

**DEVELOPMENT OF AN INTERNAL RATING SYSTEM APPLICABLE TO A
PUBLIC BANK: CASE OF BADR BANK**

**ÉLABORATION D'UN SYSTÈME DE NOTATION INTERNE APPLICABLE
POUR UNE BANQUE PUBLIQUE
CAS : BADR BANQUE**

***Rafik KADRI:**

Ecole Nationale Supérieure de Statistique et d'Economie Appliquée ENSSEA
Laboratoire de Statistique Appliquée LASAP
Email : rafik.kadri1922@gmail.com

Reçu le: 12/05/2025 **Accepté le:** 21/05/2025 **Publication en ligne le:** 03/06/2025

RESUME :

Ce travail vise à construire un système de notation permettant d'évaluer le risque de défaillance des entreprises financées par la BADR. L'échantillon d'étude comprend 100 entreprises issues de divers secteurs, dont 27 sont classées comme défaillantes. Les données, collectées à partir du système OMEGA pour les exercices 2021-2022, intègrent 24 ratios financiers et 11 variables qualitatives pour une analyse approfondie. Une régression logistique a été appliquée pour identifier les variables explicatives les plus pertinentes. Parmi elles, des ratios liés à la liquidité, à la rentabilité et à la structure financière se sont révélés déterminants. La fonction score ainsi générée est capable de prédire la défaillance avec un taux de bonne classification de 92,9 %. Ce modèle fournit un outil décisionnel pour optimiser la gestion des risques de financement. Et ce, par le biais d'une notation issue de la fonction score et une autre notation des variables qualitatives.

Mots clé : Risque de défaillance, notation financière, régression logistique, ratios financiers, gestion des risques, prévision d'insolvabilité.

ABSTRACT:

This study aims to develop a rating system to assess the default risk of companies financed by BADR. The sample includes 100 companies from various sectors, 27 of which are classified as defaulting. Data collected from the OMEGA system for the 2021-2022 fiscal years incorporate 24 financial ratios and 11 qualitative variables for an in-depth analysis. A logistic regression was applied to identify the most relevant explanatory variables. Among them, ratios related to liquidity, profitability, and financial structure proved to be key determinants. This method resulted in a scoring function capable of

*Rafik KADRI

predicting default with a classification accuracy of 92.9%. This model provides a crucial decision-making tool to optimize risk management in the bank's financing operations

Keywords: Default risk, financial rating, logistic regression, financial ratios, risk management, insolvency prediction.

I. INTRODUCTION :

La pérennité des entreprises est un facteur essentiel à la stabilité économique et sociale d'un pays, en particulier dans des économies émergentes comme l'Algérie. Toutefois, la survie des entreprises est régulièrement mise en péril par des contraintes financières, des environnements macroéconomiques instables et des décisions stratégiques mal avisées. La défaillance d'une entreprise peut entraîner des pertes importantes pour ses parties prenantes, y compris les actionnaires, les employés, les créanciers et les gouvernements (Ohlson, 1980). Par conséquent, l'identification précoce des signaux avant-coureurs de la défaillance constitue un enjeu crucial pour prévenir les risques systémiques et guider les décideurs dans la gestion des entreprises.

Les premières approches d'évaluation des risques de défaillance ont émergé dans les années 1960, avec des travaux pionniers tels que le modèle Z d'Altman (Altman, 1968). Ce modèle, basé sur une combinaison de ratios financiers, a permis de quantifier la probabilité de faillite à partir d'un cadre statistique relativement simple. Malgré son efficacité démontrée, ces approches classiques présentaient des limites, notamment en raison de leur forte dépendance aux hypothèses statistiques et de leur manque d'adaptabilité face à des environnements économiques changeants (Altman, 2000). Ces limites ont conduit à l'émergence de modèles plus performants intégrant des méthodes probabilistes et des algorithmes d'apprentissage automatiques, qui ont largement enrichi le domaine de la prédiction des faillites (Zhou, Han, & Wang, 2021).

En Algérie, l'analyse de la viabilité financière a fait l'objet de quelques travaux malgré leurs raretés (Bennaceur & Boulila, 2019). Le contexte économique local, caractérisé par une forte dépendance aux recettes pétrolières, une bureaucratie pesante et des contraintes d'accès au financement, pose des défis uniques aux entreprises opérant dans le pays. Ces spécificités soulignent l'importance d'adopter des modèles adaptés au contexte algérien pour évaluer les risques de défaillance (Yahi & Mokhtari, 2020).

Par ailleurs, les approches modernes reposant sur l'apprentissage automatique offrent des perspectives prometteuses pour améliorer la précision des prédictions. En intégrant de grandes quantités de données financières et extra-financières, ces méthodes permettent de dépasser les limites des modèles traditionnels (Zhou et al., 2021). Cependant, leur adoption reste limitée au sein de certains pays en développement, en partie en raison du manque d'infrastructures technologiques et de l'indisponibilité des données suffisantes.

Face à ces enjeux, le travail consiste en l'analyse des déterminants de la défaillance des entreprises en combinant des méthodes traditionnelles et modernes. En s'appuyant sur une approche empirique, nous cherchons à identifier les facteurs clés qui influencent la viabilité financière des entreprises dans le contexte local et à proposer des recommandations adaptées. Une double perspective est inscrite pour cette démarche, à savoir, contribuer au développement de la bibliographie scientifique sur les défaillances d'entreprises dans les économies émergentes, tout en fournissant des outils opérationnels aux acteurs économiques et aux décideurs publics.

II. PRESENTATION, TRAITEMENT ET STATISTIQUES DES DONNEES :

II.1. Echantillonnage :

Ce travail a porté sur un ensemble de 100 entreprises domiciliées auprès de la BADR et ayant bénéficiées de financement d'exploitation, dont 27 « entreprises non saines ». La base a été élaborée minutieusement à partir du système OMEGA des dossiers traités durant l'exercice 2021-2022, L'échantillon comprend des entreprises appartenant à différents secteurs d'activité (commercial, industriel, service, agricole...) étudiés au sein des trois structures¹ de la D.G.A/ engagement de la BADR.

Le détail de la répartition selon l'appartenance des dossiers est comme si :

Structure	Dossiers traités
DFGE	62
DFPME	25
DFAPA	13
TOTAL	100

Aussi, les entreprises sont de taille relativement différente. Les états financiers utilisés pour la construction de l'échantillon datent de 2021 et 2022. Les 100 observations se sont réparties ainsi :

Variable		Modalités	Effectifs	%
Classe	0	Saines	73	73%
	1	Non saines	27	27%
Total			100	100%

L'étude repose sur les travaux antérieurs, en particulier ceux d'Eric Paget-Blanc (2001), qui a identifié des déterminants clés des ratings, tels que l'actif total, l'endettement, la rentabilité et la volatilité des résultats, tout en soulignant que les variables de liquidité

¹ D.F.G.E : Direction de Financement des Grandes Entreprises.

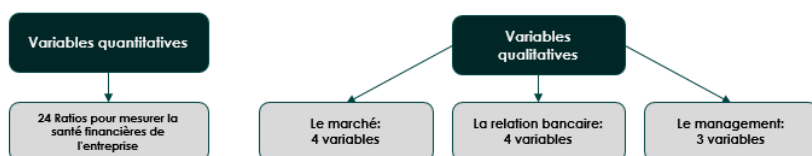
D.F.P.M.E : Direction de Financement des Petites et Moyennes Entreprises.

D.F.A.P.A : Direction de Financement Agricole, pêche et Aquaculture.

étaient moins significatives. Il a aussi mis en évidence l'importance des ratios de rentabilité et de la capacité à générer des cash-flows. Pour modéliser la probabilité de défaut, des ratios financiers ont été créés et classés en catégories comme la liquidité, la rentabilité, la structure et l'endettement, en privilégiant des ratios fondamentaux afin de simplifier l'analyse statistique. Au total, 24 ratios ont été sélectionnés après un examen des distributions, certains ayant été ajustés pour gérer les valeurs aberrantes, tout en maintenant les entreprises avec des ratios extrêmes, car elles peuvent fournir des informations utiles sur le risque.

En complément des variables quantitatives, 11 variables qualitatives ont été intégrées au système de notation :

Figure 01 : Sélection des variables pour le système de notation



La délimitation des groupes, en particulier la classification des entreprises en "saines" et "défaillantes" entreprises, s'est avérée complexe. Pour les entreprises défaillantes, celles ayant des incidents de paiement répétés ou significatifs ont été retenues. Si une relation accumule un impayé de trois mois ou plus, elle est considérée comme défaillante. Ou si elle a demandé trois prorogations d'échéances, ce qui peut être interprété comme un défaut de paiement, particulièrement pour les entreprises publiques. Sur 100 entreprises étudiées, 27 ont été classées comme défaillantes, toutes présentant des difficultés financières graves (pertes élevées, faibles capitaux propres, faibles ratios de liquidité). En revanche, les 73 autres entreprises ont été initialement classées comme bonnes, mais cette classification est jugée insuffisante car certaines d'entre elles, bien que non en difficulté majeure, ne sont pas considérées comme financièrement saines.

II.2. Analyse des variables explicatives :

La mise en place d'un système de notation performant permettra de noter l'entreprise et d'estimer le risque à encourir dans le cas où l'institution finance le client.

II.2.1. Les variables explicatives :

– Les variables qualitatives :

L'analyse des variables qualitatives par le test de « Khi-deux » confirme que la défaillance est liée notamment aux incidents de paiement, à la solvabilité, aux procédures et organisation. En revanche, d'autres variables, telles que la conjoncture, le secteur d'activité, la concurrence, les garanties, les mouvements confiés, et la réalisation des objectifs, se révèlent indépendantes de la défaillance. Enfin, la dépendance aux fournisseurs étrangers

dépend du seuil de confiance choisi, étant indépendante à 5% mais dépendante à 10%. Ces résultats mettent en lumière le rôle crucial de la gestion interne et du suivi financier dans l'évaluation du risque d'échec.

– **Les variables quantitatives :**

Le traitement des variables quantitatives à travers le test de « Student » montre que sur les 24 variables explicatives étudiées, 9 sont significativement différentes entre les entreprises saines et défaillantes : R.BFR, décalage BFR/jour, liquidité générale, liquidité réduite, liquidité immédiate, taux d'intégration, rentabilité économique, rentabilité commerciale, et taux de marge brute. Ces différences montrent l'impact de la gestion des : liquidités, intégration, la rentabilité dans la performance des entreprises. En revanche, des variables comme le ratio d'endettement, la capacité de remboursement, ou l'effet de levier ne sont pas significatives, bien qu'elles restent pertinentes en raison des corrélations potentielles entre les variables. Cette étape permet de confirmer la distinction entre les deux populations étudiées, tout en soulignant que des variables non significatives pourraient jouer un rôle dans un modèle multivarié.

III. LA CONSTRUCTION DU MODELE :

– **Régression logistique (LOGIT) :**

Cette démarche consiste à maximiser le logarithme de vraisemblance via une procédure dite « Forward : LR » qui permet d'aboutir à un rythme de convergence plus rapide que celui du processus itératif.

III.1. La sélection des variables :

La méthode ascendante utilisée vise à introduire des variables « une par une » et élimine celles qui ne sont pas significative à un seuil de 10%.

La statistique utilisée est donnée par le paramètre suivante : $-2 \ln\left(\frac{L_c}{L_m}\right)$

Où : L_c la vraisemblance d'un modèle qui n'inclus que la constante ;

L_m la vraisemblance d'un modèle qui inclus m variables.

Un test « khi-deux » est réalisé à chaque itération, pour tester si le modèle est significatif. En cas de non significativité, la dernière variable introduite sera éliminée. Le processus est arrêté une fois le minimum de vraisemblance est atteint.

Par l'application de cette méthode sur notre échantillon nous avons obtenu les résultats suivants :

Élaboration D'un Système De Notation Interne Applicable Pour Une Banque Publique Cas : Badr Banque

Step Summary ^{a,b}								
Step	Improvement			Model			Correc t Class %	Variable
	Chi-square	df	Sig.	Chi-square	df	Sig.		
1	31,102	1	,000	31,102	1	,000	80,8%	IN: RENTABILITECOMMERCIALE
2	6,377	1	,012	37,479	2	,000	84,8%	IN: PARTAGEDELAVACHARGESFINANCIERE
3	21,625	1	,000	59,104	3	,000	91,9%	IN: RENTABILITEDESCAPITAUXPROPRES
4	-,202	1	,653	58,902	2	,000	92,9%	OUT: PARTAGEDELAVACHARGESFINANCIERE
5	4,175	1	,041	63,077	3	,000	90,9%	IN: ROTATIONDESSTOCKS
6	15,700	1	,000	78,776	4	,000	91,9%	IN: TAUXDINTEGRATION
7	6,603	1	,010	85,380	5	,000	92,9%	IN: COUVERTUREDUBFRPARLEFR
8	1,111	1	,292	86,491	6	,000	92,9%	IN: REMUNERATIONDEIENTREPRISE

a. No more variables can be deleted from or added to the current model.

b. End block: 1

Les variables choisies sont au nombre de 8 et sont reprises dans le tableau ci-dessus. Les ratios les plus significatifs sont : « Rémunération de l'entreprise » et « couverture du BFR par le FR » avec un taux de bon classement de 92,9%. La dernière variable introduite est la rentabilité commerciale, à la dernière étape où toutes les variables significatives sont dans le modèle, le taux de bonne classification obtenu est de 80,8%.

III.2. Fonction score retenue :

Le score, dans ce cas, est une mesure de risque et s'écrit sous forme de : $z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$ tel que p est la « probabilité de défaut », plus elle augmente, plus le score augmente à son tour.

Variables in the Equation ^a							
	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 8 ^b							
COUVERTUREDUBFRPARLEFR	-,931	,362	6,623	1	,010	,394	
ROTATIONDESSTOCKS	,011	,004	9,070	1	,003	1,011	
TAUXDINTEGRATION	-19,230	6,611	8,460	1	,004	,000	
REMUNERATIONDEIENTREPRISE	-,416	,195	4,576	1	,032	,660	
RENTABILITEDESCAPITAUXPROPRES	-28,667	10,404	7,593	1	,006	,000	
RENTABILITECOMMERCIALE	-3,003	1,988	2,283	1	,131	,050	
Constant	,147	,915	,026	1	,872	1,159	

a. Stepwise procedure stopped because removing the least significant variable result in a previously fitted model.

b. Variable(s) entered on step 8: REMUNERATIONDEIENTREPRISE.

Nous remarquons que toutes les variables sont significatives et apportent de l'information à notre modèle. La fonction score est alors donnée par :

$$\begin{aligned}
 \text{Score} = & -0,931 \text{ Couverture du BFR par le FR} + 0,011 \text{ Rotation des stocks} \\
 & - 19,23 \text{ Taux d'intégration} - 0,416 \text{ rémunération de l'entreprise} \\
 & - 28,667 \text{ rentabilité des capitaux propres} \\
 & - 3,003 \text{ rentabilité commerciale} + 0,147
 \end{aligned}$$

La « probabilité de défaut » peut être estimée comme suit :

$$PD = \frac{1}{1 + \exp(-score)}$$

III.3. Interprétation :

Plus le ratio « rotation des stocks » augmente plus le taux de défaut augmente. En effet, une rotation rapide signifie une bonne gestion des approvisionnements, des achats mais aussi les stocks de la part de l'entreprise.

Plus le ratio « taux d'intégration » augmente, plus la « probabilité de défaut » diminue, une intégration élevée est synonyme d'une marge brute élevée aussi. Le rapport VA/CA est le premier indicateur pour évaluer la santé financière d'une entreprise à condition de bien gérer les autres charges d'exploitation.

Plus le rapport « CAF/VA » augmente plus la probabilité de défaut diminue, la capacité d'autofinancement est très importante pour la rentabilité et la solvabilité d'une entreprise.

Plus la rentabilité des capitaux propres est élevée, plus l'entreprise parvient à dégager des bénéfices simplement par les fonds propres. Donc plus elle est rentable, donc le taux de défaut diminue.

Plus le rapport RN/CA augmente, plus le taux de défaut diminue. En effet, la rentabilité commerciale mesure l'aptitude de l'entreprise à générer des bénéfices, il a donc une relation inverse avec le score.

III.4. Vérification de la validité du modèle :

- Test de significativité global :

Cela correspond à la significativité du modèle à l'entrée de la dernière variable significative. Nous remarquons du tableau (step summary), qu'à la dernière étape, la significativité (sig) d

u modèle est inférieure à 5% donc on peut affirmer que c'est un bon modèle.

- Test de Wald :

Du tableau montrant les variables qui sont dans l'équation (variables in the equation). On en déduit que l'ensemble des paramètres est significativement différent de zéro, dans la mesure où la valeur critique du Khi-deux à 1 degré de liberté (3,841) est inférieure à toutes les valeurs obtenues pour les statistiques de Wald. Par conséquent, l'hypothèse stipulant que chaque coefficient est nul est rejetée pour toutes les variables.

« Le coefficient de détermination généralisé » :

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
8	29,528 ^a	,583	,844

a. Estimation terminated at iteration number 11 because parameter estimates changed by less than ,001.

Ce coefficient, d'une valeur de 0,844, traduit une forte intensité de la liaison entre la variable à expliquer et les variables explicatives.

- Test de « Hosmer-Lemeshow » :

Cette statistique suit une « khi-deux » à « g-2 » degré de liberté, donc de 8 degrés de liberté qui est égale à 0,909. Elle permet de vérifier l'hypothèse H_0 stipulant que les probabilités observées sont assez proches de celles calculés par le modèle.

La population étant répartie sur 10 groupes classés par déciles. Pour chacun de groupes, nous avons la répartition initiale selon la défaillance et la prédiction du modèle.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
8	3,081	8	,929

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Défaut = 0		Défaut = 1		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 8	1	10	10,000	0	,000	10
	2	11	10,989	0	,011	11
	3	11	10,955	0	,045	11
	4	10	9,860	0	,140	10
	5	10	9,690	0	,310	10
	6	9	8,843	1	1,157	10
	7	7	7,555	3	2,445	10
	8	3	3,841	7	6,159	10
	9	1	,267	9	9,733	10
	10	0	,000	7	7,000	7

Dans le premier groupe constitué de 10 entreprises, le logiciel a prédit une probabilité de 100% d'appartenance aux entreprises saines qui est égal au pourcentage observé.

Dans le neuvième groupe constitué de 10 entreprises. Nous remarquons aussi une probabilité d'appartenir au groupe des défaillants de 97,73%. Cette dernière est supérieure au pourcentage des entreprises défaillante dans ce groupe (90%).

En général, nous apercevons une prédiction correcte des entreprises saines et défaillantes dans les 10 groupes constitués. Ce qui est prouvé par le test de khi-deux qui nous a donné une valeur de 8,199. Cette dernière est inférieure à la valeur tabulée de degré de liberté de 8 à un seuil de confiance de 5% qui est de 15,510.

- La table de classification :

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Défaut		Percentage Correct
		0	1	
Step 8	Défaut 0	70	2	97,2
	1	5	22	81,5
Overall Percentage				92,9

a. The cut value is ,500

Le taux des entreprises qui ont été bien classé : $TBC = \frac{70+22}{99} = 92,9\%$

Le modèle a affecté correctement, 92,9% des entreprises pour un point de séparation de 0,5.

Après la validation du modèle, nous allons utiliser la fonction pour la détermination du score et de la probabilité de défaut.

Nous présentons dans ce qui suit un extrait de 8 entreprises et du calcul des probabilités de défaut suivant la fonction score :

Tableau 01 : Illustration de la détermination des « expositions en cas de défaut »

Entreprise	Total autorisation							Score	Probabilité de défaut
		Couverture du BFR par le FR	Rotation des stocks	Taux d'intégration	Rémunération de l'entreprise	Rentabilité des capitaux	Rentabilité commerciale		
N°01	207 640 408	2,03	213	0,17	0,38	0,08	0,01	-5,1505	0,58%
N°02	6 084 444 268	0,24	144	0,13	0,17	0,03	0	-1,9231	12,75%
N°03	3 000 000 000	-0,71	8	0,08	0,21	0,031	0,004	-1,6365	16,29%
N°04	1 300 000 000	-0,08	120	0,21	0,35	0,028	0,01	-3,4682	3,02%
N°05	8 000 000 000	-0,12	75	0,13	0,83	0,038	0,067	-3,0491	4,53%
N°06	11 878 273 849	0,63	338	0,14	0,21	-0,026	-0,036	1,3581	79,54%
N°07	6 674 067 431	-0,33	343,24	0,2	0,42	0,04	0,01	-0,9676	27,54%
N°08	679 519 872	0,98	89	0,09	0,04	-0,091	-0,005	1,0917	74,87%

Après avoir choisi le bon modèle (celui qui prédit de la meilleure façon la défaillance) vient l'exploitation des résultats obtenus. Dans ce qui suit nous proposons la détermination des classes de risque.

IV. DETERMINATION DES CLASSES DE RISQUE :

IV.1. Nombre de classes à construire :

Après la construction du modèle, un score est attribué à chaque entreprise, qui va aboutir à une classification homogène à travers une échelle de notation. Il s'agit en fait de faire un mapping entre le score est la note. »

En admettant qu'un cas ayant un score élevé, il aura une « probabilité de défaillance » moins importante. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour le découpage des classes de risque² (découpage iso effectif, découpage en classes optimales –test du Khi2, découpage en intervalles d'amplitude constante). Suivant cette logique, il est possible de définir des zones de scores ou intervalles des valeurs du score. En effet, pour obtenir la fréquence de défaut de chaque classe, qui sera interprétée comme étant la probabilité de défaut et aussi tester l'association entre la variable Y et le « rating associé ». Bale II exige un minimum de sept (7) classes de rating en plus de la classe de défaut.

Nous avons donc choisi d'effectuer la classification sur 10 classes en se basant sur les probabilités de défaillance. Les classes seront notées de la plus performante aux plus risqués :

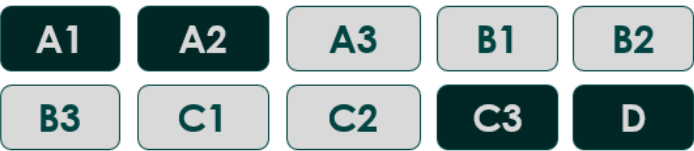


Tableau 02 : Symboles et définitions des notes utilisées

Note	Interprétation
A1	Excellente entreprise, risque de défaillance très réduit
A2	Bonne entreprise, risque de défaillance minime
A3	Entreprise saine : forte aptitude à faire face aux engagements
B1	Entreprise quasi saine : aptitude suffisante à faire face aux engagements
B2	Entreprise dans les normes : Risque moyen, financement dans les limites des protections.
B3	Entreprise moyenne : vulnérable à court terme, mais reste apte à faire face à ses engagements.
C1	Entreprise vulnérable : grand risque de non remboursement dans l'immédiat.
C2	Entreprise faible : Risque de défaillance quasi certain
C3	Entreprise risquée : fort doute de la bonne issue du crédit
D	Entreprise défaillante : très fort risque de non remboursement

Source : Auteur

² Cours Gouja Redhouane- Ifid-

IV.2. Construction des classes :

Il faut prendre en considération le modèle retenu et les résultats obtenu pour la détermination des classes :

La fonction du score est la suivante :

$$\begin{aligned} \text{Score} = & -0,931 \text{ Couverture du BFR par le FR} + 0,011 \text{ Rotation des stocks} \\ & - 19,23 \text{ Taux d'intégration} - 0,416 \text{ rémunération de l'entreprise} \\ & - 28,667 \text{ rentabilité des capitaux propres} \\ & - 3,003 \text{ rentabilité commerciale} + 0,147 \end{aligned}$$

A partir de ces résultats, la grille des classes de risques suivante est proposée :

Tableau 03 : Les classes de risques selon les probabilités de défaillance

Note	Intervalle de probabilité	
A1	0,02%	0,19%
A2	0,19%	1,45%
A3	1,45%	10,99%
B1	10,99%	19,17%
B2	19,17%	26,81%
B3	26,81%	44,70%
C1	44,70%	55,33%
C2	55,33%	72,03%
C3	72,03%	88,93%
D	88,93%	100,00%

Notre choix des intervalles, se justifie surtout par les résultats du modèle obtenu, nous avons considéré tous les clients ayant une probabilité de défaillance supérieure à 44% comme des clients à un risque très élevé.

Notons que dans notre cas, le critère principal de discrimination entre entreprises est la défaillance de ces dernières. Donc soit c'est une entreprise « saine » qui respecte ses engagements à bonne date où avec des rares exceptions. Ou bien des entreprises qui ont recours plusieurs fois consécutivement à des demandes de prorogations des échéances. Qui sont très souvent autorisées par la banque et qui sont classés automatiquement comme « non saines ». Car la prorogation d'échéance n'est qu'un défaut de paiement permis par la banque.

Dans l'échantillon d'étude, une bonne partie des entreprises sont considérées comme « non saines ». C'est pour cela qu'il fallait construire des fourchettes de classes plus restreintes où nous distinguons les entreprises qui ont une très faible probabilité de défaillance des autres entreprises.

Les entreprises qui ont une grande probabilité d'être classé comme « non saines » ne sont pas forcément en défaut de paiement absolu. Mais ont eu recours à des autorisations de proroger au minimum trois échéances consécutives, quel que soit la périodicité de

remboursement. Ces dernières vont forcément avoir des conditions de crédit moins favorables.

Les bonnes entreprises sont celles ayant des probabilités de défaillance très faibles. Ces dernières représentent les entreprises qui vont bénéficier de conditions de crédit très favorables.

IV.3. Validation des classes :

Avant de prendre les classes de risques construites pour le classement des entreprises et la détermination du coût de crédit. Il est nécessaire de s'assurer que les prédictions et les observations d'appartenance à une classe donnée sont les mêmes.

Pour se faire, nous avons choisi le test d'ajustement du « Khi-deux » de PEARSON parmi une multitude de tests existants.

L'hypothèse nulle « H_0 » suppose que les proportions observées et attendues sont les mêmes pour toutes les classes.

La statistique est donnée par :
$$H = \sum_{i=1}^{10} \left(\frac{(obs_{0i} - pré_{0i})^2}{pré_{0i}} + \frac{(obs_{1i} - pré_{1i})^2}{pré_{1i}} \right)$$

Tel que :

- obs_{gi} est le nombre observé d'appartenance au groupe g (0,1) et à la classe i .
- $pré_{gi}$ est la prévision d'appartenance au groupe g et à la classe i .

On rejette H_0 si : $H > X^2(g - 2)$ Tel que g : le nombre de classes.

Tableau 04 : Test de validation des classes de risque

Entreprises non saines (défaillantes) (g=1)		Entreprises saines (g=0)	
Prévisions	Observations	Prévisions	Observations
0,01	0	34,99	35
0,14	0	15,86	16
0,58	0	7,42	8
1,22	2	6,78	6
0,93	1	3,07	3
1,6	2	2,4	2
0,53	0	0,47	0
0,53	1	0,28	1
3,41	3	0,59	1
17,86	18	0,14	0

Nous obtenons ainsi : $H = 5,28$, qui suit une « khi-deux » de 8 degrés de liberté est inférieure à sa valeur tabulée à un seuil de confiance de 95% (15,510). Donc les proportions attendues et observées sont relativement proches. »

IV.4. Construction des classes des variables qualitatives :

Nous avons choisi de dissocier les variables qualitatives de la fonction score. Et ce, pour éviter que le modèle ne rejette la majorité des variables qui sont aussi important dans les avis décisionnels qui concernent les demandes de crédit. Nous allons procéder à cette notation d'une façon simple en utilisant la moyenne des notes individuelles attribuées à chaque critère. Chaque dossier aura donc deux notations différentes :

- Notation des variables quantitatives issues de la fonction score ;
- Notation des variables qualitatives issues des notes attribuées par les analystes.

La formule de notation des critères qualitatifs est présentée comme suit :

$$N = (\text{La conjoncture} + \text{Secteur d'activité} + \text{la concurrence} + \text{dépendance} \\ + \text{Les incidents de paiement} + \text{les garanties} \\ + \text{Fidélité et solvabilité} + \text{Mouvements confiés} \\ + \text{Réalisation des objectifs} + \text{Procédures et organisation} \\ + \text{qualité du manager})/11$$

Le résultat de chaque entreprise va conduire à sa notation en fonction de la grille déjà établie et validée précédemment. Voici la grille adaptée en fonction de la note des variables qualitatives :

Tableau 05 : Grille des variables qualitatives

Score	Note qualitative
[1]	A1
[1-2]	A2
[2-3]	A3
[3-4]	B1
[4-5]	B2
[5-6]	B3
[6-7]	C1
[7-8]	C2
[8-9]	C3
[9-10]	D

V. FORMULATION DE « L'EXPOSITION EN CAS DE DEFAUT (EAD) » :

« Il s'agit de l'exposition attendue au moment du défaut de la contrepartie, estimée à l'horizon utilisé pour le calcul de la probabilité de défaut, conformément aux exigences prudentielles »³.

Pour les crédits classiques, l'exposition aux pertes correspond à la valeur actuelle des flux contractuels restants. Cette exposition doit être ajustée en fonction du calendrier de remboursement ou des modalités d'amortissement du prêt ou de la créance.

Avec $\sum_t IMP_t$: la valeur cumulée du capital impayé à la date t et CRD_t le capital restant dû observé à la date t.

La formulation du montant exposé au défaut « EAD » se fait donc en additionnant le capital restant dû de la créance avec éventuellement les échéances du capital impayé, et qui se présente comme suit :

$$EAD_{i,t} = CRD_{i,t} + \sum_t IMP_{i,t}$$

Ainsi, l'EAD est la somme du capital restant dû de la créance i, et éventuellement la somme des impayés si l'entreprise a accusé des retards de paiement. Evidemment, si la créance est seine et n'a aucune échéance impayée, alors l'EAD dans ce cas-là est égale à l'encours du crédit (CRD).

Nous présentons dans ce qui suit un extrait de 8 créances issues du portefeuille d'étude et du calcul des expositions y afférentes (montant en DA) :

³ Cours du module risque de crédit- IFID - 2014

Tableau 06 : Illustration de la détermination de l'EAD

Entreprise	Total autorisation	Capital restant du				Capital impayé	EAD
		Crédits d'investissement	Crédits rééchelonnés	Crédits d'exploitation			
N°01	207 640 408	92 885 416		114 754 992			207 640 408
N°02	6 084 444 268		4 584 444 268	1 496 198 533			6 080 642 801
N°03	3 000 000 000			2 475 140 066			2 475 140 066
N°04	1 300 000 000			940 991 525			940 991 525
N°05	8 000 000 000			7 997 102 023			7 997 102 023
N°06	11 878 273 849					7 703 239 849	7 703 239 849
N°07	6 674 067 431	2 130 257 657	477 235 431	3 999 264 469			6 606 757 557
N°08	679 519 872	120 449 646				318 438 913	438 888 559

VI. FORMULATION DE LA « PERTE EN CAS DE DEFAULT (LGD) » :

En l'absence des données concernant le flux de recouvrement relatif à chaque ligne de crédit, nous n'avons pas pu estimer le taux de recouvrement par l'étude de sa propre loi de distribution.

Nous allons nous contenter de faire appel à une approche simpliste qui considère la garantie comme une récupération de la banque pour les cas de défaillances absolues.

$$LGD = 1 - \text{Taux de récupération global}$$

« Le Taux de Recouvrement Global (TRG) représente la part de la dette que la banque s'attend à récupérer en cas de défaillance de la relation, à travers la mobilisation de l'ensemble des garanties disponibles et l'exercice d'un recours direct. Ce taux dépend notamment de la qualité et de la nature des garanties, ainsi que de la séniorité de la créance, et peut faire l'objet d'une modélisation »⁴.

Pour le calculer, la banque doit prendre en considération : la valeur récupérée, le gap temporel entre la défaillance et la mise en jeu des garanties ainsi que tous les coûts liés à cette opération.

$$\text{Pour simplifier les calculs nous avons pris } TRG = \frac{\text{Total des garanties pondérées}}{EAD}$$

Les pondérations des garanties sont comme suit :

⁴ Cours du module risque de crédit- IFID -2014.

Tableau 07 : La pondération des garanties

Type de la garantie	Pondération
Garantie financière	100%
Garantie personnelle	80%
Hypothèque 1e rang	40%
Nantissement des équipements	25%
Gage du matériel roulant	15%

Nous allons voir dans le tableau ci-dessous, la méthodologie du calcul des LGD pour un échantillon d'entreprises :

Tableau 08 : Illustration de la détermination des pertes potentielles « LGD »

Entreprise	EAD	Garanties financières	Garanties personnelles	Hypothèques 1e rang	Nantissement des équipements	Gage du matériel roulant	Taux de recouvrement	LGD
N°01	322 395 400	0	0	305 206 020	111 229 000	0	46,49%	54%
N°02	6 080 642 801	0	0	11 923 196 043	1 112 000 000	0	83,01%	17%
N°03	2 475 140 066	0	0	3 695 642 000	0	0	59,72%	40%
N°04	940 991 525	0	0	1 618 399 000	0	0	68,80%	31%
N°05	7 997 102 023	0	0	13 490 535 881	0	0	67,48%	33%
N°06	7 703 239 849	0	0	8 023 902 163	4 962 822 178	0	57,77%	42%
N°07	6 606 757 557	0	0	11 305 392 212	2 390 861 656	116 832 000	77,76%	22%
N°08	438 888 559	0	0	255 342 450	297 034 671	0	40,19%	60%

CALCUL DE LA PERTE ATTENDUE (EL) INDIVIDUELLE :

« La perte attendue correspond au montant moyen que la banque pourrait perdre sur son portefeuille de crédit à un horizon temporel déterminé. En théorie, cette perte est couverte par des provisions adéquates ».

La perte attendue pour un crédit donné dépend des trois paramètres énumérés précédemment, à savoir la probabilité « PD », l'exposition « EAD » et la perte « LGD », et se calcul ainsi :

$$EL = PD * EAD * LGD$$

Nous présentons un extrait de l'estimation des potentielles pertes atténuées :

Tableau 09 : Illustration de la détermination des « pertes attendues »

Entreprise	Note	Probabilité de défaut	EAD	LGD	Perte attendue EL	Pourcentage de perte attendue
N°01	A2	0,58%	207 640 408	27,81%	332 823	0,16%
N°02	B1	12,75%	6 080 642 801	16,99%	131 774 226	2,17%
N°03	B1	16,29%	2 475 140 066	40,28%	162 437 736	6,56%
N°04	A3	3,02%	940 991 525	31,20%	8 876 775	0,94%
N°05	A3	4,53%	7 997 102 023	32,52%	117 702 141	1,47%
N°06	C3	79,54%	770 323 984	42,23%	258 757 658	33,59%
N°07	B3	27,54%	6 606 757 557	22,24%	404 613 547	6,12%
N°08	C3	74,87%	438 888 559	59,81%	196 526 792	44,78%
		TOTAL	32 450 402 788		1 281 021 698	

Sur cet échantillon de huit entreprises pris au hasard, la note attribuée à ces dernières se situe de A2 à C3, les probabilités de défaut de 0,58% à 74,87% et les pertes LGD de 16,99% à 59,81%. Chacun des paramètres composant la formule de calcul des pertes attendues à une variation propre pour chaque client de la banque. La « P.D » est issue de la fonction score, l'exposition « EAD » est l'encours de la créance où plus explicitement le capital restant dû et éventuellement les impayés. Tandis que les pertes en cas de défaut, elles sont issues d'une estimation simpliste du taux de recouvrement moyen suivant le type de garantie détenues et comptabilisées.

Nous prenons comme illustration les entreprises N°2 et N°3 qui ont une note commune B1 à savoir « Entreprise quasi saine : aptitude suffisante à faire face aux engagements ». Leurs probabilités de défaut sont de 12,75% et 16,29% respectivement. Concernant les expositions en cas de défaut, le cas N°2 affiche un montant de 6 milliards de dinars. Tandis que l'entreprise N°3 à un EAD de 2,47 milliards de dinars. Le troisième paramètre qui compose la méthode de détermination des pertes potentielles est « les pertes (LGD) ». Plus l'emprunteur a des garanties comptabilisées en portefeuille plus les pertes en cas de défaut potentielles sera réduit. C'est le cas pour l'entreprise N°2 avec un LGD de seulement 17% contrairement à l'entreprise N°3 qui a un LGD de 40,28%, soit une différence non négligeable malgré la même note entre les deux clients de la banque.

Ces différences ont des répercussions sur les pertes attendues des deux entreprises. L'entreprise N°2 a des pertes attendues de 131 millions de dinars, représentant 2,17% du capital restant à rembourser, à savoir 6 milliards de dinars. L'entreprise N°3 à laquelle elle des pertes potentielles de 162 millions de dinars sur les 2 475 millions de dinars exposés au risque de non remboursement, soit 6,56% de pertes attendues.

Nous prenons un autre exemple d'entreprises ayant la même notation. La relation N°6 affiche une « P.D » de 79,54%, un EAD de 770 millions de dinars et une « perte LGD » de 42,23%.

Pour la relation N°8, la probabilité de défaut se rapproche de celle de la N°6. Néanmoins, on n'est pas au même niveau d'exposition puisque l'entreprise N°8 à une exposition de seulement 438 millions de dinars. Pour la perte « LGD », cette dernière et au

vu de la faiblesse de ses garanties détenues à un LGD de 59,81% qui fera la différence entre les deux entreprises de même note.

En effet, la relation N°8, malgré une probabilité « PD » moindre que celle de l'entreprise N°6, a une perte en cas de défaut plus importante. Avec 44,78% du montant exposé susceptible d'être une perte à terme contre 33,59% pour l'entreprise N°6.

Ce qui dénote la nécessité de ne pas s'arrêter à la notation des entreprises mais de continuer l'analyse pour obtenir à travers les trois paramètres de risque de crédit, les pertes attendues de toutes les entreprises qui contractent des crédits auprès de la banque.

VIII. LA PERTE DU PORTEFEUILLE :

La perte totale enregistrée sur tout le portefeuille de créance est estimée par la somme des pertes individuelles calculées.

$$EL_p = \sum_{i=1}^n (EAD_i) * (1 - R_i) * PD_i$$

Ce qui nous a permis d'obtenir les pertes suivantes :

$$EL_p = 7\,701\,312\,506 \text{ DA}$$

Ainsi donc, pour un portefeuille d'encours des engagements de 142 292 681 615 DA, on a enregistré des pertes attendues de 7 701 312 506 DA. La perte du portefeuille estimée paraît faible (5,41%) devant le total des engagements octroyés.

Après l'estimation des pertes attendues au niveau individuel et au niveau du portefeuille, on passe au traitement des provisions.

Conformément aux normes prudentielles « Bâle II », et en utilisant le modèle interne du risque de crédit, nous pouvons déterminer le montant du provisionnement des créances ex-ante. Ce montant est égal au montant des pertes attendues (EL), qui est de 7 701 312 506 DA dans le cas étudié.

Ainsi, dans l'hypothèse où le montant des pertes excède les provisions constituées pour ce portefeuille, le différentiel est imputé sur les fonds propres, à raison de 50 % sur le Tier 1 et 50 % sur le Tier 2 (provisionnement ex post). Dans le cas contraire, La différence est intégrée au Tier 2, dans la limite de 0,6 % des encours pondérés (une limite inférieure peut être appliquée par les autorités de supervision).

Les provisions économiques sont à hauteur de 12 208 120 585 DA (8,58% du total des engagements) et qui sont supérieures aux pertes attendues. C'est une bonne chose car la banque met en place des mécanismes de couverture contre le risque de contrepartie. »

Cependant, le montant des provisions réglementaire représente 26% du total des encours des crédits bancaires accordés dépassent ainsi les normes tolérées en la matière. Ces provisions représentent des fonds propres bloqués venant en déduction des capacités de la banque à accorder des financements supplémentaires. »

Une rallonge des dépenses pourrait éventuellement améliorer les résultats de la banque et aussi la qualité des services offerts.

IX. CONCLUSION :

« Cette recherche met en avant l'importance de la gestion financière et de la structuration des entreprises pour anticiper les risques de défaillance. Les résultats soulignent que des variables telles que la rentabilité, la structure de l'entreprise et d'activité jouent un rôle déterminant dans la différenciation des entreprises saines et défaillantes. Le modèle développé, qui constitue un outil stratégique pour la BADR, est basé sur la régression logistique pour la notation des variables quantitatives et une autre notation qualitative. Elle permet non seulement d'évaluer la viabilité financière des entreprises, mais aussi d'optimiser l'allocation des ressources. Cependant, certaines limites persistent, notamment en raison des corrélations entre les variables non significatives, nécessitant une analyse plus poussée dans un cadre multivarié.

À terme, l'incorporation de ces mécanismes et outils dans les procédures appliquées dans le domaine bancaire pourraient renforcer la résilience du portefeuille et améliorer la gestion des risques dans un environnement économique incertain.

X. BIBLIOGRAPHIE :

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and ZETA® models. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 1-35.
- Bennaceur, S., & Boulila, D. (2019). Financial distress prediction in the context of the Algerian economy: Challenges and prospects. *African Journal of Business Management*, 13(4), 92-104. <https://doi.org/10.xxxx>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Yahi, M., & Mokhtari, N. (2020). Analysis of financial constraints and business failure in Algeria. *International Journal of Economics and Finance Studies*, 12(2), 45-63.

- Zhou, L., Han, J., & Wang, Y. (2021). Machine learning approaches to corporate bankruptcy prediction: A review. *Computers & Industrial Engineering*, 154, 107138. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.107138>
- Paget-Blanc, É. (2001). *Analyse financière*. Paris : Éditions Dunod.
- Cours Gouja Redhouane- Ifid-
- Cours du module risque de crédit- IFID