploitation auprès de la Banque Nationale d'Algérie, dont 57 sont défaillantes. L'échantillon comprend des entreprises appartenant à différents secteurs d'activité (commercial, industriel, service…). Aussi, elles sont de tailles relativement différentes. Les états financiers utilisés pour la construction de l'échantillon datent de 2015.

La base a été extraite à partir du logiciel CagexRating[4] et complétée par des supports disponibles au niveau de la DPME[5].

20 entreprises de l'échantillon ont été réservées pour l'étape de validation du modèle. Les 85 restantes sont réparties ainsi :

On suppose que l'échantillon est représentatif de la population.

Tableau 1: La répartition de la population entre les deux groupes

Modalités		***Effectifs***	***%***
0	Saines	36	42%
1	Non saines	49	58%

La répartition est faite selon la définition baloise du défaut (Une entreprise est considérée défaillante si elle a un impayé de 90jours et plus).

3.1.2. CHOIX DES VARIABLES DE L'ETUDE.

Nous avons opté pour une multitude de ratios organisés par thème (solvabilité, liquidité, structure financière…..). Par la suite, seules les variables significatives et peu corrélées entre elles ont été finalement retenues.

[4] Le CagexRating est un système de notation financière externe adopté par la BNA en 2014.

[5] Direction des Petites et Moyennes Entreprises (Banque Nationale d'Algérie).

Tableau 2: variables collectées

La variable	La mesure	Le signe attendu
Indicateur de taille	R_1= Log(Actifs)	*Négatif*
	R_2= Log (Fonds propres)	*Négatif*
Structure financière	R_3=DLMT/Capitaux propres	*Positif*
	R_4=DLMT/ Capitaux permanents	*Positif*
Autonomie financière	R_5=Capitaux propres /Dettes totales	*Négatif*
Autonomie financière à court terme	R_6=Capitaux propres/ DCT	*Négatif*
Poids de charges financières	R_7=Charge financière / Chiffre d'affaire	*Positif*
Structure d'endettement à court terme (1)	R_8=DCT/Total passifs	*Positif*
	R_9=DMLT/ Total passifs	*Positif*
Rentabilité financière (ROE)	R_{10}=Résultat net /Capitaux propres	*Négatif*
Rentabilité économique (ROA)	R_{11}=Résultat net / Total actifs	*Négatif*
Marge nette	R_{12}=Résultat net/ Chiffre d'affaire	*Négatif*
Profitabilité	R_{13}=Excédent brut d'exploitation/ Total actifs	*Négatif*
Solvabilité 1	R_{14}=Capitaux propres/Total passifs	*Négatif*
	R_{15}=Frais financières / Excédent brut d'exploitation	*Positif*
Liquidité	R_{16}=Fonds de roulement/ Total actif	*Négatif*
	R_{17}=Actifs courant / Passif à court terme	*Négatif*
	R_{18}=Actifs courant/ actif total	*Positif*
Rotation de l'actif	R_{19}=Chiffre d'affaire / Total actifs	*Négatif*
Rotation des immobilisations	R_{20}=Chiffre d'affaire/ Immobilisations nettes	*Négatif*
Ratio relatif à l'exploitation1	R_{21}=Fonds de roulement/total actif courant	*Négatif*
Ratio relatif à l'exploitation2	R_{22}=créances client/CATTC	*Positif*

Avant de construire la fonction score qui servira de base pour le modèle, il est utile de procéder à un assainissement des variables utilisées en procédant à des tests univariés et multivariés.

- **Tests univariés :** L'Objectif de ces tests est d'évaluer le pouvoir discriminant des variables[6]. En présence d'une variable qualitative et quantitative, la mesure adéquate est l'Eta. Un Eta proche de 10% indique une faible corrélation entre les variables. L'Eta-carré quant à lui est un estimateur de la taille de l'effet et de la puissance statistique. Ces deux mesures peuvent être obtenues sur SPSS.

Tableau 3:Mesure des associations

	Eta	Eta carré
R9=DMLT/ Total passifs * Etat	**0,617**	**38%**
R4=DLMT/ Capitaux permanents * Etat	**0,593**	**35%**
R15=Frais financières /EBE * Etat	**0,497**	**25%**
R3=DLMT/Capitaux propres * Etat	**0,481**	**23%**
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs * Etat	**0,456**	**21%**

[6] DELAURENTIS Giacomo 2010.

R18=actifs courant/ actif Total * Etat	**0,435**	**19%**
R1= Log(Actifs) * Etat	**0,403**	**16%**
R8=DCT/Total passifs * Etat	**0,401**	**16%**
R2=Log (Fonds propres) * Etat	**0,399**	**16%**
R14=Capitaux propres/Total passifs * Etat	**0,355**	**13%**
R10=Résultat net /Capitaux propres * Etat	**0,279**	**8%**
R21=Fonds de roulement/Total actif courant * Etat	0,236	6%
R22=créances client/CATTC * Etat	0,217	5%
R17=actifs courant/ Passif à court terme * Etat	0,202	4%
R20=Chiffre d'affaire/ Immobilisations nettes * Etat	0,137	2%
R16=Fonds de roulement/ Total actif * Etat	0,101	1%
R5=Capitaux propres /Dettes totales * Etat	0,076	1%
R13=EBE/ Total actifs * Etat	0,057	0%
R6=Capitaux propres/ DCT * Etat	0,038	0%
R12=Résultat net/ Chiffre d'affaire * Etat	0,016	0%
R7=Charge financière / Chiffre d'affaire * Etat	0,013	0%
R11=Résultat net / Total actifs * Etat	0,004	0%

Suite à cette mesure nous avons retenu les variables : **R9, R4, R15, R3, R19, R18, R1, R8, R2, R14, R10** afin d'effectuer les tests de corrélations bivariées.

- **Test bivarié :** L'analyse des corrélations bivariés reste une étape indispensable car :
  - Une corrélation trop importante peut conduire à un problème dans l'estimation des coefficients de la fonction score,
  - Des coefficients de corrélation important illustrent une quantité d'informations similaires contenues dans les variables ce qui peut être une source de confusion pour l'analyse,
  - Certaines techniques, comme la régression logistique sont sensibles à la multi colinéarité des variables.

Pour l'analyse des corrélations nous avons utilisé le coefficient de Spearman[7], fondamentalement, il s'agit d'un cas particulier du coefficient linéaire de Pearson 'ρ', car il est calculé à partir des transformations des variables originelles. Toutefois, il présente l'avantage d'être non paramétrique, autrement dit, l'inférence statistique ne repose plus sur la normalité bivarié du couple de variables (X, Y).

Le ρ de Spearman étant une variante du coefficient de Pearson, il en reprend les propriétés essentielles, notamment en matière d'interprétation à savoir :

- $-1 \leq \rho \leq +1$;

[7] Bourque, Blais et Larose, 2009.

- ρ prend la valeur 0 lorsque les variables sont indépendantes.

Hypothèse : La présence de corrélation est détectée lorsque le coefficient est supérieur en valeur absolue à 0.7, à ce seuil, les variables retenues sont les suivantes :

Tableau 4: Analyse des corrélations Rho de Spearman

Corrélations								
Rho de Spearman		R4=DLMT/ Capitaux permanents	R15=Frais financières /EBE	R18=actifs courant/ actif Total	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	R8=DCT/Total passifs	R1= Log(Actifs)	R10=Résultat net /Capitaux propres
	R4=DLMT/ Capitaux permanents	**1,000**	**0,489**	**-0,556**	**-0,418**	**-0,627**	**-0,370**	**0,489**
	R15=Frais financières /EBE	**0,489**	**1,000**	**-0,378**	**-0,351**	**-0,541**	**-0,430**	**0,341**
	R18=actifs courant/ actif Total	**-0,556**	**-0,378**	**1,000**	**0,500**	**0,661**	**0,552**	**-0,118**
	R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	**-0,418**	**-0,351**	**0,500**	**1,000**	**0,250**	**0,094**	**0,195**
	R8=DCT/Total passifs	**-0,627**	**-0,541**	**0,661**	**0,250**	**1,000**	**0,596**	**-0,297**
	R1= Log(Actifs)	**-0,370**	**-0,430**	**0,552**	**0,094**	**0,596**	**1,000**	**-0,395**
	R10=Résultat net /Capitaux propres	**0,489**	**0,341**	**-0,118**	**0,195**	**-0,297**	**-0,395**	**1,000**

3.2. CONSTRUCTION DE LA FONCTION SCORE

3.2.1. L'ANALYSE DISCRIMINANTE :

Hypothèse : les distributions des variables sont normales.

L'analyse discriminante est une technique qui vise à étudier les relations entre une variable qualitative et un ensemble de variables explicatives quantitatives. Une de ses principales résultantes est la détermination des variables explicatives les plus discriminantes vis-à-vis des classes déterminées[8].

L'exploitation des résultats de l'analyse discriminante se fera en trois étapes successives **:**

[8] Ludovic LE MOAL , 2002

a. Vérification de l'existence de différences entre les sous-groupes :

La vérification peut se faire grâce à trois indicateurs: la moyenne ou la variance, le test du F et le Lambda de Wilks. Cette première analyse permet en outre de visualiser les variables les plus discriminantes entre les groupes.

L'examen du F montre que ce sont les variables (R4=DLMT/ Capitaux permanents), (R15=Frais financières /EBE) et (R19= Chiffre d'affaire / Total actifs) qui sont les plus discriminantes. La variable ayant le moins d'influence est (R10= Résultat net /Capitaux propres) avec une significativité de 0,01. En outre selon le test du Lambda de Wilks, seule la variable (R4= DLMT/ Capitaux permanents) semble avoir une influence, ce qui est cohérent d'un point de vue financier vu que ce ratio est un indicateur de solvabilité.

b. Vérification de la validité de l'étude :

La validité de l'analyse discriminante peut être estimée à partir de trois indicateurs :

• **Le test de Box :** Ce test est utilisé pour tester l'homogénéité des matrices de covariances

• **La corrélation globale :** La corrélation globale se mesure quant à elle dans le tableau «Valeurs propres ». Plus la corrélation canonique est proche de 1, meilleur sera le modèle. Elle est de 0.695 dans notre cas, ce qui atteste de la performance du modèle.

• **Le Lambda de Wilks :** Plus la valeur du Lambda de Wilks est faible, plus le modèle est bon. On observe également sa significativité : plus elle est proche de 0 plus le modèle est bon.

Le modèle affiche un lambda de Wilks de 0.516 et un niveau de significativité proche de 0. Le modèle est donc bon.

c. Estimation des coefficients de la fonction discriminante.

Au final il est possible d'observer le pouvoir discriminant des axes dans le tableau « Coefficients des fonctions discriminantes canoniques » et d'en déduire ainsi la fonction discriminante, laquelle dans notre cas est égale à :

$$-0.858 + 1.905\ R_4 + 1.763\ R_{15} - 0.620\ R_{19}$$

Équation 1: La fonction discriminante

$$P(Y_i = défaut) = \frac{1}{1 + \exp(-(-0.858 + 1.905\ R_4 + 1.763\ R_{15} - 0.620\ R_{19}))}$$

Équation 2: Calcul de la probabilité de défaut (AD)

3.2.2. RESEAU DE NEURONES :

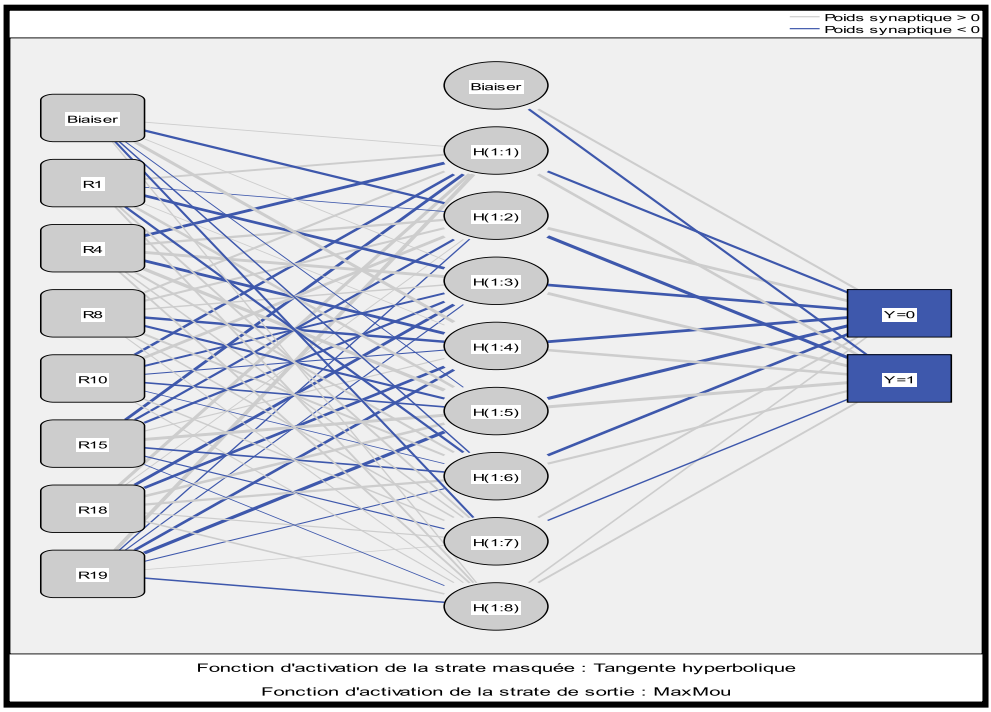
Le réseau utilisé est le perceptron multicouche. Ce réseau[9] se décompose en plusieurs couches : les variables en entrée, la ou les variables en sortie, et un ou plusieurs niveaux cachés. Chaque nœud d'un niveau est connecté à l'ensemble des nœuds du niveau précédent.

[9] Stéphane Tufféry, 2010

L'échantillon d'apprentissage regroupe 69.4% des observations. Le reste 30.6% a été utilisé pour le test. Cette répartition s'est fait par SPSS.

Graphiquement, le réseau peut être schématisé ainsi :

Figure 1 : Représentation graphique du RNA "perceptron multicouche"



Le réseau est constitué de 8 couches d'entrée, 9 neurones sur une seule couche cachée, 2 couches de sortie.

Les résultats du traitement sur SPSS sont les suivants :

Tableau 5: Taux de bon classement par le RNA

Classification				
Echantillon	Observations	Prévisions		
		saine	non saine	Pourcentage correct
Apprentissage	saine	28	0	100,0%
	non saine	1	30	96,8%
	Pourcentage global	49,2%	50,8%	98,3%
Test	saine	8	0	100,0%
	non saine	4	14	77,8%
	Pourcentage global	46,2%	53,8%	84,6%

Pour l'échantillon d'apprentissage le modèle a obtenu un taux de bon classement de 98.3% avec un taux de 100% pour le groupe des entreprises saines, contre 96.8% pour le groupe des entreprises non saines.

Pour l'échantillon test, le réseau de neurone a obtenu une performance globale de 84,4% avec une identification parfaite des entreprises saines contre 77.8% pour les entreprises non saines.

3.2.3. LA REGRESSION LOGISTIQUE :

Nous avons procédé à la modélisation avec 7 ratios.

a. Résultats des traitements :

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau suivant :

Tableau 6: Résultat de la régression logistique

Ratio	Signe attendu	β	Probabilité
Constante	-	7.262301	0.1534
R1= Log(Actifs)	Négatif	-0.460660	0.0773**
R4=DLMT/ Capitaux permanents	Positif	4.620752	0.0127*
R8=DCT/Total passifs	Négatif	-1.085137	0.3635
R10=Résultat net /Capitaux propres	Négatif	-0.239978	0.0875**
R15=Frais financières /EBE	Positif	14.46000	0.0023*
R18=actifs courant/ actif Total	Positif	2.172813	0.2807
R19=Chiffre d'affaire / Total actifs	Négatif	-2.268837	0.0181*

- ***** Significatif au seuil de 5%, ** Significatif au seuil de 10%

Seules 3 variables sont significatives au seuil de 5% parmi les 7 retenues dans le modèle. Nous avons testé l'hétéroscédasiticité pour le modèle non linéaire logit.

La question de l'hétéroscédasiticité dans les modèles non linéaires n'est pas tranchée en littérature. Toutefois, certains professeurs ont abordé la question et suggèrent que la présence d'hétéroscédasiticité dans la variance des erreurs dans un modèle non linéaire estimé, pouvait conduire à des paramètres biaisés, voir non significatives.

En outre, l'hétéroscédasticité pouvait être due à la présence d'individus hors norme. Quant à l'existence de relations non linéaires entre les variables explicatives, ou colinéarité, elle entraine une moindre stabilité des résultats et éventuellement une aberration dans le signe des paramètres.

Et d'ailleurs, c'est pourquoi il est possible d'appliquer « Huber-White » lors de l'estimation sur *e-views* et *stata*.

Par ailleurs, cette hypothèse s'est confirmée dans notre travail, vu que suite à l'application de « Huber-White » la significativité des variables s'est améliorée.

Seules les variables significatives ont été maintenues dans le modèle final:

$$Z= 5.780171 - 0.348390R_1 + 3.941517\ R_4 - 0.184697\ R_{10} + 13.27059\ R_{15} - 1.831866\ R_{19}$$

Équation 3: Régression logistique après correction "Huber-White"

Tableau 7: Interprétation des résultats

Variable	Coefficient	Prob.	Analyse financière des ratios

C	5.780171	0.1275	-
R1	-0.348390	0.0523	Plus la taille de l'entreprise augmente et plus le taux de défaut diminue
R4	3.941517	0.0048	Plus le taux d'endettement dans la structure financière de l'entreprise augmente et plus le taux de défaut augmente
R10	-0.184697	0.0277	Plus le ROE augmente et plus l'entreprise est capable de générer des résultats simplement par ses fonds propres, donc plus elle est rentable, donc le taux de défaut diminue
R15	13.27059	0.0017	Plus les charges financières absorbent l'excédent brute d'exploitation et plus l'entreprise et susceptible de se retrouver en situation de défaut.
R19	-1.831866	0.0023	Plus le chiffre d'affaire augmente, et plus l'entreprise est susceptible d'améliorer ses soldes de gestion et donc de couvrir ses charges financière, par conséquent de réduire sa probabilité de défaut.

Le modèle ainsi construit est satisfaisant vu que le signe attendu de tous les ratios est cohérent avec la logique économique. En effet, l'endettement affecte positivement la probabilité de défaut, alors que le ROE l'affecte négativement. En outre, la constante est non significative, ce qui indique qu'il n'y a pas de variable omise dans la conception de ce modèle.

En se basant sur cette fonction on peut estimer la probabilité de défaut des entreprises :

$$P(Y_i = défaut) = \frac{1}{1 + \exp(-(5.780171 - 0.348390R_1 + 3.941517\,R_4 - 0.184697\,R_{10} + 13.27059\,R_{15} - 1.831866\,R_{19})}$$

Équation 4: Calcul de la probabilité de défaut -Régression logistique-

Significativité globale du modèle :

- Test du rapport de vraisemblance :

Log likelihood (L(β))	-22.61233
Restr. log likelihood (L(0))	-57.91948
LR statistic (5 df)	70.61431
Khi-deux χ_5^2	11,0704978
Probability (LR stat)	7.64E-14

Le modèle est globalement significatif (Pr<0.05).

- Le coefficient de détermination de McFadden :

$$\boldsymbol{R^2 = 1 - \frac{L(\beta)}{L(0)}}$$

Dans notre modèle il est égal à 60.96%, ce qui indique une bonne capacité prédictive

- Le taux de bons classements :

Le taux global de bon classement est de 85.88% avec 86.11% pour les entreprises saines contre 85.88% pour les entreprises en défaut.

4. DISCUSSION DES RESULTATS

Au terme des différents traitements, nous avons abouti aux résultats suivants :

Tableau 8: comparaison des résultats

Le modèle	Saines	Non saines	Globale
RNA*	100,0%	96,8%	98,3%
Analyse discriminante	94.4%	75.5%	83.5%
Régression logistique	86.11%	85.88%	85.88%

*Echantillon d'apprentissage

Dans les trois cas de figure, les modèles classent mieux les entreprises saines que les entreprises non saines. Le modèle offrant la meilleure performance globale reste le RNA. Néanmoins, il est à noter que les réseaux de neurones est une méthode qui donne des résultats non explicites dans le cas où l'échantillon d'apprentissage et relativement réduit comme dans notre cas.

La régression logistique se place en meilleure position avec une performance globale (85.88%) supérieure à celle de l'analyse discriminante. Ce résultat était aussi attendu car la régression logistique convient mieux aux petits échantillons relativement à l'analyse discriminante. De plus, la régression logistique n'exige pas d'hypothèses aussi restrictives que celle de l'analyse discriminante.

Au vu des considérations théoriques et des résultats empiriques, nous avons opté pour la construction de notre modèle de notation interne pour la régression logistique.

Une fois le modèle choisie, il convient de construire une échelle de notation adaptée qui attribue une note à chaque entreprise et les regroupe en classes homogènes de risque.

Nous avons opté pour un découpage similaire à celui proposé par l'agence de notation Standard&Poor's. En procédant sur SPSS, nous avons obtenu les probabilités de défaut suivantes :

Tableau croisé Etat * rating.

		rating equalperc								Total
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Défaut	
non saine	Effectif	0	1	3	5	9	10	11	10	49
	% compris dans rating.	.0	9.1%	30,0%	45,5%	81,8%	100,0%	100,0%	100,0%	57,6%

Ces pourcentages expriment les probabilités de défaut à l'intérieur de chaque zone de score. Si on prend l'exemple d'une entreprise classée AA elle a une probabilité de 9.1% de tomber en défaut.

En revanche, les entreprise classées B ou CCC, notre système prévois qu'elles seront inévitablement en défaut, il convient même de fusionner ces deux classes avec la classe défaut.

Ces résultats sont d'une importance capitale pour la Banque Nationale d'Algérie car il s'agit d'un système d'évaluation et d'estimation du risque de crédit de l'entreprise en vue de renseigner sur sa solvabilité, il détermine une note à partir d'un score global permettant de qualifier le niveau de risque crédit.

La BNA peut adopter notre système en tant qu'outil de prise de décision : acceptation de dossier avec ou sans conditions, prise de garantie, refus… etc. Il servira aussi à classer les clients par catégories homogènes en termes de sa probabilité de défaut afin d'affiner par exemple la politique de provisionnement de créances.

Il est à noter que le modèle de notation proposé est une combinaison linéaire d'indicateurs purement financiers, face à l'incertitude quant à la qualité des données qualitatives collectées ainsi qu'à la difficulté de collecter des données comportementales, nous avons choisi de modéliser notre système de notation uniquement avec les informations financières disponibles sur la base de données CagexRating que nous avons complétées avec quelques dossiers sur supports papier vu le nombre réduit des entreprises enregistrées sur cette base. Ceci signifie que le modèle n'est pas définitif et que dans le cas où la banque déciderait d'opter pour un système similaire, elle devra le compléter par des indicateurs qualitatifs et comportementaux.

Par conséquent, nous recommandons vivement à la Banque Nationale d'Algérie d'élaborer une base de données informatisée ou de greffer d'autres modules au système d'information actuellement en place de manière à systématiser la mise à disposition d'outils de support de notation et de permettre un regroupement et une exploitation aisés des données clients qu'elles soient d'ordre qualitatif, quantitatif ou comportemental.

5. CONCLUSION :

L'appréciation du risque de crédit a été et demeure toujours un sujet important pour les banques et établissements financiers dans les opérations d'octroi de crédit. Ils cherchent depuis longtemps des méthodes efficaces afin de le maitriser. En ayant recours à la théorie statistique, de nombreuses méthodes sophistiquées ont été développées, dont la notation interne qui a particulièrement attirée notre attention.

La vertu de la notation interne par rapport à la notation externe (dite standard), c'est qu'elle permet à la banque d'appréhender le risque économique intrinsèque à une entreprise en prenons en compte les informations complémentaires sur le client qui sont généralement inconnues par les organismes extérieurs d'évaluation du crédit.

Tout comme chaque agence de notation à sa propre méthodologie de notation, chaque banque est en mesure d'adopter sa propre méthode. A cet effet, nous avons pris l'initiative de proposer à la Banque Nationale d'Algérie un système de notation interne des entreprises en se basant sur la théorie statistique où nous avons retenue trois méthodes (L'analyse discriminante, la régression logistique et les réseaux de neurones). Pour ses résultats et ses avantages nous avons retenues la régression logistique pour la construction de l'échelle de notation.

L'échelle de notation obtenue n'est pas une fin en soi, mais son exploitation serait utile sur bien des abords, en effet, il peut être utilisé pour ; l'allocation du capital en utilisant une approche de type RAROC, la fixation d'exigences de capital économique, la tarification des crédits, la mise en place de mécanismes de provisionnement dynamiques et enfin la confection de modèle de recouvrement, ce qui n'est pas infime.

BIBLIOGHRAPHIE :

1. BOUJELBENE Younés, KHEMAKHEM Sihem, « Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale », 2013.
2. BOURQUE Jimmy, BLAIS Jean-Guy et LAROSE François, « L'interprétation des tests d'hypothèses : *p*, la taille de l'effet et la puissance », *Revue des sciences de l'éducation*, vol. 35, n° 1, 2009.
3. BRUNEL Vivien. & ROGER Benoit. « Le risques de crédit, Des modèles au pilotage de la banque», Economica, 2014.
4. DECAESTECKER, Christine & SAERENS, « Marco. Analyse discriminante ». ULB & UCL, 2012.
5. DE LAURENTIS Giacomo, MAINO Renato & MOLTENI Luca, « Developing, Validating and Using Internal Ratings: Methodologies and Case Studies », John Wiley & Sons Ltd., 2010.
6. GOLITIN Valérie, « Le financement des PME et la réforme de Bâle II» ; Bulletin de la Banque de France, N° 165, Septembre 2007.
7. GOUJA Redhouane. « Risque crédit : gestion du risque de crédit et mise en place d'un système de notation interne ». Tunis : IFID, 2016.
8. GOURIEROUX.C, TIOMO.A, Risque de crédit « une approche avancée », ECONOMICA, 2007.
9. GUIZANI Asma, « Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers ». Business administration. Conservatoire national des arts et métiers - CNAM, 2014.
10. KARMINSKY Alexander M., KHROMOVA Ella, « Extended modeling of banks' credit ratings », *Procedia Computer Science* 91. 2016.
11. KRAHNEN Jan Pieter, WEBER Martin, « Generally Accepted Rating Principles: A Primer », Journal of Banking and Finance, 2000.
12. LEMOAL Ludovic, « l'analyse discriminent sous SPSS ». 2002.
13. MARGHENI Oussama, BENREJEB Mohamed, « Sur le Credit Scoring par les réseaux de neurones artificiels», Laboratoire de recherche LARA Automatique, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 2015.
14. PAGET-BLANC Eric, « Rating et probabilité de défaut des entreprises européennes : détermination par un modèle de régression logistique ordonnée », Banque & Marché n65-Juillet-Aout 2003.
15. PARIZEAU, Marc. Le perceptron multicouche et son algorithme de rétro propagation des erreurs, Département de génie électrique et de génie informatique, Université Laval, 2004.
16. RAKOTOMOLALA Ricco, « Analyse de corrélation, Étude des dépendances - Variables quantitatives », Université Lumière Lyon 2, 2015.
17. ROUGES Véronique, « Gestion bancaire du risque de non remboursement des crédits aux entreprises : une revue de la littérature », Belgique, May 2003.
18. S&P, Annual Global Corporate Default Study and Rating Transitions, 2016.
19. Stéphane TUFFERY, « Data mining et statistique décisionnelle ». 2010
20. THEROND.P, « Mesures et comparaison de risque », IFSA, 2005.
21. TIESSET Muriel, TROUSSARD Philippe, « Capital réglementaire et capital économique », Revue de la stabilité financière, Banque de France, 2005.

Sites internet :

www.math.ethz.ch
www.davegiles.blogspot.com