

*Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME : une application du modèle de la régression logistique*

*Assessment of the solvency of SMEs: an application of the logistic regression model*

**BOUZZARA, Ahlem \***

*Université Alger 3, Algérie*

*Ahlem.bouazzara@gmail.com*

**BAHA, Riad**

*EHEC, Alger, Algérie*

*riadbaha@gmail.com*

**BEKTACHE, Fatiha**

*Université Alger 3, Algérie*

*Fatiha.bektache@gmail.com*

Reçu: 08/ 02/2020

Accepté: 29/05 /2020

Publié: 18/06/2020

### **Résumé:**

La prévision du risque de crédit des PME a été largement abordée par la littérature financière et comptable. Plusieurs travaux de recherches ont permis d'aboutir à modèles et techniques de prédiction qui peuvent être adaptés à différents pays et secteurs d'activité.

Dans cette étude, nous visons à évaluer le risque de défaut de solvabilité des PME en utilisant un modèle de la régression logistique, sur un échantillon de PME du secteur du bâtiment, travaux publics et hydraulique (BTPH) privé algérien.

**Mots clés:** Risque, défaut de solvabilité ; défaillance des PME ; classification, validation ; régression logistique.

### **Abstract**

The prediction of the credit risk of SME has been largely addressed by the financial and accounting literature. Many research works have led to models and prediction techniques that can be adapted to different countries and sectors of activity.

In this study, we aim to assess the risk of insolvency of SMEs using a logistic regression model on a sample of Algerian SMEs requested from the construction, public works and hydraulic (BTPH) sector.

**Keywords:** Risk ; Solvency risk ; SME failure ; classification ; validation ; logistic regression.

### **Introduction**

L'évaluation du risque de crédit et de la solvabilité des emprunteurs a toujours été un sujet de préoccupation majeur pour les banques et les établissements de crédit. Ces institutions ont besoin d'évaluer les degrés des risques qu'elles encourent, particulièrement le risque de crédit. De plus, compte tenu des contraintes réglementaires qui leurs sont imposées, elles se voient dans l'obligation mettre en

\* *Auteur Correspondent*

place des systèmes modernes pour évaluer le risque de crédit des différentes catégories d'emprunteurs qui composent leur portefeuille de créances. L'objectif de ces systèmes est de réduire les délais et les coûts relatifs au traitement des demandes de prêts (Kuritzkes et Harris, 1999).

Par ailleurs, le comité de Bâle, notamment dans l'accord de Bâle II et III, préconise le renforcement des exigences de fonds propres des banques, en vue de maîtriser la gestion du risque de crédit et préconise l'utilisation de nouvelles méthodes, notamment celles des ratings (notation ou *scoring*). À cet effet, banques et les établissements de crédit peuvent opter soit pour l'approche dite *standard*, basée sur les ratings des agences externes spécialisées, soit pour l'approche *IRB (Internal Ratings Based)* basée sur les notations produites en interne (Levy et al., 2018).

Dans la littérature, deux principales approches sont utilisées pour évaluer le risque de crédit des PME. D'une part, l'approche quantitative repose sur des modèles statistiques élaborés sur la base des variables financières et non-financières et d'autre part, l'approche qualitative établie sur des informations relatives à la nature de l'activité, à la stratégie suivie et au risque financier que présente les PME. Néanmoins, les méthodes quantitatives sont les plus utilisées pour le cas des PME et ce, à cause des niveaux élevés des asymétries informationnelles qu'elles présentent.

Dans cette optique, la contribution de ce papier vise à confirmer la capacité du modèle de la régression logistique (noté RL) à prédire le risque de solvabilité des PME sur un échantillon de validation différent.

## **1. Revue de la littérature**

Historiquement, Tamari (1964), Beaver (1966) et Altman (1968) ont été les premiers à initier les travaux relatifs à la prédiction des faillites des entreprises. Le modèle unidimensionnel de Beaver (1966) a permis de fournir un indicateur à la fois simple et efficace permettant de discriminer les entreprises non-défaillantes de celles défaillantes. Par la suite, le modèle multidimensionnel d'Altman (1968) a permis d'exploiter simultanément plusieurs ratios retenus de l'analyse financière.

Par ailleurs, d'autres méthodes ont été développées. Il s'agit principalement des techniques économétriques sur données qualitatives (Zmijewski, 1984), des méthodes statistiques non-paramétriques, comme le partitionnement récursif (Frydman et al., 1985), des techniques basées sur l'intelligence artificielle, comme les réseaux de neurones (Altman et al., 1994 ; Bardos et Zhu, 1997) ou les algorithmes génétiques (Varetto, 1998), les arbres de décision, les systèmes experts ainsi que des modèles utilisant les chaînes de Markov. Les méthodes récentes, comme les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques, n'exigent pas de strictes hypothèses

statistiques et permettent, dans certains cas, d'obtenir une meilleure classification, Néanmoins, elles présentent certains inconvénients majeurs relatifs à leur complexité ou leur incapacité de fournir des éléments explicatifs de la défaillance (Shin et Lee, 2002 ; Refait, 2004).

Bien qu'elles soient relativement anciennes, les modèles de score sont largement utilisées dans les institutions de crédit. De nombreuses études ont été élaborées dans différents secteurs économiques et dans plusieurs pays: États-Unis (Altman et al., 1974 ; Blum, 1974 ; Dambolena et Khoury, 1980...etc.), France (Collongues ; 1977 ; Conan et Holder, 1979 ; Micha, 1984 ; Bardos, 2005... etc.) et même récemment en Chine (Li et Zhong, 2012 ; Gan et al., 2012 ; Nguyen, 2016). Néanmoins, les conditions qui doivent être respectées pour sa mise en œuvre. Il s'agit principalement de 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. Ces conditions sont rarement respectées lorsqu'elles sont appliquées à la prédiction du défaut (Huang et al. 2004 ; Sustersic et al. 2009).

Pour pallier ces hypothèses restrictives, les travaux de recherche ont abouti à des méthodes ne modélisant pas les lois conditionnelles a priori, mais plutôt les probabilités a posteriori (Zavgren, 1985). Ces méthodes relèvent des techniques économétriques, les plus utilisées sont le modèle Logit (Ohlson, 1980 ; Hamer, 1983 ; Platt et Platt 1991 ; Wu et al., 2006, Avery et al., 2012) et le modèle Probit (Zmijewski, 1984 ; Gentry et al. 1985 ; Lennox, 1999).

Le modèle RL présent de nombreux avantages. D'abord, ce modèle n'impose pas d'hypothèses aussi restrictives comme celles de la méthode de score. De plus, sur la base de la méthode du maximum de vraisemblance, le modèle RL tente de construire une régression décrivant, au mieux, l'appartenance à un groupe d'affectation. Le diagnostic de ce type de régression peut être également utilisé pour évaluer la qualité de l'ajustement, la pertinence des diverses variables explicatives ainsi que l'influence des observations individuelles sur les résultats globaux (Lo, 1986). Enfin, les coefficients estimés peuvent être interprétés comme l'importance de chacune des variables indépendantes dans l'explication de la probabilité de défaut.

Dans ce contexte algérien, l'analyse financière est l'approche la plus utilisée par banques pour évaluer le degré du risque de défaut de remboursement des emprunteurs. Toutefois, cette méthode classique peut s'avérer lourde et coûteuse en matière des moyens humains et matériels qu'elle nécessite. De plus, cette technique peut être considérée, dans certains cas, comme évaluation subjective, ce qui ne permet pas de faire une estimation correcte du risque et pourrait engendrer d'importants volumes des créances impayées.

## 2. Étude empirique : Application du modèle RL

En vue d'élaborer un modèle RL, certaines étapes doivent être successivement respectées :

- La construction de l'échantillon de l'étude ;
- La sélection des variables explicatives ;
- Le choix du critère de discrimination ;
- Le choix de l'horizon de l'étude ;
- Le choix du modèle à élaborer ;
- L'évaluation de la qualité du modèle obtenu.

### 2.1. Les données

Nous avons utilisé un échantillon de taille  $n = 250$  PME privées algériennes et appartenant au secteur du bâtiment, travaux publics et hydraulique BTPH, domiciliées au niveau du Crédit Populaire d'Algérie (CPA) sur l'année 2017.

La technique de l'échantillonnage est celle de l'échantillonnage aléatoire simple (sans remise). Les entreprises 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). Nous avons opté pour une validation croisée. L'échantillon sera donc décomposé en deux sous-échantillons :

- Un sous-échantillon de taille  $n_1 = 150$ , utilisé pour la construction du modèle.
- Un sous-échantillon de taille  $n_2 = 100$  servira à sa la validation.

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

**Table N°1**  
**Classification a priori des PME**

<b>GROUPE D'ORIGINE</b>			
<b>Échantillon</b>	<b>Défaillantes</b>	<b>Non-Défaillantes</b>	<b>Total</b>
Construction	<b>33</b>	<b>117</b>	<b>150</b>
(%)	(21,90%)	(78,10%)	
Validation	<b>26</b>	<b>74</b>	<b>100</b>
(%)	(26,00%)	(74,00%)	
Total	<b>59</b>	<b>191</b>	<b>250</b>
(%)	<b>(23,60%)</b>	<b>(76,40%)</b>	<b>(100%)</b>

**Source :** Crédit Populaire d'Algérie, Direction du PTPH

## **2.2. Les variables**

Pour pouvoir expliquer la qualité du risque des PME, nous avons collecté des informations obtenues à partir des états financiers que nous avons utilisés pour construire une liste des ratios économiques et financiers en se basant sur la méthodologie proposée par la Banque d'Algérie aux banques commerciales.

La liste des variables utilisées est composée de 32 ratios économiques et financiers relatifs à la rentabilité, la structure du bilan, l'endettement, la liquidité, la solvabilité et la croissance d'activité de chaque entreprise. De plus, nous avons utilisé certaines variables non-financières. Une présentation des variables sélectionnées et résumées dans l'annexe n°1.

Avant de procéder à la construction du modèle RL, nous avons traité le problème multi-colinéarité des variables en éliminant, tout simplement, celles qui posent un problème de corrélation. Nous avons utilisé la démarche dite « pas à pas » (*stepwise*). Après plusieurs itérations, nous avons retenu, pour chaque modèle, les variables explicatives permettant de fournir les meilleures performances.

## **2.3. Le critère de discrimination**

Le Comité de Bâle (2001) préconise l'estimation du « risque de défaut de remboursement » plutôt que celui de « la défaillance ». Nous nous plaçons dans ce contexte pour fixer comme critère de défaillance l'existence d'un défaut de remboursement suite à un retard de paiement de 90 jours.

## **2.4. L'horizon de prévision**

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

Nous avons opté pour un horizon de défaut annuel. Ce choix est principalement justifié par l'annualité des documents comptables et financiers. Dans ce cas, le modèle mesure la probabilité de défaut à un an.

## **2.5. La méthodologie :présentation du modèle RL**

L'objectif du modèle RL est d'établir une relation statistique entre les variables explicatives les plus discriminantes et l'état de l'entreprise d'être ou de ne pas être défaillante. Pour le cas particulier des deux groupes *D* et *ND* signifiant respectivement les entreprises défaillantes et non-défaillantes, notons :

$Y_i$  : variable dichotomique qui correspond au codage des entreprises tel que :

$$Y_i = \begin{cases} 0 & \text{si l'entreprise } i \in D \\ 1 & \text{si l'entreprise } i \in ND \end{cases}$$

La fonction à estimer se présente comme suit :

$$Y = \beta + \alpha'X_i + \varepsilon_i$$

Tel que:

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

$\alpha$  : vecteur des coefficients : poids attribués aux ratios retenus ;

$\beta$  : constante ;

$\varepsilon_i$ : termes d'erreur supposés indépendants.

Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. La fonction de répartition  $F$  de la loi logistique est notée :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Le modèle de la régression logistique s'écrit :

$$\ln \frac{P(Y=1/X_i)}{1-P(Y=1/X_i)} = \beta + \alpha'X_i \text{ ou encore } \text{Logit}(P(Y = 1/X_i)) = \beta + \alpha'X_i$$

Le modèle RL permet d'estimer la probabilité a posteriori  $P_i$  pour l'entreprise  $i$  d'être  $ND$  sous les hypothèses suivantes :

$$P_i = P(Y_i = 1/X_i) = P(\varepsilon_i > -\beta - \alpha'X_i) = 1 - F(-\beta - \alpha'X_i) = F(\beta + \alpha'X_i)$$

$$P(Y_i = 1/X_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta - \alpha'X_i}}$$

$$1 - P_i = P(Y_i = 0/X_i) = P(\varepsilon_i \leq -\beta - \alpha'X_i) = F(-\beta - \alpha'X_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta + \alpha'X_i}}$$

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

$\pi_j$  : Probabilité *a priori* qu'une entreprise appartient au groupe  $j, j \in \{D, ND\}$ ;

$C_{ND/D}$  : Coût de l'erreur de *type I* ;

$C_{D/ND}$  : Coût de l'erreur de *type II*.

La règle de décision se présente comme suit :

L'entreprise  $i \in ND$  :  $P_i > 1 - P_i$  et donc  $\text{Logit } P_i > 0 \Leftrightarrow \beta + \alpha'X_i \geq 0$  ;

L'entreprise  $i \in D$  :  $P_i \leq 1 - P_i$  et donc  $\text{Logit } P_i \leq 0 \Leftrightarrow \beta + \alpha'X_i < 0$ .

À noter que dans la pratique, il est vivement conseillé de ne pas se figer sur le seuil théorique  $\gamma = 0$ . Il est alors recommandé de prendre en considération un seuil  $\gamma$  tel que :  $\gamma = \ln\left(\frac{\pi_D C_{ND/D}}{\pi_{ND} C_{D/ND}}\right)$  permettant la meilleure discrimination.

## 2.6. Les résultats et discussions

Nous présentons les résultats de classification du modèle RL obtenu sur les échantillons de construction et de validation. Par la suite, nous évaluons la qualité du modèle obtenu à travers deux mesures de performance: les erreurs de classification (*type I* et *type II*) et l'aire sous la courbe ROC.

En utilisant le modèle RL avec un seuil de 5%, les coefficients du modèle sont résumés comme suit :

**Table N°2**  
**Les coefficients du modèle RL**

<b>Y</b>	<b>Coef.</b>	<b>Std. Err.</b>	<b>Z</b>	<b>P&gt;z</b>	<b>[95% Conf.</b>	<b>Interval]</b>
R21	0.1143547	0.0468301	2.44	0.015	0.0225695	0.2061400
R23	0.0203564	0.0098183	2.07	0.038	0.0011129	0.0395999
R22	1.4004250	0.6876264	2.04	0.042	0.0527023	2.7481480
R7	-2.100663	0.6809188	-3.09	0.002	-3.4352390	-0.7660864
R14	10.289610	2.3136880	4.45	0.000	5.7548680	14.824360
Cons	0.3758996	0.3554846	1.06	0.290	-3.2083740	1.0726370

**Source :** Logiciel STATA

Les signes des coefficients des variable R14 (Résultat net/fonds propres), R21 (valeur ajoutée/cash-flow) et R22 (actif net / total bilan) et R23 (Fonds propres / besoin en fonds de roulement) sont positifs. Tout accroissement des coefficients de ces variables augmente la probabilité de l'entreprise s'appartenir au groupe *ND*. À l'inverse, le signe du coefficient de la variables R7 (Dettes à long et moyen terme/total bilan) est négatif un. Tout accroissement du coefficient de cette variable augmente la probabilité de l'entreprise s'appartenir au groupe *D*.

Les coefficients des variables retenues dans le modèle sont statistiquement significatifs au seuil de 5%. Ces résultats sont conformes à nos attentes et aux normes de l'analyse financière, ce qui reflète la performance du modèle RL obtenu.

Les taux de bonnes classifications obtenus par le modèles RL sur l'échantillons de construction sont présentés comme suit :



**Tableau N°3**  
**Taux de bonne classification du modèle RL**

CONSTRUCTION			
ORIGINE	Défaillante	Non-Défaillante	Total
<b>Défaillante</b> (% D)	<b>14</b> (73,68%)	<b>5</b> (26,32%)	<b>19</b>
<b>Non-Défaillante</b> (% ND)	<b>19</b> (14,50%)	<b>112</b> (85,50%)	<b>131</b>
<b>Total</b>	<b>33</b>	<b>117</b>	<b>150</b>
<b>% de bonne classification</b>	<b>84,00%</b>		

Source : Logiciel STATA

Sur l'échantillon de construction, 84% des observations originales sont correctement classées. Le taux d'erreur globale est alors de 16%. Le modèle permet de fournir un taux significatif de bonne classification de 85,50% pour les entreprises non-défaillantes d'où un faible taux d'erreur de *type II* de 14,50%. Le modèle permet également d'obtenir un taux moins significatif de bonne classification des entreprises défaillantes de 73,68% d'où un taux d'erreur de *type I* moins faible de 26,32%.

Les taux de bonnes classifications obtenus par le modèles RL sur l'échantillons de validation sont présentés comme suit :

**Tableau N°4**  
**Taux de bonne classification du modèle RL**

VALIDATION			
ORIGINE	Défaillante	Non-Défaillante	Total
<b>Défaillante</b> (% D)	<b>9</b> (69,23)	<b>4</b> (30,77%)	<b>13</b>
<b>Non-Défaillante</b> (% ND)	<b>16</b> (18,39%)	<b>71</b> (81,61%)	<b>87</b>
<b>Total</b>	<b>27</b>	<b>73</b>	<b>100</b>
<b>% de bonne classification</b>	<b>80,00%</b>		

Source : Logiciel STATA

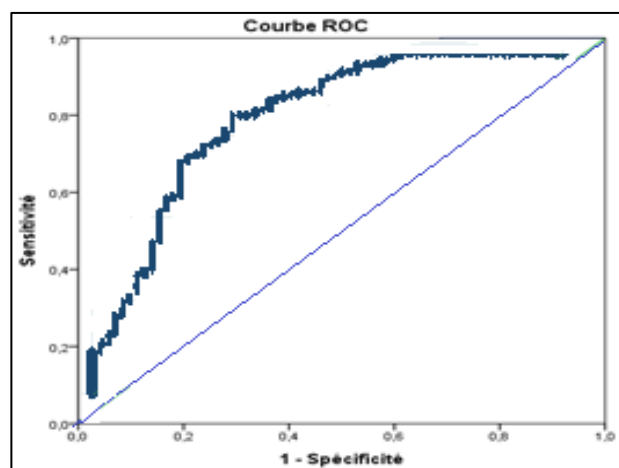
Sur l'échantillon de validation, 80% des entreprises ont été correctement classées sur l'échantillon de validation. Le taux d'erreur globale est alors de 20 %. Le taux de bonne classification des entreprises non-défaillantes passe à 81,61%, mais reste encore significatif d'où un faible taux d'erreur de *type II* de 18,39%. De même, le taux de bonne classification des entreprises défaillantes passe à 69,23% d'où taux d'erreur de *type I* encore moins faible de 30,77%.



L'aire sous la courbe (AUC) de ROC obtenue à partir du modèle RL est présentée comme suit :

**Figure N° 1**

**La courbe ROC du modèle RL**



**Source :** Logiciel STATA

L'AUC est de 80,37%, ce qui reflète un pouvoir discriminant très significatif du modèle RL sur l'échantillon de construction.

Une mesure de performance particulière pour le modèle *RL* est le test de spécification de Hosmer-Lemeshow. Ce test permet de confirmer, ou non, l'hypothèse que le modèle est bien spécifié au seuil critique de 5%. Le teste de spécification de *Hosmer-Lemeshow* noté également *goodness-of-fit test* est une mesure de performance particulière au modèle LR. Ce teste permet de confirmer ou d'infirmer l'hypothèse que le modèle est bien spécifié.

$$\begin{cases} H_0: \text{le modèle est bien spécifié} \\ H_1: \text{le modèle n'est pas bien spécifié} \end{cases}$$

Au-delà du seuil critique de 5%, l'hypothèse  $H_0$  est acceptée.

Dans le modèle RL obtenu, le seuil est de 11,68% (> 5%). Nous acceptons donc l'hypothèse que le modèle est bien spécifié.

Les critères de performance du modèle RL peuvent être résumés dans le tableau ci-après :

**Tableau N°5**

**Résumé des performances des modèles RL**

<b>CRITÈRE DE PERFORMANCE</b>	<b>ÉCHANTILLON</b>	<b>RÉSULTAT</b>
<b>Erreur type I</b>	Construction	26,32%
	Validation	30,77%
<b>Erreur type II</b>	Construction	14,50%
	Validation	18,39%
<b>Taux de bonne classification globale</b>	Construction	84,00%
	Validation	80,00%
<b>Aire sous la courbe ROC</b>		<b>80,37%</b>

**Source :** Travail personnel

L'évaluation de la qualité du modèle RL obtenu ne pourrait être résumée au taux de classification globale. Il est plutôt pertinent de faire cette évaluation sur la base des taux d'erreurs de *type I* et de *type II*. À noter que l'erreur de *type I* est la plus critique par rapport à celle de *type II*, du fait que l'impact des pertes sèches mesurées par l'erreur de *type I* est significatif que celui des manques à gagner mesurés par l'erreur de *type II*.

Globalement, les deux mesures de performance utilisées montrent clairement la performance du modèle RL obtenu. Ces résultats s'accordent avec certaines études antérieures ayant examiné la performance du modèle RL et qui ont abouti à des résultats satisfaisantes quant à la bonne classification des entreprises. En effet, Kira et al. (1997), sur un échantillon de 135 entreprises canadiennes, ont abouti à de bonnes performances du modèle RL avec un taux d'erreur globale de 95,5%. Lennox (1999) a obtenu des taux d'erreurs de *type I* et de *type II* de 30.30 % et 22.22%, respectivement.

### **3. Enjeux et précautions d'usage**

Compte tenu des enjeux relatifs à l'utilisation de les modèles économétriques, il est nécessaire de bien mesurer leurs limites et de prendre quelques précautions quant à leur utilisation. En effet, malgré les nombreux avantages que présentent ces modèles comme étant des outils performants pour évaluer le risque de crédit, ils n'échappent pas à certains inconvénients qui peuvent réduire leur exactitude et leur performance.

- Les modèles économétriques sont élaborés sur la base des échantillons qui concernent des types spécifiques d'individus (particuliers, PME ou grandes entreprises) ou certains secteurs d'activité, ce qui élimine la possibilité de les appliquer à d'autres types d'individus ou à d'autres secteurs d'activité différents.

- Les modèles économétrique souffrent souvent des biais de sélection. En effet, les échantillons, disponibles au niveau des banques et qui servant à l'élaboration des modèles, sont souvent composés des clients solvables. Par conséquent, le modèle obtenu, appelé *Known Good/Bad* (KGB), sous-estime le risque du défaut de remboursement (Dietsch et Petey, 2008).
- Le choix d'un horizon annuel pourrait être également critiqué. Il est plutôt intéressant de choisir un horizon à moyen terme. De plus, la robustesse temporelle des modèles comporte des limites. Au-delà d'une certaine durée d'utilisation, le modèle risque de perdre l'efficacité de son pouvoir prédictif. Dans un environnement évolutif, les modèles économétriques doivent être alors actualisés en permanence, compte-tenu du nombre d'informations nécessaires et surtout de leur diversité (Kharoubi et Thomas, 2013).

## **Conclusion**

L'objectif de ce papier était de prédire le risque de défaut de solvabilité des PME en utilisant un modèle RL sur un échantillon de 250 PME privées algériennes appartenant aux secteurs du BTPH.

Nous avons opté pour le du modèle RL en raison de ses hypothèses moins restrictives et de sa capacité de calculer la probabilité de défaillance a posteriori.

Le modèle RL élaboré permet d'obtenir de très bonnes performances 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.

Le modèle obtenu permet de prendre en compte à la fois des variables quantitatives et qualitatives au travers de données financières et non-financières 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 intéressant d'analyser si le modèle obtenu peut conserver ses propriétés de bonne classification sur le long terme.

Pour conclure, il est à signaler que la modèles économétriques ne permettent pas de faire un diagnostic sur l'origine des difficultés des PME ni d'identifier leurs évolutions structurelles qui pourraient causer des difficultés de rebroussement à terme. Ces modèles ne peuvent, en aucun cas, se substituer à une analyse humaine, souvent complexe, du processus de défaillance des PME.

## Références

- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23 (4), pp.589–609.
- Altman, E.I., Marco, G. and Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience), *Journal of Banking and Finance*, 18 (3), pp.505–529.
- Altman, E.I., Margaine, M., Schlosser, M. and Vernimmen, P. (1974). Financial and statistical analysis for commercial loan evaluation: a French experience, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 9 (2), pp.195–211.
- Avery, R.B., Brevoort, K.P. and Canner, G. (2012). Does credit scoring produce a disparate impact?, *Real Estate Economics*, 40, (S1), pp.65–114.
- Bardos, M. (2005). Les scores de la banque de France: leur développement leur développement, leurs applications, *Bulletin de la Banque de France*, (144), pp.63–73.
- Bardos, M. and 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*, 45 (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, 4, pp.71–111.
- Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis, *Journal of Accounting Research*, 12 (1), pp.1–25.
- Collongues, Y. (1977). Ratios financiers et prévision des faillites des petites et moyennes entreprises, *Revue Banque*, September, (365), pp.963–970.
- Conan, J. and Holder, M. (1979), *Variables explicatives de performances et contrôle de gestion dans les PMI*. Thèse non publiée, Université Paris IX, Paris, France.
- Dambolena, I.G. and Khoury, S.J. (1980). Ratio stability and corporate failure, *Journal of Finance*, 35 (4), pp.1017–1026.
- Dietsch, M. and Petey, J. (2008). *Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières*. Paris : Revue Banque.
- Frydman, H., Altman, E. and Kao, D.L. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress, *Journal of Finance*, 40 (1), pp.269–291.
- Gan, C., Li, Z., Wang, W. and Kao, B. (2012). Credit scoring in mortgage lending: evidence from China, *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 5 (4), pp.334–350.
- Gentry, J.A., Newbold, P. and Whiteford, D.T. (1985). Classifying bankrupt firms with funds flow components, *Journal of Accounting Research*, 23 (1), pp.146–160.
- Hamer, M.M. (1983). Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets, *Journal of Accounting and Public Policy*, 2 (4), pp.289–307.

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

Kharoubi, C. and Thomas, P. (2013). *Analyse du risque de crédit: Banque et Marchés*. Paris : Revue Banque.

Kira, D.S., Doreen, D. and Nguyen, D. (1997). *An application of artificial neural networks and statistical methods in qualitative evaluation of small business loans*, Papier présenté en titre de conférence ASMDA Seminar, Italy: Capri.

Kuritzkes, A. and Harris S. (1999). Re-thinking the credit process, *Banking Strategies*, 75 (5), pp.6–12.

Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: a reevaluation of the logit, probit and DA approaches, *Journal of Economics and Business*, 51 (4), pp.347–364.

Levy, A., Ben Bouheni, F. and Ammi, C. (2016). *Financial Management in French vs IFRS and US GAAP Standard*, (ISTE Ltd.), Hoboken, NJ: London and John Wiley & Sons.

Li, X. and Zhong, Y. (2012). An overview of personal credit scoring: techniques and future work, *International Journal of Intelligence Science*, 2 (4A), pp.181–189.

Lo, A.W. (1986). Logit versus discriminant analysis: a specification test and application to corporate bankruptcies, *Journal of Econometrics*, 31 (2), pp.151–178.

Micha, B. (1984). Analysis of business failures in France, *Journal of Banking and Finance*, 8 (2), pp.281–291.

Nguyen, H.T. (2016). *Credit Scoring et ses applications dans la gestion du risque de crédit*, thèse non publiée, Université Paris-Nanterre, Paris, France.

Ohlson, J. (1980). Financial ratios and ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, 18 (1), pp.109–131.

Platt, H.D and Platt, M.B. (1990). Improving ex ante bankruptcy classification using stable predictive variables, *Journal of Business Finance and Accounting*, 17, pp.31–51.

Refait, C. (2004). La prévention de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: état de lieu, *Économie et Prévision*, 162 (1), pp.129–147.

Shin, K-S. and Lee, Y.J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modelling, *System Experts with Applications*, 23 (3), pp.637–646.

Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy, *Management International Review*, 6 (4), pp.15–21.

Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk, *Journal of Banking and Finance*, 22 (10–11), pp.1421–1439.

Wu, W., Lee, V.C.S. and Tan, T.Y. (2006). Data preprocessing and data parsimony in corporate failure forecast models: evidence from Australian materials industry, *Accounting and Finance*, 46, (2), pp.327–345.

Zavgren, C.V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis, *Journal of Business Finance and Accounting*, 12 (1), pp.19–45.

Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, 22, (Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research), pp.59–86.

## **Annexes :**

### **Annexe N1 :**

#### **Liste des variables explicatives**

<b>Ratio</b>	<b>Désignation</b>
<b>R<sub>1</sub></b>	Besoin en fonds de roulement/fonds de roulement
<b>R<sub>2</sub></b>	Capitaux permanents /actif immobilisé
<b>R<sub>3</sub></b>	Capitaux permanents/total bilan
<b>R<sub>4</sub></b>	Capitaux propres /capitaux permanents
<b>R<sub>5</sub></b>	Dette à court terme /total bilan
<b>R<sub>6</sub></b>	Dettes à court terme /chiffre d'affaires
<b>R<sub>7</sub></b>	Dettes à long et moyen terme/total bilan
<b>R<sub>8</sub></b>	Dettes à long terme/cash-flow
<b>R<sub>9</sub></b>	Excédent brut d'exploitation/chiffre d'affaires
<b>R<sub>10</sub></b>	Charges financières/chiffre d'affaires
<b>R<sub>11</sub></b>	Charges financières/valeur ajoutée
<b>R<sub>12</sub></b>	Charges du personnel/valeur ajoutée
<b>R<sub>13</sub></b>	Résultat d'exploitation/immobilisation nettes
<b>R<sub>14</sub></b>	Résultat net/fonds propres
<b>R<sub>15</sub></b>	Résultat net/chiffre d'affaires
<b>R<sub>16</sub></b>	Stocks/chiffre d'affaires
<b>R<sub>17</sub></b>	Stocks/besoin en fonds de roulement
<b>R<sub>18</sub></b>	Trésorerie passive/total bilan
<b>R<sub>19</sub></b>	Valeur ajoutée/chiffre d'affaires
<b>R<sub>20</sub></b>	Valeur ajoutée/immobilisation nettes
<b>R<sub>21</sub></b>	Valeur ajoutée/cash-flow
<b>R<sub>22</sub></b>	Actif net /total bilan
<b>R<sub>23</sub></b>	Fonds propres / besoin en fonds de roulement
<b>R<sub>24</sub></b>	Total dettes / cash-flow
<b>R<sub>25</sub></b>	(Réalissables + disponibilités) /dettes à court terme
<b>R<sub>26</sub></b>	Actif net/fonds propres
<b>R<sub>27</sub></b>	Chiffre d'affaires/total bilan
<b>R<sub>28</sub></b>	Dotations aux amortissements/valeur ajoutée
<b>R<sub>29</sub></b>	Résultat net/valeur ajoutée

<b>R<sub>30</sub></b>	Charges financières / excédent brut d'exploitation
<b>R<sub>31</sub></b>	Fonds de roulement/chiffre d'affaires
<b>R<sub>32</sub></b>	Besoin en fonds de roulement/chiffre d'affaires
<b>AR</b>	Ancienneté de la relation= Année de la demande de crédit - Année d'entrée en relation.
<b>AE</b>	Âge de l'entreprise
<b>RENV</b>	Renouvellement = 0 : Demande initiale, 1 : Renouvellement.
<b>FJ</b>	Forme juridique = 1 : société à responsabilité limitée SARL, 2 : société par action SPA, 3 : affaire personnelle AP, 4 : société en nom collectif SNC
<b>NBRAS</b>	Nombre des associés

**Comment citer cet article :**

BAHA, R., BOUZZARA, A., & BEKTACH F. (2020). Évaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME: une application du modèle de la régression logistique, *Dirassat Journal Economic Issue*, 11(2). pp. 491-505.