

## **Prévoir le risque de défaillance des emprunteurs à la banque en Tunisie**

Chedlia FARHAT

#Département Economie

Faculté des sciences économiques et de gestion de Tunis (FSEGT)

Institut des hautes Etudes (IHET)

E-mail : [farhat.chelia@yahoo.fr](mailto:farhat.chelia@yahoo.fr)

### **Résumé**

**Dans une économie d'endettement, le système bancaire est peu développé et se caractérise par une forte volatilité. Le risque d'illiquidité des banques. L'enjeu crucial du système bancaire est la création monétaire tout en tenant compte des mesures nécessaires pour faire face au risque d'illiquidité. Ainsi, prévoir le risque de défaillance des emprunteurs nécessite des méthodes de simplification du processus décisionnel dans les accords de crédit. Pour évaluer le risque lié au portefeuille d'engagement, cet article présente deux méthodes statistiques une analyse discriminatoire et une régression logistique.**

**Mots clés :** analyse discriminante, régression logistique, risque crédit

**JEL Classification: G21**

### **Introduction**

L'environnement financier et économique se caractérise par une forte volatilité. Cette situation se traduit par des crises bancaires et monétaires Laeven et Valencia (2012). La crise financière internationale de 2008 a affecté la sphère financière et a induit une instabilité du système bancaire et une crise d'illiquidité. En effet, la mauvaise gestion des risques et la non-fiabilité des réglementations des assises financières ont bouleversé la sphère financière mondiale.

Plus explicitement, la crise « Subprime » a été la conséquence d'une mauvaise gestion des risques des crédits destinés aux immobiliers aux États-Unis. Cette instabilité financière aux Etats Unis a agité le monde de la finance.

De plus le système bancaire connaît une envolée spectaculaire en matière crédit causée par une croissance des marchés financiers, une suite d'innovation en matière de gestion des risques de crédit et des règles changeantes en permanence dans le système bancaire. Ainsi, l'amélioration des stratégies de la gestion des risques s'avère nécessaire pour réduire l'excès de risque pris H. Hamdi et A. Hakimi (2019).

De ce fait, une perpétuelle amélioration des instruments bancaires de gestion du risque de crédit sera un plus pour toutes les organisations qui peuvent être amenées à faire un prêt et qui ont été favorisées par l'accord de Bale II dont le but principal est d'encourager les institutions financières à utiliser leur propre savoir-faire et leur technologie pour l'évaluation du risque de crédit et d'établir de meilleures pratiques dans la mesure et la gestion de ce risque.

En effet, la banque est considérée comme une machine à risque qui saisit les risques, les transforme et elle les incorpore aux produits bancaires CONTESSE A. (1996).

Pour se doter d'un système bancaire bien structuré, la Tunisie a essayé par le biais de l'encadrement de la banque centrale de développer le marché monétaire et de réglementer les assises financières des entreprises bancaires. Ce système s'est également ouvert à l'extérieur pour assurer un accès facile aux marchés financiers internationaux, de plus l'environnement économique et financier est devenu une source de risque pour les banques, qui menacent leur pérennité BALLAN J.J (1991), BOUSSOUBEL L. (2007), CHRISTELLE P. & VILLEPELET S. (2005).

Avec le développement du mouvement de libération financière, les banques tunisiennes ont dû adopter une stratégie spécifique d'appréciation et d'une gestion rigoureuse des crédits. Cette contrainte réfère à une révision des critères pour l'accès au crédit par les banques, causées par une place préoccupante du risque de crédit dans les institutions de crédit particulièrement dans les banques. Car la nécessité pour ces banques dans l'évaluation de ce risque a pour but l'optimisation de leur activité en se conformant aux nouvelles dispositions, normes et réglementation de prudence J.Stiglitz et A. M. Weiss (1981), BOISSIEU (DE) S. (2008).

C'est dans cette optique que plusieurs banques en Tunisie entre autres la Banque Internationale Arabe de Tunisie (BIAT) entrevoient plusieurs actions dans le processus d'octroi de crédits en y insérant une notation interne qui sera concrétisée à partir de l'expertise et de l'analyse financière de la banque. Par conséquent, afin de simplifier le processus décisionnel, il est nécessaire de mettre en place des outils d'aide à la décision et un système de notation interne. Cet outil sera donc la méthode de « Credit-Scoring ».

Dans le cadre de ce travail, nous voudrions réfléchir sur le lien qui existe entre les caractéristiques des emprunteurs et leur niveau de risque. Le score définissant le niveau du risque se base sur trois temps, à savoir, le futur, le passé et le présent.

***La problématique de cette recherche est de savoir comment la banque peut mesurer le risque de crédit de leurs clients à travers la méthode de crédit scoring ?***

## **I- Présentation de quelques modèles discriminants**

L'analyse discriminante est une technique statistique qui vise à décrire et prédire l'appartenance à des groupes prédéfinis (classes, modalités de la variable à prédire,...) d'un ensemble d'observations (individus, exemples,...) à partir d'une série de variables prédictives (descripteurs, variables exogènes,...).

L'analyse discriminante a été l'objet de plusieurs recherches qui ont évolué dans le temps jusqu'au moment de parler des modèles discriminants qui permettent de mesurer le risque de défaillance d'une entreprise ALTMAN (1968).

En effet, nous allons essayer dans cette section de présenter un panorama des applis de l'analyse discriminante.

### ✓ **Modèle d'Altman (1968)**

Pour anticiper les défaillances des entreprises, Altman a appliqué les technologies d'analyse factorielle discriminante à l'étude des ratios financiers ; il a étudié un échantillon de 66 entreprises défaillantes, qui retenait 5 ratios sur une liste de départ de 25 :

$$Z=0,012X_1+0,014X_2+0,033X_3+0,066X_4+0,099X_5$$

$$X_1=\text{fond de roulement net} / \text{actif total}$$

$$X_2=\text{réserves} / \text{actif total}$$

$$X_3=\text{EBE} / \text{actif total}$$

$$X_4=\text{fonds propres} / \text{dette total}$$

$$X_5=\text{chiffre d'affaire hors taxe} / \text{actif total}$$

Grace à cette fonction, Altman a reclassé correctement 95% des entreprises avant la faillite, 72% deux ans avant et 30% seulement cinq ans au paravent.

La valeur cri de la fonction a été fixée par Altman à  $Z=2,675$

Si  $Z < 2,675 \Rightarrow$  l'entreprise est considérée comme défaillante.

Si  $Z > 2,675 \Rightarrow$  l'entreprise est considérée comme saine.

La contribution relative des variables à la capacité discriminante de la fonction score est établie par ordre d'importance tel que le poids de  $X_3$  et  $X_5$ ; les deux variables permettent essentiellement de détecter les entreprises défaillantes des autres.

✓ **Modèle discriminants d'Altman et Lav Lee (1981)**

Altman et Lav Lee (1981) ont étudié un modèle canadien qui permet de prévoir les défaillances d'entreprises, connus sous le nom Zêta canadien.

En partant de 11 ratios financiers et d'un échantillon de 27 entreprises défaillantes et 27 autres non défaillantes pendant une période allant de 1970 à 1979.

Les deux auteurs ont construits la fonction discriminante suivante :

$$Z = -1,626 + 0,234X_1 - 0,531X_2 + 1,002X_3 + 0,972X_4 + 0,612X_5$$

Ou  $X_1$ =chiffre d'affaire / actif total

$X_2$ =dettes / actif total

$X_3$ =actif circulant / dette à ct

$X_4$  = bnai / dettes totales

$X_5$  =taux de croissance des cp – taux de croissance des actifs

Et il propose la règle de classement suivante :

$Z > 0$  : entreprise saine

$Z < 0$  : entreprise défaillante

Ce modèle discriminant a fourni 83,3% de bons classements un an avant la défaillance.

Utilisé sur un échantillon-test, le modèle a donné 73% ; 53% et 50% de bons classements respectivement 2, 3 et 4 ans.

✓ **modèle discriminant de Ko (1982) Japon**

Pour une période allant de 1960 à 1980, Ko (1982) à étudier le problème de défaillance à l'aide d'un échantillon composé de 41 entreprises saines et 41 entreprises défaillantes.

L'auteur est arrivé à établir la fonction score suivant :

$$Z_j = 0,868 X_1 + 0,198 X_2 - 0,048 X_3 + 0,436 X_4 + 0,115 X_5$$

Ou :

$X_1$ =bénéfice net après impôt / chiffre d'affaire

$X_2$ =rotation des stocks deux ans avant / rotation des stocks trois ans avant

$X_3$ =erreur standardisée du bénéfice net (4ans)

$X_4$  = fonds de roulement / dettes totales

$X_5$  = valeur de marché des cp /dettes totales

Ko présente la règle de classement suivante :

$Z_i > 0$  :l'entreprise est jugée saine

$Z_i < 0$  : l'entreprise est jugée défaillante

La précision de ce modèle est de 90,8% un an avant la défaillance

✓ **Les scores de Conan et Holder :**

Sur la base de 190 entreprises Françaises de 1970 à 1975 ou 95 parmi elles étaient saines et les 95 autres entreprises avaient subi une défaillance sur la période, Conan et Holder 1979 a annoncé une fonction score estimée à partir des données comptables et financières.

La fonction discriminante de Conan et Holder se présente ainsi :

$$Z = 0,24 X_1 + 0,22 X_2 + 0,16 X_3 - 0,84 X_4 - 0,10 X_5$$

Ou :

$X_1$  = EBE / endettement global.

$X_2$  = capitaux permanents/ total du bilan.

$X_3$ = réalisable et disponible / total du bilan.

$X_4$  = frais financiers / chiffre d'affaires H.T.

$X_5$  = frais de personnel / valeur ajoutée.

Conan et Holder présentent la règle suivante :

Si :

$Z < 0.04$  signifie danger

$0.04 < Z < 0.09$  mention prudence

$Z > 0.09$  est jugée bonne

Ce modèle permet une prévision de défaillance de 75% à trois ans.

## II-Méthodologies empiriques

Cette étude est réalisée sur des données collectées auprès des entreprises clientes de la Banque Internationale Arabe de Tunisie. Ces données sont traitées et analysées sur SPSS au moyen de deux méthodes statistiques appelées analyse discriminatoire et régression logistique. Nous avons établi une base de données basée sur un échantillon de 147 entreprises clientes de la BIAT. Notre échantillon se compose de deux sous-ensembles : les entreprises réputées en défaut et les entreprises saines. Le traitement de la base de données avec le logiciel SPSS 25.0 nous a permis de déterminer les critères de défaillance des emprunteurs.

### II-1Analyse discriminante :

#### II-1-1 Présentation de l'analyse discriminante :

Notons d'abord que l'analyse discriminante est une technique de classification, du fait qu'elle permet d'expliquer et prédire l'appartenance d'un emprunteur à un groupe (défaut et non-défaut) prédéfini à partir de ses caractéristiques observées. En effet, l'analyse discriminante a trois principaux objectifs. Le premier est de déterminer les variables explicatives les plus discriminantes eu égard aux classes déterminées. Le deuxième objectif est de déterminer la classe d'appartenance d'un individu non encore classé à partir de ses caractéristiques. Enfin, le troisième

objectif est de valider une classification ou faire un choix entre plusieurs classifications pour savoir laquelle est la plus pertinente.

Etant donné un ensemble de variables indépendantes, l'analyse discriminante permet de trouver des combinaisons linéaires de ces variables afin de mieux distinguer les différents groupes d'emprunteurs de point de vue solvabilité.

- Si aucun incident de remboursement n'est intervenu, l'emprunteur est considéré comme solvable noté « 0 ».
- Si non l'emprunteur est considéré comme défaillant noté « 1 ».

La fonction discriminante est décrite par l'équation suivante :

$$\text{Score} = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + a_3X_3 + \dots + a_NX_N$$

Avec  $X_i$  : représente la variable explicative

$a_i$  : représentent la pondération associée à la variable  $R_i$ .

Cette fonction discriminante permet d'attribuer un score de défaillance à tout emprunteur: si le score est très faible, inférieur à certain seuil déterminé par le modèle lui-même, indique une forte probabilité de défaut, et si le score est élevé cela signifie que le risque de défaut est faible. Par conséquent, la fonction du score permet ainsi de prévoir la probabilité de tout emprunteur, y compris ceux qui ne participent pas à la construction de la fonction de score, de faire défaut.

#### II-1-2 Résultats et discussions de l'analyse discriminante :

Afin d'expliquer le remboursement des crédits, nous proposons une première estimation en utilisant la fonction

linéaire discriminante. Comme expliqué précédemment, l'analyse discriminante est un outil statistique d'anticipation et de prédiction du risque de défaut.

### Significativité des variables

La détermination des variables les plus discriminantes entre les groupes se fait en moyennant trois indicateurs qui sont à savoir : la moyenne ou la variance, le test de Fisher et le Lambda de Wilks.

**Tableau 1: Tests d'égalité des moyennes de groupes**

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Sig.
Solvabilite	0,449	172,926	1	141	0,000
DS_CP	0,886	18,229	1	141	0,000
RN_CA	0,597	95,053	1	141	0,000
CP_AI	0,994	,794	1	141	0,374
Liq_Generale	0,669	69,696	1	141	0,000
Liq_Reduite	0,682	65,614	1	141	0,000
Liq_Immediat	0,888	17,718	1	141	,000
CA_AE	0,944	8,329	1	141	,005
AE_FPN	0,986	2,011	1	141	,158
CFN_CA	,603	92,954	1	141	,000
EBE_CA	,790	37,381	1	141	,000
ROA	,576	103,639	1	141	,000
REX_CA	,731	51,800	1	141	,000
ROE	,999	,162	1	141	,688
DT_FPN	,988	1,760	1	141	,187
CAP_PROP_CP	,893	16,933	1	141	,000
EBE_VA	,809	33,182	1	141	,000
DS_CAP_PROP	,974	3,804	1	141	,053
EBE_TOT_BL	,700	60,383	1	141	,000
CFN_FPN	,998	,314	1	141	,576

Source : Résultat SPSS

Ce tableau affiche le Lambda de Wilks qui permet de tester l'hypothèse d'égalité des vecteurs moyens des différentes classes. Notons que le Lambda de Wilks varie entre 0 et 1. Si l'indicateur Lambda est égal à 1, nous déduisons que les moyennes des classes sont égales. Par ailleurs, une faible valeur s'interprète comme des faibles variations intra-groupes et donc de fortes variations inter-groupe, par conséquent une différence significative des moyennes des classes.

Le test de Lambda de Wilks permet de prouver l'existence ou pas de relation entre les variables explicatives et la variable à expliquer. D'après les valeurs de Lambda affichées dans ce tableau, nous remarquons que 14 variables «Solvabilité, DS\_CP, RN\_CA, Liq\_Générale, Liq\_Reduite, Liq\_Immediat, CA\_AE, CFN\_CA, EBE\_CA, ROA, REX\_CA, CAP\_PROP\_CP, EBE\_VA et EBE\_TOT\_BL» présentent des pouvoirs discriminants presque nuls. Alors que pour le reste des variables, Lambda varie entre 0.449 et 0.944, ce qui indique des faibles différences entre les groupes. Par conséquent, toutes les variables semblent avoir une influence sur la variable «statut de l'emprunteur».

Dans le tableau figure une autre statistique, l'examen du test de Fisher qui indique s'il y a une différence significative ou non entre les deux groupes. En effet, plus la statistique F est élevé plus le pouvoir discriminant de la variable est significatif.

Ce test confirme que se sont bien les variables « Solvabilité, DS\_CP, RN\_CA, Liq\_Generale, Liq\_Reduite, Liq\_Immediat, CA\_AE, CFN\_CA, EBE\_CA, ROA, REX\_CA, CAP\_PROP\_CP, EBE\_VA et EBE\_TOT\_BL » qui sont les plus discriminantes puisqu'elles ont un niveau de signification est inférieur à 5%.

Il est intéressant de noter que ces remarques peuvent être confirmées ou invalidées par les tests statistiques.

**Tableau 2: Valeurs propres**

Fonction	Valeur propre	Pourcentage de la variance	Pourcentage cumulé	Corrélation canonique
1	2,033 <sup>a</sup>	100,0	100,0	0,819

a. Les premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Source : Résultat SPSS

Ce tableau affiche les valeurs propres associées aux différents facteurs, les pourcentages, les pourcentages cumulés ainsi que la corrélation canonique de discrimination. Les valeurs propres permettent de juger le pouvoir discriminant des fonctions linéaires discriminantes.

Ce tableau affiche les corrélations canoniques qui permettent de mesurer le pouvoir discriminant des facteurs. En effet, plus la corrélation canonique est proche de un, plus le modèle est fiable.

**Tableau 3: LambdadeWilks**

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	0,330	153,139	6	0,000

Source : Résultat SPSS

D'après ce tableau, la fonction linéaire discriminante explique la variance

avec un Lambda de 0.330, un Ki-deux de 153.139 et un niveau de signification 0,000. Il en résulte une fonction discriminante qui s'exprime comme une combinaison linéaire des variables discriminantes, avec des coefficients standardisés.

**Estimation des coefficients de la fonction discriminante :**

**Tableau 4 : Coefficients de fonctions de classement**

	Fonction 1
<b>Solvabilite</b>	,665
<b>CP_AI</b>	-,235
<b>Liq_Reducite</b>	,263
<b>CA_AE</b>	,241
<b>CFN_CA</b>	,352
<b>EBE_TOT_BL</b>	,227

Source : Résultat SPSS

Ces résultats nous permettent de déterminer la fonction discriminante suivante :

$$Z = 0,665 (\text{Solvabilite}) - 0,235 (\text{CP\_AI}) + 0,263 (\text{Liq\_Reducite}) + 0,241 (\text{CA\_AE}) + 0,352 (\text{CFN\_CA}) + 0,227 (\text{EBE\_TOT\_BL}).$$

**Pouvoir de prédiction du modèle :**

**Tableau 5: Résultats du classement**

		Appartenance au groupe prévu	DEFAUT		Total
			(D)	(S)	
<b>Original</b>	<b>Efficatif</b>	<b>Défaillante (D)</b>	109	0	109
		<b>Saine (S)</b>	0	38	38
	<b>%</b>	<b>Défaillante (D)</b>	100,0	0,0	100,0
		<b>Saine (S)</b>	,0	100,0	100,0
<b>Validé-croisé<sup>b</sup></b>	<b>Efficatif</b>	<b>Défaillante (D)</b>	105	4	109
		<b>Saine (S)</b>	0	38	38
	<b>%</b>	<b>Défaillante (D)</b>	96,3	3,7	100,0
		<b>Saine (S)</b>	0,0	100,0	100,0
a. 100,0% des observations originales sont classées correctement.					
b. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse. Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.					
c. 97,3% des observations validées croisées sont classées correctement.					

Source : Résultat SPSS

A partir de la fonction discriminante, on peut calculer les scores pour chacun des emprunteurs et voir comment cette fonction les classe dans les groupes. Les résultats sont résumés dans le tableau « Résultat du classement », le modèle prévoit correctement 100% des cas, ce qui est un taux statistiquement acceptable pour pouvoir effectuer une prédiction satisfaisante pour les banquiers sur la décision d'octroi de crédits.

Par ailleurs, pour la validation de modèle, nous avons appliqué la méthode la validation croisée qui consiste à effectuer une analyse discriminante en enlevant une observation pour ensuite utiliser l'estimation afin de classer l'emprunteur qui a été négligé dans l'estimation de la fonction discriminante.

D'après ce tableau, on remarque que sur les 109 « bons emprunteurs », 109 sont bien classées, ce qui montre que le modèle est significatif. Pour les « mauvais emprunteurs », 38 parmi 38 emprunteurs sont classées correctement. Ainsi, le taux obtenu de bon classement est de 97,3%.

## II-2 La régression logistique

### II-2-1 Présentation du modèle Logit :

La régression logistique est un outil statistique permettant d'étudier la relation entre une variable à expliquer le plus souvent binaire et des variables explicatives. Plus explicitement, elle permet de produire un modèle déterminant la probabilité d'un phénomène, dans notre cas prédire la probabilité de défaillance des emprunteurs.

Le modèle Logit est le modèle le plus utilisé dans la construction des fonctions de score. Dans ce modèle la pondération d'un emprunteur est comprise entre 0 et 1. L'avantage principal de ce modèle est l'intégration des variables qualitatives (âge, Revenu, Sexe, localisation géographique, certaines caractéristiques du foyer...) dans l'explication du risque, c'est pour cette raison le modèle logistique est la principale méthode utilisée pour le scoring des particuliers pour lesquels on ne dispose que des informations qualitatives.

### II-2-2 Résultats de la régression logistique :

**Tableau 6: Coefficients estimés et test de WALD**

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1 <sup>a</sup>	Solvabilite	- 21,029	4,269	24,269	1	,000	,000
	Constante	6,422	1,562	16,908	1	,000	615,517
Pas 2 <sup>b</sup>	Solvabilite	- 23,278	5,723	16,542	1	,000	,000
	Liq_Reduite	- 5,228	1,564	11,171	1	,001	,005
	Constante	11,456	2,900	15,608	1	,000	94422,791
Pas 3 <sup>c</sup>	Solvabilite	- 26,310	6,897	14,550	1	,000	,000
	CP_AI	,002	,001	4,103	1	,043	1,002
	Liq_Reduite	- 5,445	1,687	10,420	1	,001	0,004
	Constante	12,398	3,346	13,732	1	,000	242403,095

Pas 4 <sup>d</sup>	Solvabilite	- 36,541	14,908	6,008	1	,014	0,000
	CP_AI	,022	,016	1,944	1	,163	1,022
	Liq_Reduite	- 7,949	3,886	4,184	1	,041	0,000
	Liq_Immmediat	- 64,649	30,400	4,522	1	,033	0,000
	Constante	21,578	9,151	5,561	1	,018	2351525459,234
	Pas 5 <sup>e</sup>	Solvabilite	- 390,059	9612,100	,002	1	,968
CP_AI		,273	7,163	,001	1	,970	1,314
Liq_Reduite		- 48,426	1661,778	,001	1	,977	0,000
Liq_Immmediat		- 704,287	17404,533	,002	1	,968	0,000
EBE_TOT_BL		- 206,432	6105,764	,001	1	,973	0,000
Constante		241,163	5811,531	,002	1	,967	5,443E+104

a. Introduction des variables au pas 1 : Solvabilite.

b. Introduction des variables au pas 2 : Liq\_Reduite.

c. Introduction des variables au pas 3 : CP\_AI .

d. Introduction des variables au pas 4 : Liq\_Immmediat.

e. Introduction des variables au pas 5 : EBE\_TOT\_BL.

Source : Résultat SPSS

Ce tableau affiche le test de Wald qui sert à sélectionner les différentes variables les plus significatives pour expliquer la variable dépendante « Y »

Les résultats montrent que toutes les variables sont significatives et permettent de calculer la pondération de remboursement d'un emprunteur.

La fonction du score est alors :

$$\begin{aligned}
 Z' &= 241,163 \\
 &- 390,059 \text{ (Solvabilité)} \\
 &+ 0,273 \text{ (CP}_{AI}\text{)} \\
 &- 48,426 \text{ (Liq}_{Reduite}\text{)} \\
 &- 704,478 \text{ (Liq}_{Immediat}\text{)} \\
 &- 206,432 \text{ (EBE}_{TOT\_BL}\text{)}.
 \end{aligned}$$

#### Adéquation du modèle

D'après le tableau suivant nous constatons que le Chi-deux du modèle augmente d'une étape à l'autre avec l'introduction de chaque variable significative, jusqu'à ce qu'il atteigne son maximum à la troisième étape, pour une valeur de 165.585. Donc le modèle est amélioré suite à l'introduction de chaque variable.

**Tableau 7: Test de spécification du modèle**

		Khi-carré	Ddl	Sig.
Pas 1	Pas	112,720	1	,000
	Bloc	112,720	1	,000
	Modèle	112,720	1	,000
Pas 2	Pas	20,825	1	,000
	Bloc	133,545	2	,000
	Modèle	133,545	2	,000
Pas 3	Pas	3,339	1	,068
	Bloc	136,884	3	,000
	Modèle	136,884	3	,000
Pas 4	Pas	15,758	1	,000
	Bloc	152,642	4	,000
	Modèle	152,642	4	,000
Pas 5	Pas	12,943	1	,000
	Bloc	165,585	5	,000
	Modèle	165,585	5	,000

Source : Résultat SPSS

**Tableau 8 : Récapitulatif du modèle**

Récapitulatif des modèles			
Pas	Log de vraisemblance -2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	52,865 <sup>a</sup>	0,545	0,795
2	32,041 <sup>b</sup>	0,607	0,885
3	28,701 <sup>b</sup>	0,616	0,898
4	12,943 <sup>c</sup>	0,656	0,957
5	,000 <sup>d</sup>	0,686	1,000
a. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 8, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			
b. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 9, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			
c. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 12, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.			
d. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 20, car le nombre d'itérations maximum a été atteint. La solution finale est introuvable.			

Source : Résultat SPSS

Les résultats présentés dans le tableau précédent montrent que la valeur de l'indicateur « -2 Log vraisemblance » diminue, et s'annule à la cinquième étape.

Notons que les indicateurs « R-deux de Cox & Snell » et « R-deux Nagelkerke » permettent d'expliquer le pourcentage de la variable dépendante qui est expliqué par les trois variables retenues.

Nous remarquons à partir de ce tableau que ces deux indicateurs augmentent au fur et à mesure que le logiciel procède à l'introduction d'une variable significative.

Ainsi, l'analyse des tableaux ci-dessus montre que le modèle est globalement adéquat. Les variables explicatives retenues sont significatives individuellement au seuil de 5%, elles s'avèrent utiles et importantes dans l'explication et la prédiction de la pondération des nouvelles demandes de crédit.

**Pouvoir de prédiction du modèle**

**Tableau 92: Tableau de classification**

Table de classification <sup>a</sup>					
	Observé		Prévisions		
			DEF AUT		Pourcentage correct
			Défaillante	Saine	
Pas 1	DEF AUT	Défaillante	105	0	100,0
		Saine	6	32	84,2
	Pourcentage global				95,8
Pas 2	DEF AUT	Défaillante	102	3	97,1
		Saine	3	35	92,1
	Pourcentage global				95,8
Pas 3	DEF AUT	Défaillante	103	2	98,1
		Saine	2	36	94,7
	Pourcentage global				97,2
Pas 4	DEF AUT	Défaillante	104	1	99,0
		Saine	2	36	94,7
	Pourcentage global				97,9
Pas 5	DEF AUT	Défaillante	105	0	100,0
		Saine	0	38	100,0
	Pourcentage global				100,0

a. La valeur de coupe est ,500

Source: Résultat SPSS

Ce tableau affiche le nombre des emprunteurs qui sont correctement classés par la fonction de score. Pour les « bons emprunteurs » 105 d'entre eux sont correctement classés alors que 38 des « mauvais emprunteurs » sont correctement classés, d'où un taux de bon classement de 100%. Aussi, nous trouverons dans ce tableau le nombre des emprunteurs mal classés, qui est de l'ordre de 0 pour les « bons emprunteurs » et 0 pour les « mauvais emprunteurs », et le taux de bon classement est de 100%.

Le modèle prédit correctement 100% des cas à un seuil de 0.5. Ce qui montre que le modèle possède un pouvoir statistiquement significatif.

### II-3 Récapitulatif des deux méthodes et conclusion:

La comparaison des deux méthodes se fait par une comparaison de leurs taux de bon classement totale pour les groupes ensemble et pour chaque groupe d'entreprises. Le tableau récapitulatif des deux méthodes (discrimination linéaire et discrimination logistique) est présenté comme suit :

**Tableau 10 : Récapitulatif des deux méthodes**

Méthode de classement	Saines	Défaillantes	Totale
discrimination linéaire	100%	96,3%	97,3%
discrimination logistique	100%	100%	100%

Ainsi, nous constatons que la discrimination logistique classe les entreprises correctement dans leurs groupes d'origine avec un taux de 100% contre 97,3% dans le cas de la discrimination linéaire.

En conclusion, prévoir les risques de défaillance des entreprises constitue un enjeu majeur des banques en matière de crédit, causée par une croissance des marchés financiers. Les méthodes adoptées par les banques Tunisiennes pour apprécier les exigences en fonds propres, ne se sont pas améliorées. Les banques doivent procéder à des modèles d'analyses plus pertinents pour faire face au risque d'illiquidité. Nos résultats empiriques suggèrent que la BIAT doit appliquer une méthode plus avancée dans l'analyse de risques crédits en se basant sur un ensemble de donné, des ratios et par une analyse discriminante et une analyse de régression logistique qui permettent de dégager de bons résultats de classements aussi que celle de significativité des ratios.

Il en découle que, le modèle unique n'existe pas ; toute banque doit trouver elle-même une large gamme d'occasions, les solutions les plus ajustées à son secteur activité, ses moyens, sa culture.

## Bibliographie

BALLAN J.J (1991), *Dixeco de l'Economie*, Editions Dunod, Paris.

BOISSIEU (DE) S. (2008) ,« Le tournant Stratégique », *Revue banque*, In Investi.

BOUSSOUBEL L. (2007), *La notation interne nouvel outil de gestion du risque de crédit*, Ecole Supérieure des Banques.

Bruce G. Carruthers et Arthur L. Stinchcombe,(1999) « The Social Structure of Liquidity : Flexibility, Markets, and States », *Theory and Society*, no 28, 1999, p. 353-382 ; Kevin Fox Gotham, « Creating Liquidity Out of Spatial Fixity : The Secondary Circuit of Capital and the Restructuring of the US Housing Finance System », in Manuel B. Aalbers, *Subprime Cities : The Political Economy of Mortgage Markets*, New York, Blackwell, 2012, p. 25-52.

CHRISTELLE P. & VILLEPELET S. (2005), *Le management des risques de l'entreprise*, EYROLLES Editions d'Organisation, Paris.

CONTESSE A. (1996),« La maîtrise du Risque de Crédit », *Revue banque* n°576.

Eric Rosenberg & Alan (1994) « Quantitatives Methods in Crédit Management : A Survey » *Operations Research*.

Bruce G. Carruthers et Arthur L. Stinchcombe, « The Social Structure of Liquidity : Flexibility, Markets, and States », *Theory and Society*, no 28, 1999, p. 353-382 ; Kevin Fox Gotham, « Creating Liquidity Out of Spatial Fixity : The

Secondary Circuit of Capital and the Restructuring of the US Housing Finance System », in Manuel B. Aalbers, *Subprime Cities : The Political Economy of Mortgage Markets*, New York, Blackwell, 2012, p. 25-52.

Joseph E. Stiglitz et Andrew Murray Weiss( 1981), « Credit Rationing in Markets with Imperfect Information », *American Economic Review*, vol. 71, no 3.