

**Modélisation du risque de solvabilité des PME : une application  
de la méthode du crédit scoring**

**SME solvency risk modeling: an application of the credit scoring method**

Dr.Riad BAH<sup>1</sup>

École Des Hautes Études Commerciales - Algerie  
riadbaha@gmail.com

Received: 23/12/2018

Dr.Fatima Zohra SOUKEUR

Université Alger 3 - Algerie  
zola\_marketing@yahoo.fr

Published: 05/03/2019

**Abstract**

The question of choosing a decision support tool to assess borrowers' solvency risk has always been one of the major concerns of financial institutions. The purpose of this article is to demonstrate the superiority of the credit scoring method, widely answered in countless global financial institutions, compared to the classical financial analysis method, mainly used by the majority of banks in Algeria, on a sample of SMEs from the Algerian private sector.

**Key words:** credit risk, business solvency, classification, linear discriminant analysis

**1. Introduction**

L'évaluation du risque de solvabilité des emprunteurs a toujours été l'une des principales préoccupations des banques et des établissements financiers. De plus, ces institutions ont été également soumises à une réglementation bancaire les obligeant à mettre en place des systèmes leur permettant d'évaluer le risque de crédit que présente leur clientèle. Dans ce contexte, le comité de Bâle, notamment dans les suggestions de l'accord de Bâle III, préconise le renforcement des exigences des fonds propres bancaires, en vue de maîtriser la gestion du risque de crédit, ainsi que l'utilisation de nouvelles méthodes dont les *ratings* (notation ou *scoring*) en constituent la pierre angulaire.

Pour évaluer le risque de solvabilité d'un emprunteur, il existe plusieurs techniques qui sont regroupées principalement en deux familles. D'une part, les méthodes dites *quantitatives* qui reposent sur des approches statistiques basées sur des éléments financiers et non-financiers. Ces méthodes présentent le principal avantage de la rapidité accrue en termes de traitement et de suivi d'un grand nombre de dossiers de crédits. D'autres part, les méthodes dites *qualitatives* fondées sur des jugements d'experts sur la base des informations ayant trait à la nature de l'activité, à la stratégie suivie et au risque financier de l'emprunteur et dont l'objectif est de chercher à tirer parti de la relation privilégiée que l'institution financière peut entretenir avec ses clients.

Or, il semble que les modèles de score soient les plus appropriées pour évaluer le risque de solvabilité des entreprises (Altman et Saunders, 1998 ; Colasse, 2008).

Dans ce papier, nous essayerons d'établir un modèle de crédit scoring en vue de prédire le risque de défaut de remboursement sur un échantillon de PME algériennes. En effet, le recours aux modèles de score se justifie d'autant plus dans le contexte algérien pour trois principales raisons.

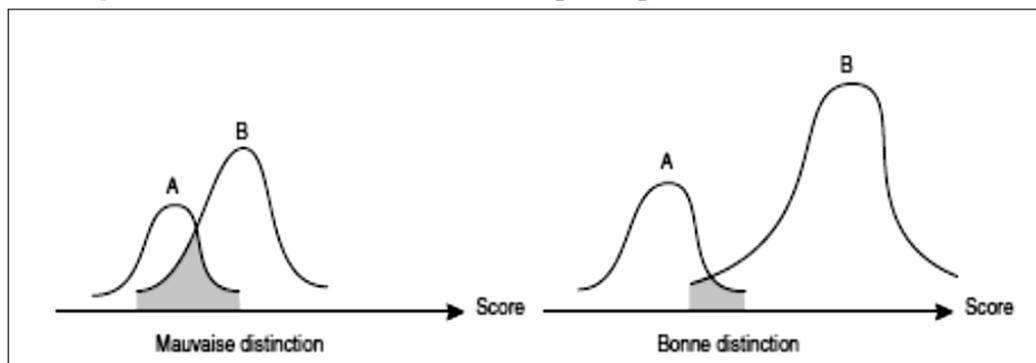
<sup>1</sup> - Corresponding author: Riad BAH<sup>1</sup>, riadbaha@gmail.com

D'abord, l'absence quasi-totale et l'inefficacité du marché financier qui a poussé les entreprises, particulièrement les PME<sup>2</sup>, vers les banques pour chercher des sources de financement, d'où l'importance d'évaluer le risque de crédit qu'elles présentent. Ensuite, les banques algériennes utilisent principalement la méthode de l'analyse financière pour évaluer le degré du risque de défaut de remboursement des emprunteurs composant leurs portefeuilles clients<sup>3</sup>. Enfin, l'utilisation des méthodes les plus sophistiquées est souvent très complexe du fait de la nature de données et le niveau d'expertise qu'elles exigent.

## 2. Les modèles de crédit scoring : état de l'art

Les modèles de score sont des techniques statistiques qui s'efforcent de synthétiser, au moyen d'une note, dite *score*, le risque de non-remboursement d'un emprunteur existant ou potentiel, pour estimer la performance future de son prêt (Feldman, 1997) ou pour prédire la probabilité qu'il fasse défaut (Mester, 1997). En effet, le problème, est de déceler parmi les informations qui caractérisent un emprunteur, celles qui expliquent au mieux sa solvabilité. Une pondération est attribuée à chaque information et la totalisation est comparée à une note critique préalablement établie (appelée *seuil critique*) permettant de distinguer les entreprises en difficulté (qui présentent un risque *défaut* ou de *défaillance*) de celles qui ne le sont pas et indiquant s'il faut leur accepter ou refuser le crédit. L'intérêt de cette démarche est bien évidemment d'anticiper une défaillance future en observant les entreprises *a priori*. À ce titre, le crédit scoring facilite la prise de décision (De Coussergues, 1996, p.185).

**Fig. n° 1 :** La discrimination des entreprises par la méthode des scores



Source : De La Brulerie H (2014, p.463).

Mester (1997) et Refait (2004) dressent un bilan de l'utilisation des différentes techniques d'évaluation du risque de non-remboursement utilisées au niveau des banques de détail. BARDOS (2001) démontre l'intérêt des modèles de score pour la prévision du risque de défaut des PME. Dans ce cadre, de nombreuses études ont été élaborées dans différents secteurs économiques et dans plusieurs pays : aux États-Unis (Altman, 1968, Deakin, 1972 ; Blum, 1974 ; Altman et al., 1977 ;

<sup>2</sup> Avec une population globale de 1 060 289, les PME contribuent à la croissance et au développement économique, par la création de l'emploi (2,6 millions), la création de la valeur ajoutée et la participation à la distribution des revenus (Bulletin d'Information Statistique de la PME, Ministère Algérien de l'Industrie et des Mines, n°30, novembre 2017).

<sup>3</sup> La performance de la méthode de l'analyse financière reste loin des ambitions des banquiers. D'une part, cette analyse classique s'avère très lourde par le coût des moyens humains et matériels qu'elle nécessite et d'autre part, cette technique traditionnelle est une vision simpliste du risque voir, dans certains cas, trop subjective ce qui ne permet pas une estimation correcte du risque de crédit et pourrait engendrer une augmentation du volume des créances impayées.

Dambolena et Khoury, 1980...etc.), en France<sup>4</sup> (Collongues ; 1977 ; Conan et Holder, 1979 ; Zollinger, 1982 ; Micha, 1984 ; Bardos et Zhu, 1997 ; Bardos, 1984, 2001 et 2005... etc.) et même récemment en Chine (Li et Zhong, 2012 ; Gan et *al.*, 2012 ; Wang, 2014).

Bien qu'ils soient relativement anciens, les modèles de score sont toujours d'actualité et encore utilisés dans les institutions financières<sup>5</sup>, notamment après les réformes de Bâle II où les modèles de score ont été largement adoptés par la banque de détail, pour mesurer les probabilités de défaut de tout type de crédit : les crédits à la consommation et à l'habitat des particuliers, les crédits de trésorerie et d'équipement des professionnels et les crédits aux PME (Dietsch et Petey, 2008, p.49).

Toutefois, l'utilisation des modèles de score dans certains pays émergents reste limitée pour diverses raisons à savoir : le manque de données nécessaire ou l'incapacité de vérifier leur exactitude mais surtout, le manque d'expertise exigée pour la mise en œuvre de ce type de modèles qui sont non seulement complexes à utiliser, mais aussi coûteux en termes de temps et de ressources financières (Nguyen, 2016). En Algérie, l'utilisation de ces modèles se limite au niveau de certaines banques publiques et privées dans l'évaluation des risques des crédits accordés aux particuliers. Cependant, leur utilisation pour les entreprises reste encore marginalisée malgré les nombreux avantages qu'elles disposent.

### 3. Étude empirique

En vue d'élaborer un modèle de crédit scoring, la démarche type à adopter comprend certaines étapes à suivre respectivement comme suit : la construction d'un échantillon d'entreprises, la sélection des variables, le choix du critère de discrimination, le choix de l'horizon de prévision et enfin l'évaluation de la qualité du modèle obtenu.

#### 3.3. Les données

##### 3.3.1. L'échantillon

La population ciblée dans cette étude est celle des PME appartenant au secteur du BTPH<sup>6</sup> privé algérien, domiciliées au niveau de la Banque Nationale d'Algérie (BNA) et observées sur une période de 3 ans (2013, 2014 et 2015). L'année 2015 est prise comme référence. Nous avons procédé par un échantillonnage aléatoire simple (sans remise)<sup>7</sup>. L'échantillon initial comprend 500 PME. À l'issue du traitement statistique<sup>8</sup>, l'échantillon final est composé de 387 PME qui sont préalablement classées dans deux groupes distincts que l'on cherche à discriminer : les entreprises *défaillantes* (notées *D*) et les entreprises *non-défaillantes* (notées *ND*)<sup>9</sup>. Par validation du modèle

<sup>4</sup> Nous citons particulièrement le modèle de la Banque de France qui date des années 1980.

<sup>5</sup> Seulement 8,8% des institutions de microfinance ont déclaré ne pas utiliser le scoring et ne pas avoir l'intention d'utiliser la technique dans le futur (Bumacov, 2012).

<sup>6</sup> À la fin de l'année 2015, le secteur du bâtiment, travaux publics et hydraulique BTPH viens en seconde position avec une part de 31,31% du total des PME (personnes morales) après le secteur des services (51,54%).

<sup>7</sup> Le choix de cette méthode est justifié par deux principales raisons : la première est que cette approche permet de fournir un échantillon assez représentatif, du fait de que les individus sont *équiprobables*. La seconde est que la taille de population sur laquelle le tirage a été effectué est relativement petite et ne permet pas l'application des autres méthodes d'échantillonnage comme celles fondées sur des techniques de rééchantillonnage.

<sup>8</sup> Le traitement statistique vise à traiter les problèmes des valeurs aberrantes et des observations manquantes constatées au niveau des variables explicatives de certaines entreprises. Pour éviter les biais statistiques qui peuvent en découler, nous avons tout simplement procédé à l'élimination des entreprises souffrant de ces problèmes.

<sup>9</sup> Les entreprises classées comme *ND* sont les entreprises dites *précontentieuses* (ou *vulnérables*) ayant des difficultés à honorer leurs échéances (principal et intérêts) aux dates prévues et les entreprises dites *contentieuses* qui n'ont pas

obtenu, nous avons opté pour la méthode de la *validation croisée*. L'échantillon de base sera donc décomposé en deux sous-échantillons. Le premier sert à la construction du modèle et le second sert à sa validation<sup>10</sup>.

La répartition *a priori* des entreprises entre les deux sous-échantillons et les deux groupes d'affectation se présente comme suit :

**Tableau n°1 : Classification *a priori* des entreprises selon l'analyse financière**

ÉCHANTILLON	<i>Non-Défaillantes (ND)</i>	<i>Défaillantes (D)</i>	TOTAL
<b>Construction</b> (%)	<b>223</b> (77,70%)	<b>64</b> (22,30%)	<b>287</b>
<b>Validation</b> (%)	<b>73</b> 73,00%	<b>27</b> 27,00%	<b>100</b>
<b>TOTAL</b> (%)	<b>296</b> <b>76,49%</b>	<b>91</b> <b>23,51%</b>	<b>387</b> <b>100%</b>

Source : Banque Nationale d'Algérie.

### 3.3.2. Les variables

Pour pouvoir expliquer le niveau du risque que présentent les PME, nous avons utilisé des informations, obtenues à partir des états financiers, pour construire une batterie de ratios économiques et financiers reposant sur une approche analytique proposée par la Banque d'Algérie aux banques commerciales.

La liste des variables utilisées est composée de 30 ratios mesurant la rentabilité, la structure du bilan, l'endettement, la liquidité, la solvabilité et la croissance d'activité pour chaque entreprise. En plus, nous avons également utilisé d'autres variables extra-comptables (voir annexe n°1)<sup>11</sup>.

### 3.3.3. Le critère de discrimination

Pour au choix du critère de discrimination, nous nous sommes écartés de l'approche traditionnelle basée sur la *faillite*<sup>12</sup> comme critère. Nous nous sommes plutôt basées sur le critère de *défait de remboursement* tout en évitant toute démarche considérée comme « *stricte* »<sup>13</sup>. Le Comité de Bâle (2001) préconise l'estimation du risque de *défait*<sup>14</sup> plutôt que celui de *défaillance*. Nous nous plaçons dans ce contexte pour fixer comme critère de discrimination l'existence d'un *défait de remboursement* suite à un retard de paiement de 90 jours.

### 3.3.4. L'horizon de prévision

remboursé ou qui ont arrêté le remboursement de leurs crédits et avec lesquelles, toutes les procédures de recouvrement ordinaires ont été épuisées.

<sup>10</sup> Il est important de rappeler que la base de données ne tient compte que des dossiers ayant bénéficié des crédits ou des renouvellements durant cette période, alors que les dossiers, dont la décision des comités de crédit était défavorable, ont été préalablement rejetés, ce qui explique le taux élevé des entreprises non-défaillantes.

<sup>11</sup> Avant de procéder à la construction du modèle, nous avons traité le problème multi-colinéarité des variables en éliminant, tout simplement, celles qui posent un problème de corrélation.

<sup>12</sup> Cette démarche considère comme *défaillante* toute entreprise ayant fait l'objet d'une procédure de dépôt de bilan.

<sup>13</sup> À l'exemple des démarches visant à obtenir une double discrimination ou à intégrer d'autres critères secondaires comme celles adoptées par Flagg *et al.*, (1991) ou Altman *et al.*, (1994).

<sup>14</sup> En précisant la définition du *défait* dans les cas suivants : le débiteur est dans l'incapacité de rembourser, le report du paiement est associé à un événement de type *abandon créances*, provision spécifique ou restructuration en période de difficultés, l'existence d'un retard de paiement dépassant les 90 jours ou enfin, la faillite juridique de l'emprunteur.

L'horizon de la prévision est fixé selon les besoins du décideur mais doit être harmonisé avec la nature et la qualité des données, l'impact de la conjoncture et la prévisibilité du phénomène étudié (le *défaut* dans notre cas).

Nous avons opté pour un horizon annuel<sup>15</sup> de *défaut*. Ce choix est principalement justifié par l'annualité des documents comptables et financiers. Dans ce cas, le score mesure la probabilité de *défaut* sur un an. Dans ce cas, on pourrait penser être dans la position de créer un indicateur à court terme qu'il suffirait de réestimer souvent et suffisamment pour suivre les conditions auxquelles sont soumises les entreprises. Un tel indicateur suivrait alors de près la conjoncture étudiée.

### 3.4. La méthodologie

Pour le cas particulier des deux groupes<sup>16</sup> *D* et *ND* signifiant respectivement les entreprises *défaillantes* et *non-défaillantes*.

Notons :

$X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$  : vecteur des  $k$  variables sélectionnées de l'entreprise

$\alpha$  : vecteur des coefficients : poids attribués aux ratios retenus<sup>17</sup>

$\beta$  : constante

$\mu_i$  : termes d'erreur supposés indépendants, avec  $E(\mu_i) = 0$  et  $V(\mu_i) = 0$

La fonction de *score* est obtenue est la combinaison linéaire des variables retenues pondérées par les coefficients relatifs et se présente comme suit :

$$f(x) = \beta + \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i$$

Sous les hypothèses de multi-normalité des variables et homoscédastiques des deux groupes, notons :

$\mu_{ND}$  et  $\mu_D$  : moyennes de  $X$  des groupes *ND* et *D*, respectivement.

$T$  : matrice de variance-covariance totale.

La fonction discriminante  $f(X)$  peut être également écrite comme suit :

$$f(x) = (\mu_{ND} - \mu_D)' T^{-1} (X - \frac{\mu_{ND} + \mu_D}{2}) = \alpha' X + \beta$$

Tel que :

$$\alpha' = (\mu_{ND} - \mu_D)' T^{-1} \quad \text{et} \quad \beta = - (\mu_{ND} - \mu_D)' T^{-1} \left( \frac{\mu_{ND} + \mu_D}{2} \right)$$

Notons :

$f(x_i/g)$  : probabilité conditionnelle que l'entreprise  $i$  soit caractérisé par les coordonnées  $x_i$  alors qu'elle appartient au groupe  $g$  ( $g = ND$  ou  $j = D$ )

$\pi_g$  : probabilité *a priori* qu'une entreprise appartient au groupe  $g$  avec  $\pi_{ND} = 1 - \pi_D$

$C_{ND/D}$  : Coût de l'erreur de *type I*<sup>18</sup>

$C_{D/ND}$  : Coût de l'erreur de *type II*<sup>19</sup>

<sup>15</sup> L'horizon est annuel si l'information relevée sur l'échantillon appartient à l'année qui précède celle du *défaut* (N-1).

<sup>16</sup> Pour plus de détail, voir Bardos (2008).

<sup>17</sup> Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont estimés par la méthode du *maximum de vraisemblance*.

<sup>18</sup> L'erreur de *type I* consiste à classer dans le groupe *ND* une entreprise qui, en réalité, appartient au groupe *D*. Le cout de l'erreur de *type I* représente une perte partielle ou totale des nouveaux des crédits accordés suite à une sous-estimation du risque.

La règle d'affectation par rapport au seuil de décision<sup>20</sup> noté  $s$  s'écrit comme suit :

- L'entreprise  $i \in D$  si le score  $S(i) \geq s$
- L'entreprise  $i \in ND$  si le score  $S(i) < s$

Deux règles peuvent être envisagées pour le seuil de décision  $s$ :

- La règle de bayes<sup>21</sup>  $s = \ln\left(\frac{\pi_D C_{ND/D}}{\pi_{ND} C_{D/ND}}\right)$
- Le critère géométrique<sup>22</sup> :  $s = 0$ .

### 3.5. Les résultats et discussions

En appliquant le modèle ADL, nous présenterons d'abord la fonction de score obtenue. Par la suite, nous analyserons trois principales mesures de performance permettant de tester la robustesse du modèle : le Lambda de Wilks, les taux de bonne et de mauvaises classification et l'aire sous la courbe ROC.

#### 3.5.1. La fonction score

En utilisant la démarche dite *stepwise* (pas à pas), six variables explicatives ont été retenues et qui permettent de fournir la meilleure discrimination entre les deux groupes d'entreprises. La fonction de *score* obtenue est présentée comme suit :

$$S = 0,882 R_4 - 2,323 R_{10} + 5,804 R_{14} + 0,053 R_{21} + 0,018 R_{23} - 0,212 R_{29} - 1,048$$

Tel que :

- $R_4$  : Capitaux propres/capitaux permanents
- $R_{10}$  : Charges financières/ chiffre d'affaires
- $R_{14}$  : Résultat net / total bilan
- $R_{21}$  : Valeur ajoutée/cash-flow
- $R_{23}$  : Fonds propres / besoin en fonds de roulement
- $R_{29}$  : Charges financières /excédent brut d'exploitation

Les signes des coefficients des variables  $R_4$ ,  $R_{14}$ ,  $R_{21}$ ,  $R_{23}$  montrent une relation positive (dans le même sens) avec le score de l'entreprise et augmentent la probabilité qu'elle soit *non-défaillante*, alors que ceux des variables  $R_{10}$  et  $R_{29}$ <sup>23</sup> confirment une relation inverse avec le score de l'entreprise et augmentent donc sa probabilité qu'elle soit *défaillante*.

Les signes des coefficients des variables discriminantes obtenus sont conformes à nos attentes et aux normes de l'analyse financière, ce qui reflète la performance du modèle obtenu.

<sup>19</sup> L'erreur de *type II* consiste à classer dans le groupe  $D$  une entreprise qui, en réalité, appartient au groupe  $ND$ . Le coût de l'erreur de *type II* représente un manque à gagner (coût d'opportunité) suite à une surestimation du risque.

<sup>20</sup> Le seuil critique dépend du degré d'aversion de la banque envers le risque. Sa détermination est secondaire, car d'une part, il est difficile d'évaluer les coûts d'erreur de classement (*type I* et *type II*) et d'autre part, le scoring n'est qu'un outil d'aide à la décision, mais pas un critère déterminé.

<sup>21</sup> La règle de décision de Bayes permet de minimiser l'espérance du coût d'erreur de classification. En cas de multi-normalité et homoscedasticité des distributions de probabilités sur chacun des groupes à discriminer, cela conduira à la même fonction discriminante  $f(x)$ .

<sup>22</sup> Pour le cas particulier  $\pi_D C_{ND/D} = \pi_{ND} C_{D/ND}$  (si  $\pi_D = \pi_{ND}$  et  $C_{ND/D} = C_{D/ND}$ ), les deux règles sont équivalentes.

<sup>23</sup> À noter que ce ratio est le plus discriminant dans le score Z de la Banque de France (40%). Le poids des frais financiers de la dette par rapport au profit brut économique est le symptôme de problèmes concernant la performance économique et le choix du financement.

### 3.5.2. Le lambda de Wilks

La valeur la plus petite du lambda de Wilks<sup>24</sup> est obtenue à l'issue 6<sup>ième</sup> itération.

**Tableau n°2 :** Le lambda de Wilks par étape d'itération

Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistique	ddl1	ddl2	Signif.
1	1	0,912	1	1	285	27,578	1	285	0
2	2	0,858	2	1	285	23,527	2	284	0
3	3	0,841	3	1	285	17,868	3	283	0
4	4	0,826	4	1	285	14,825	4	282	0
5	5	0,814	5	1	285	12,807	5	281	0
6	6	0,803	6	1	285	11,427	6	280	0

Source : Logiciel SPSS.

Le lambda de Wilks retenu lors de la 6<sup>ième</sup> itération est de 0,803. On observe également sa significativité (F = 0,000).

### 3.5.3. Le tableau de bonne classification

Les taux de bonne et de mauvaise classification, obtenus par le modèle ADL, une année avant la défaillance sur les deux sous-échantillons, sont présentés comme suit :

**Tableau n°3 :** Taux de bonne classification du modèle ADL

CLASSE D'ORIGINE	CLASSE D'AFFECTATION					
	Construction			Validation		
	Défaillante	Non-Défaillante	Total	Défaillante	Non-Défaillante	Total
Défaillante % (D)	17 26.56%	47 73.44%	64	7 25.93%	20 74.7%	27
Non-Défaillante % (ND)	5 2.24%	218 97.76%	223	4 5.48%	69 94.52%	73
<b>TOTAL</b>	<b>22</b>	<b>265</b>	<b>287</b>	<b>11</b>	<b>89</b>	<b>100</b>
<b>Taux de bonne classification globale</b>	<b>81.88%</b>			<b>76.00%</b>		

Source : Logiciel SPSS.

Sur l'échantillon de construction, le modèle ADL permet de classer correctement 83,97% des entreprises. Le taux d'erreur globale est alors de 16,03%. Le taux de bonne classification des entreprises *non-défaillantes* de 99,10% est très significatif, d'où un taux d'erreur de *type II* très négligeable de 0,90%. Cependant, le taux de bonne classification des entreprises *défaillantes* de 31,25% est très faible, d'où un taux d'erreur de *type I* très important de 68,75%.

De même, sur l'échantillon de validation, 76% des entreprises ont été correctement classées d'où un taux d'erreur globale de 24 %. Le taux de bonne classification des entreprises *non-défaillantes* passe à 94,52%, mais reste encore très significatif d'où un faible taux d'erreur de *type II*

24 Le Lambda de Wilks est un paramètre qui constitue un test relativement positif de la discrimination statistique. Tel que :  $L = \frac{|W|}{|T|} = |T^{-1}W|$  avec  $T$  : matrice de variance-covariance totale et  $W$  : matrice de covariance intra.

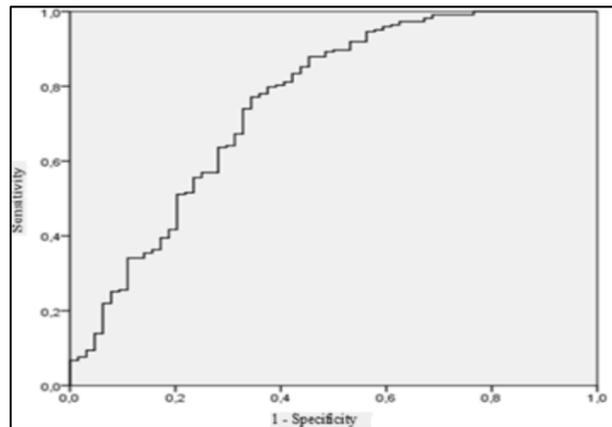
Plus le Lambda de Wilks est petit, meilleur est la discrimination. La significativité du test de Fisher doit également tendre vers 0. S'il est supérieur à 5%, l'analyse n'est pas valide.

de 5,48%. Le taux de bonne classification des entreprises *défaillantes* est également de plus en plus faible et passe à 25,93% d'où un taux d'erreur de *type I* encore plus significatif de 74,07%<sup>25</sup>.

### 3.5.4. La courbe ROC

L'aire sous la courbe de ROC<sup>26</sup> notée AUC<sup>27</sup> obtenue par le modèle ADL est présentée comme suit :

**Fig. n°2 : La courbe ROC du modèle ADL**



Source : Logiciel SPSS.

L'AUC est de 75,53 %, ce qui signifie un pouvoir discriminant assez significatif du modèle ADL sur l'échantillon de construction.

### 3.6. Enjeux et précautions d'usage

Compte tenu des enjeux relatifs à l'utilisation de tels outils, il importe de bien mesurer leurs limites et de prendre quelques précautions quant à leur utilisation. En effet, malgré les nombreux avantages que présentent ces modèles pour l'évaluation du risque de solvabilité, ils n'échappent cependant pas à certains inconvénients qui peuvent réduire leur exactitude et leur performance.

- Le modèle ADL se propose d'affecter les emprunteurs en deux ou plusieurs groupes mutuellement exclusifs. Néanmoins, les conditions qui doivent être respectées pour sa mise en œuvre (la normalité des distributions des variables retenues, l'homogénéité des matrices variances-covariances entre les deux groupes et l'absence de corrélations entre moyennes et variances) sont rarement respectées lorsqu'elles sont appliquées à la prédiction du défaut (Mcleay et Omar, 2000 ; Huang et *al.*, 2004 ; Sustersic et *al.*, 2009).
- Les scores sont liés à l'échantillon servant de base à leur construction. Celui-ci se concentre souvent sur un type particulier d'emprunteurs, ce qui élimine la possibilité d'appliquer le modèle

<sup>25</sup> À noter que la baisse des taux de bonne classification sur l'échantillon de validation par rapport à celui de la construction est principalement expliquée par la réduction de la taille de l'échantillon.

<sup>26</sup> *Receiver Operating Characteristic* ou courbe sensibilité/spécificité, est une mesure de la performance d'un classificateur binaire, qui a pour objectif de catégoriser des éléments en deux groupes distincts sur la base d'une ou plusieurs des caractéristiques de chacun de ces éléments. Graphiquement, on représente souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne le taux de vrais positifs (fraction des positifs qui sont effectivement détectés) en fonction du taux de faux positifs (fraction des négatifs qui sont incorrectement détectés)

<sup>27</sup> L'AUC (Area Under the Curve) est une autre mesure permettant de déterminer la qualité de discrimination dans le cas de deux classes. Plus que cette aire se rapproche de 100%, meilleur est le pouvoir discriminant du modèle.

- à d'autres emprunteurs (dont les caractéristiques ne sont pas présentes dans la population) ou à des secteurs d'activité non couverts<sup>28</sup>.
- Le choix d'un horizon annuel pourrait être également problématique. L'inconvénient d'une telle approche est le fait qu'elle soit très difficile à mener à bien, car la réestimation fréquente dans un environnement évolutif risque de conduire à des fonctions de score qui seront toujours en retard sur l'actualité. Il est plutôt intéressant de travailler sur un horizon à moyen terme. Le processus de défaillance étant, dans la majorité des cas, progressif, au fur et à mesure qu'il se produit, les comptes se dégradent pour la majorité des futures défaillantes : dégradation de la trésorerie, amplification de la dette...etc. (BARDOS, 2008).
  - Les modèles de score souffrent d'un biais de sélection. En effet, pour construire les échantillons servant à l'établir ces modèles, l'institution ne dispose généralement que d'une population de clients ayant obtenu auparavant un crédit<sup>29</sup>. Par conséquent, le modèle obtenu, appelé *Known Good/Bad* (KGB), sous-estime le risque (DIETSCH et PETEY, 2008). Le problème se pose également lorsque les données n'existent pas en quantité suffisante, en temps opportun ou sont d'une qualité et d'une représentativité médiocre<sup>30</sup>.
  - Une critique importante consiste à l'incapacité des méthodes de score à analyser clairement les situations dites *moyennes*<sup>31</sup>. Dans ces conditions, l'utilisation de tels modèles constitue un éventuel danger pour les entreprises en situation *moyenne* qui peuvent se retrouver mal classées (DE LA BRULERIE, 2014). L'erreur de *type II* pourrait générer des effets néfastes de prise de risque de conscience à tort d'un risque de défaillance aussi bien par les partenaires de l'entreprise (banquiers, fournisseurs, clients ...etc.) qui vont eux-mêmes modifier leurs comportements que par l'entreprise elle-même (augmentation des comportements opportunistes et de l'aléa moral) ce qui va accélérer le processus de dégradation. L'erreur de *type I* pourrait également avoir un coût sur le prêteur qui peut perdre définitivement sa créance (DIETSCH et PETEY, 2008).
  - Enfin, la robustesse temporelle d'un modèle de score a des limites. Au-delà d'une certaine durée d'utilisation, on ne serait pas certains que l'outil garde son pouvoir discriminant avec une totale efficacité. Étant donné que la situation économique peut changer, le modèle de score doit alors être évolutif et adapté en permanence. Tout système de scoring apparaît figé dans le temps, et il semble bien difficile de concevoir un système où chaque paramètre ferait l'objet d'une pondération dont le taux serait directement variable en temps réel en fonction des dernières statistiques relatives aux causes de défaillances des entreprises. Un tel système serait quasiment

<sup>28</sup> La plupart des fonctions de score ont été élaborées à partir d'échantillons peu conséquents. En Algérie, très peu de banques ont réussi à constituer des bases de données permettant de bâtir des modèles d'évaluation basées sur les scores.

<sup>29</sup> Les emprunteurs dont la demande a été déjà refusée ne figurent pas dans la base clients qui ne sera pas donc représentative de la population des demandeurs de crédit. La population utilisée pour bâtir le score, comprend alors des emprunteurs plutôt moins risqués que la moyenne des emprunteurs.

<sup>30</sup> Plus précisément, la notion même des modèles de score fondés principalement sur l'information comptable et financière est peut-être à revoir. L'information qui sert d'input à l'analyse financière du risque possède deux limites internes : elle n'est disponible que tardivement (avec une fréquence annuelle) et elle est uniquement quantitative, ce qui obère la capacité prédictive du modèle. Un moyen de contourner cette difficulté est d'intégrer des variables qualitatives qui permettent notamment de prendre en compte les dimensions stratégiques de l'entreprise (Colasse, 2001).

<sup>31</sup> Il ne s'agit pas ici de l'étendue de la zone d'incertitude où la fonction score ne conclut pas, mais du mauvais classement en zone à risque de *défaillance* d'une entreprise *non-défaillante* et inversement.

impossible à gérer compte-tenu du nombre d'informations nécessaires et surtout de leur diversité (KHAROUBI et THOMAS, 2013).

#### 4. Conclusion

L'objectif de ce papier était de modéliser le risque de non-remboursement en utilisant un modèle ADL sur un échantillon de 387 des PME appartenant au secteur du BTPH privé algérien.

Globalement, les résultats obtenus montrent une bonne performance du modèle de score élaboré. Plus précisément, ce modèle permet d'obtenir une meilleure performance quant au classement des entreprises *défaillantes* tant au niveau de l'échantillon de construction qu'au niveau de l'échantillon de validation. Ces résultats semblent être en ligne avec ceux des études antérieures effectuées sur des échantillons différents et confirment leurs conclusions concernant la bonne capacité de classification du modèle ADL.

La richesse du modèle établis fut le fait de prendre en compte à la fois des variables quantitatives et des variables qualitatives au travers de données extra-comptables même si ces dernières ne sont pas statistiquement significatives dans les résultats obtenus. Toutefois, notre étude se limite au classement des entreprises entre *défaillantes* et *non-défaillantes* à court terme. Il serait également intéressant d'analyser si le modèle obtenu peut conserver ses propriétés de bonne classification sur le long terme.

Néanmoins, il y a lieu de rappeler que les méthodes de score ne permettent ni de diagnostiquer l'origine des difficultés ni d'identifier les évolutions structurelles de l'emprunteur qui pourraient causer des difficultés à terme. Par conséquent, se séparer totalement des techniques traditionnelles, pour ne plus se baser que sur les résultats des modèles de score, peut induire les décideurs en erreur. Ces modèles ne peuvent en aucun cas se substituer à une analyse du processus de la défaillance souvent complexe et qui ne peut être complètement décrit par une fonction de score, aussi élaborée soit-elle.

Pour conclure, les modèles de score permettent de fournir une première appréciation et l'expertise du banquier viens compléter et finaliser l'analyse. Par conséquent, l'utilisation simultanée des deux approches pourrait être une meilleure solution.

---

## Bibliographie

- Altman E. I. et Saunders A. (1998), *Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*, Journal of banking and finance, n°1.21, pp. 1721-1742.
- Altman E.I. (1968), *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, Journal of finance, vol. 23, n° 4, pp. 589-609.
- Altman E.I., Haldeman R.G. et Narayanan P. (1977), *ZETA Analysis: A new model to identify bankruptcy Risk of Corporations*, Journal of banking and finance, vol.1, n° 1, June, pp. 29-51.
- Altman E.I., Marco G., Varetto F. (1994), *Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian Experience)*, Journal of banking and finance pp.505-529.
- Altman, E., (2006), *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*, 3<sup>rd</sup> Edition, John Wiley and Sons, New-York.
- Bardos M. (1984), *Le risqué de défaillance d'entreprise*, cahier économique et monétaire, Banque de France, vol.19.
- Bardos M. (2001a), *Développements récents de la méthode des scores de la Banque de France*, Bulletin de la Banque de France, n° 90, Juin 2001, pp. 73-92.
- Bardos M. (2001b), *Analyse discriminante, application au risque et scoring financier*, Paris, Dunod.
- Bardos M. (2005), *Les scores de la Banque de France : leur développement, leurs applications, leur maintenance*, Bulletin de la Banque de France n°144, décembre.
- Bardos M. (2008), *Scoring sur données d'entreprises : instrument de diagnostic individuel et outil d'analyse de portefeuille d'une clientèle*, Paris, Revue Modulad, pp.159-177.
- Bardos M., Zhu W.H. (1997), *Comparaison de l'analyse discriminante linéaire et des réseaux neuronaux : application à la détection de défaillance d'entreprises*, Revue Statistique Appliquée, tome 45, n°4, pp.65-92
- Beaver W.H. (1966), *Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting: selected studies*, Supplement of journal of accounting research, vol.4, pp.71-111.
- Blum M. (1974), *Failing company discriminant analysis*, Journal of accounting research, spring, pp.1-25.
- Blum M. (1974), *Failing company discriminant analysis*, Journal of accounting research, spring, pp.1-25.
- Bumacov V., (2012), *L'utilisation du scoring de crédit et du scoring de pauvreté par les institutions de microfinance dans le monde*, HAL Id: Hal-00765889 <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00765889>.

Colasse B. (2008), *L'analyse financière de l'entreprise*, La Découverte, Paris.

Collongues Y. (1977), *Ratios financiers et prévision des faillites des petites et moyennes entreprises*, Revue Banque, n° 365, septembre, pp. 963-970.

Conan J., Holder M. (1979), *Variables explicatives de performances et contrôle de gestion dans les PMI*, Thèse de Doctorat en sciences de gestion, Université de Paris IX.

Dambolena I.G. et Khoury S.J. (1980), *Ratio stability and corporate failure*, The journal of finance, vol. 35, issue 4, pp.1017-26

De Coussergues S. (1996), *La banque. Structures, marchés, gestion*, 2ème édition

De La Brulerie H. (2014), *Analyse financière : Information financière, valuation, diagnostic*, Paris, Dunod.

Deakin E.B. (1972), *A discriminant analysis of predictors of business failure*, Journal of Accounting Research, Vol.10, spring, pp.167-179.

Dietsch M. et Petey J. (2008), *Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières*, Paris, RB édition.

Feldman R., *small business loans, small banks and big change in technology called credit scoring*, The Region, September 1997.

Flagg J.C.et Giroux G.A., Wiggins C.E. Jr. (1991), *Predicting Corporate Bankruptcy using failing firms*, Review of Financial Studies, vol. 1, n°1, pp. 67-78.

Gan, C., Li, Z., Wang, W., Kao, B. (2012), *Credit scoring in mortgage lending: evidence from China*, International journal of housing markets and analysis, vol. 5, pp.334-350.

Huang, Z., Chen, H., Hsu, C. J., Chen, W. H., WU, S. (2004), *Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: A market comparative study*, Decision Support Systems, vol.37, n°4, pp.543-558.

Kharoubi C., Thomas P., (2013), *Analyse du risque de crédit : Banque & Marchés*, Paris, RB édition.

Li, X., Zhong, Y. (2012), *An overview of personal credit scoring: techniques and future work*. International Journal of Intelligence Science, vol. 2, pp.181-189.

Mcleay, S., Omar, A., (2000). *The sensitivity of prediction models to the nonnormality of bounded and unbounded financial ratios*. British accounting review, vol.32, pp.213-230.

Mester L. J., *What's the Point of Credit Scoring?* Federal Reserve Bank of Philadelphia's Business Review, September/October, 1997.

Micha B., (1984), *Analysis of business failures in France*, Journal of Banking and Finance, vol. 8, pp.281-291.

Nguyen H, T., (2016), *Credit Scoring et ses applications dans la gestion du risque de crédit*, Thèse de Doctorat en sciences économiques, Université Paris-Nanterre.

Refait C. (2004), *La prévention de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : état de lieu*, Paris, Économie et Prévision, n° 162, p.129-147.

Sustersic M., Mramor, D., Zupan, J. (2009), *Consumer credit scoring models with limited data*, Expert systems with applications, vol.36, pp.4736-4744.

Wang, W. (2014), *An application of logit model to credit scoring and its implications to financial market* (Unpublished Master's thesis), National University of Singapore.

Zollinger M. (1982), *L'analyse multicritère et le risque de crédit aux entreprises*, Revue française de gestion, avril, pp.56-66.

## Annexe :

## Annexe n°1 : Liste des variables explicatives

Ratio	Désignation
R <sub>1</sub>	Actif circulant/ total bilan
R <sub>2</sub>	Besoin en fonds de roulement/ fonds de roulement
R <sub>3</sub>	Capitaux permanent / actif immobilisé
R <sub>4</sub>	Capitaux propres / capitaux permanents
R <sub>5</sub>	Dettes à court terme / total bilan
R <sub>6</sub>	Dettes à court terme / chiffre d'affaires
R <sub>7</sub>	Dettes à long et moyen terme / total bilan
R <sub>8</sub>	Dettes à long et moyen terme/ cash-flow
R <sub>9</sub>	Excédent brut d'exploitation / chiffre d'affaires
R <sub>10</sub>	Charges financières/ chiffre d'affaires
R <sub>11</sub>	Charges financières / valeur ajoutée
R <sub>12</sub>	Frais du personnel/ valeur ajoutée
R <sub>13</sub>	Résultat d'exploitation / immobilisation nettes
R <sub>14</sub>	Résultat net / total bilan
R <sub>15</sub>	Résultat net / fonds propres
R <sub>16</sub>	Stocks / chiffre d'affaires
R <sub>17</sub>	Stocks/ besoin en fonds de roulement
R <sub>18</sub>	Trésorerie Passive/ total bilan
R <sub>19</sub>	Valeur ajoutée / chiffre d'affaires
R <sub>20</sub>	Valeur ajoutée / immobilisation nettes
R <sub>21</sub>	Valeur ajoutée/ cash-flow
R <sub>22</sub>	Actif net / total bilan
R <sub>23</sub>	Fonds propres / besoin en fonds de roulement
R <sub>24</sub>	(Réalissables + disponibilités) / dettes à court terme
R <sub>25</sub>	Actif net / fonds propres
R <sub>26</sub>	Chiffre d'affaires/ total Bilan
R <sub>27</sub>	Dotations aux amortissements / valeur ajoutée
R <sub>28</sub>	Résultat net / valeur ajoutée
R <sub>29</sub>	Charges financières / excédent brut d'exploitation
R <sub>30</sub>	Fonds de roulement/ chiffre d'affaires
AR <sup>32</sup>	Ancienneté de la relation
AE	Âge de l'entreprise
RENV <sup>33</sup>	Renouvellement
FJ <sup>34</sup>	Forme juridique
NBRAS	Nombre des associés

<sup>32</sup> AR : Ancienneté de la relation = Année de la demande de crédit - Année d'entrée en relation.

<sup>33</sup> RENV : Renouvellement : variable codifiée comme suit : 0 : Demande initiale, 1 : Renouvellement.

<sup>34</sup> FJ : Forme juridique : variable codifiée comme suit : 1 : société à responsabilité limitée SARL, 2 : société par action SPA, 3 : affaire personnelle AP, 4 : société en nom collectif SNC.