

PRÉDICTION DE LA DÉFAILLANCE DE LA CLIENTÈLE DU MICRO CRÉDIT AU MAROC : LA MÉTHODE DES SCORES

Omar Taouab, PhD

Université Ibn Tofail, Kenitra, Morocco

Abstract

Growth of microfinance in Morocco dates from the mid 1990s and became particularly active during the 2000s. Currently , the sector began to experience multiple risks including the credit .Indeed, credit risk , which may hinder the emergence of micro-finance institutions , has become one of the main concerns of financial institutions. Thus, an important place should be reserved for the art of risk management of the borrowers notably through the anticipation of their failure. This goal is achievable in advance through the use of a technique scores which allows you to assign an individual to one of the groups namely the right customers and failed.

Drawing lessons on discrimination function presented by (Saporta , 1975) , the judgment can be made according to the socio -economic and demographic characteristics of each customer and given the form taken by the different variables.

The calculation of scores allowed us to develop a discrimination filter for note customers , identify classes of risk and identify those likely to get faulty at the time of repayment.

Keywords: Micro Credit, Risk, Failure, Scoring

Abstract

L'émergence de la micro finance au Maroc ne date pas de longtemps si ce n'est pas des années 90 , avec la création de l'association Al amana qui joue un rôle non négligeable en matière d'octroi des crédits aux petits emprunteurs. Néanmoins, dès la dernière décennie, cet organisme s'est trouvé confrontée à des problèmes de maîtrise du risque d'insolvabilité de la clientèle. Ce risque, devenu l'une des préoccupations principales des institutions financières, a bien évidemment des effets négatifs qui peuvent mettre en péril la pérennité de cet activité.

Dans ce sens, nous avons essayé de mener une étude qui a pour finalités l'examen de la corrélation entre les différentes variables socio-économiques

des clients d'une part, et la détermination des facteurs clés de l'insolvabilité des clients.

Sur le plan empirique, nous avons mobilisé la méthode de discernement sur variables qualitatives (scores). Une telle technique, introduite en 1975 par Saporta, permet de calculer des scores qui constituent, autrement, un filtre de discrimination permettant de noter les clients, d'identifier des classes de risque et de repérer ceux susceptibles de tomber défaillants à la date de remboursement.

Pour opérationnaliser notre démarche, nous avons exploité la base de données disponible à l'association Al Amana sur laquelle la technique des scores est appliquée pour aboutir à des éléments de réponse relatés dans la conclusion.

Mots clés: Micro crédit, Risque, Défaillance, Score

Introduction

Les établissements de micro-crédit commencent récemment à prendre de l'envergure à côté des organismes spécialisés partout dans le monde. Au niveau national, ce développement confère à certain acteur tel que l'Association Al Amana un rôle non négligeable en matière de financement des micro- projets en tant que composante de l'acte entrepreneurial au Maroc (Taouab, 2014).

Toutefois, cette activité, qui n'est pas exemptée de risques, expose les établissements de crédit à des difficultés diverses dont notamment la défaillance des clients. De ce fait, la réflexion sur un modèle de contrôle du risque de remboursement s'impose avec acuité. Cette exigence est à satisfaire, au moins, pour assurer la pérennité de ce type de financement, si ce n'est pas son efficacité et son développement.

Un tel objectif, sur le plan méthodologique, devient, probablement, réalisable moyennant un travail fait en amont et qui porte sur chaque client potentiel prétendant au financement. Cette réflexion peut être réalisée à travers des scores, calculés sur la base des caractéristiques socio-économiques et démographiques de chaque client, qui aboutissent sur l'identification des classes de risque et de repérer les clients susceptibles de tomber défaillants à la date de remboursement.

Pour faire aboutir cette réflexion, ce papier essaie de passer en revue certaines études antérieures; dresser une démarche empirique et, à la fin, présenter les résultats assortis de quelques suggestions.

Quelques études antérieures

Plusieurs études utilisant la méthode des scores ont été menées sur l'analyse du risque de défaillance des demandeurs de crédit en. On cite, à

titre d'exemple, celles faites par le groupe ACCION en Bolivie et en Equateur durant l'année 2002, et celles menées en Colombie et en République Dominicaine pendant l'année 2004 par Women's World Banking (Schreiner, 2007).

Tableau 1 : Synthèse de la revue de la littérature

Auteur	Pays	Période	Échantillon	Méthodologie	Résultats
Mark Schreiner	Bolivie	De 1988 à 1996	39956 prêts remboursés entre 1988-1996.	Régression logistique	Le modèle identifie avec précision les caractéristiques qui influent sur les risques et, plus important encore, il prédit le risque mieux, mais il ne pourra probablement pas remplacer les chargés de prêts et leurs connaissances de caractère qualitatif.
Viganò, L.	Burkina-fasso	1993	100	Analyse discriminante	Les résultats de ces études suggèrent que la qualité des portefeuilles de prêts peut s'améliorer grâce à un crédit adapté et spécialement conçu pour s'adapter aux PMA particulier du contexte. Dans une perspective plus large, un contrôle efficace du risque de crédit est un aspect crucial de la gestion de la banque, en particulier dans le développement.
Ousséni Kinda et Audrey Achonu	Sénégal	Du 1er janvier 2007 au 31 Décembre 2010	30 Emprunteurs	Modèle logit	Les résultats montrent que les variables âge, l'âge au carré, le sexe, l'historique des remboursements, la garantie et la fréquence de remboursement sont tous statistiquement significatifs en ce qui concerne leur relation avec la probabilité de remboursement dans le modèle logit.
BEN SOLTANE BASSEM	Tunisie	Entre 2006 et 2007	496 emprunteurs individuels des IMF Tunisiennes	Régression logistique	Les résultats ont montré que le genre, le rationnement du crédit, la possession d'une maison, d'autres sources de richesse, un revenu permanent, et finalement l'âge de l'association sont négativement corrélés avec la probabilité de défaut. Cependant, il s'est avéré que l'état civil, la possession d'un garant, la présence d'autres institutions dans la même zone géographique, le fait de contracter un prêt afin de mettre en œuvre un nouveau projet sont positivement corrélés avec la probabilité de défaut.
Schreiner et Nagarajan (1998)	Gambie	Entre 1993 et 1994	Les 716 observations comprennent 104 emprunteurs et 612 non-emprunteurs. Sur les 104 emprunteurs, 69 utilisent la	Régression logistique	Les auteurs ont affirmé que les prêteurs informels sont des juges astucieux de la solvabilité, et dans la mesure où les prêteurs informels peuvent avoir des informations concernant les emprunteurs qui sont difficiles à obtenir par les prêteurs formels, ceux-ci peuvent suivre les traces des prêteurs informels. Ils ont montré qu'il était le cas pour certaines caractéristiques. En particulier, être

			copérative RoSCA et 35 utilisent la copérative ASCRAs.		femme et ayant emprunté à d'autres sources informelles sont des bons prédicateurs pour que les prêteurs informels jugent un emprunteur potentiel d'être solvable ou non. Finalement, les auteurs ont conclu que les leçons tirées de la finance informelle peuvent aider à reformer la finance formelle en Afrique.
--	--	--	--	--	---

L'objectif primordial de ces études était de vérifier que quelques informations et indicateurs déduits des dossiers relatifs aux clients suffisaient pour prédire la défaillance de ces derniers. Après cette revue de littérature, nous allons nous inspirer d'une étude menée au Mali, sur l'institution de micro-finance de Nyèsigiso, qui a été réalisée par Boubacar Diallo en 2006, c'est la seule étude pour laquelle le rapport méthodologique s'est avéré plus détaillé et plus intéressant. Cette étude avait pour but, le développement d'un modèle de Crédit « Scoring » pour cette institution de micro-finance, afin de pouvoir qualifier l'éligibilité du client au financement.

S'imprégnant des déductions de la revue théorique menée Boubacar Diallo, Les variables retenues pour le traitement des données sont déclinées ci-après:

- nct : le numéro de contrat ;
- zone : la zone géographique ;
- local : donne le milieu de résidence du client (Urbain/Rural) ;
- sexe : le sexe du client ;
- datnais : la date de naissance du client ;
- etatmatr : désigne l'état matrimonial du client ;
- sectact : indique le secteur d'activité du client;
- typpret : montre s'il s'agit d'un prêt solidaire (PS) ou d'un prêt individuel (PI) ;
- datderech : la date de la dernière échéance ;
- datdemp : la date de demande du prêt ;
- datobtpre : la date d'obtention du prêt ;
- mntdem : indique le montant de prêt que le client a demandé (en DH) ;
- mntacor : indique le montant de prêt accordé au client (en DH) ;
- period : désigne la périodicité de remboursement.
- âge : l'âge du client ;
- durpret : indique la durée du prêt en nombre de jours, elle est égale à la différence entre la date de la dernière échéance et la date d'obtention du prêt ;
- tempatt : définit le temps d'attente pour l'obtention du prêt en nombre de jours, elle est égale à la différence entre la date d'obtention du prêt et la date de sa demande ;

- *degratio* : désigne le degré de rationnement, il est égale au rapport de la différence entre le montant de prêt demandé et le montant de prêt accordé, et le montant de prêt accordé.

La variable dépendante est la défaillance du client. Il s’agit d’une variable binaire notée « **default** » tel que :

- *default* =1 si le client est défaillant selon la définition adoptée par Al Amana ;
- *default* =0 si le client est sain selon la définition adoptée par Al Amana.

Méthodologie

Méthodologiquement, la démarche est articulée autour de l’échantillonnage, l’analyse des données, présentation de la technique des scores et, finalement, les résultats.

L’échantillonnage

Notre échantillon de travail tiré de la base de données Al Amana via le Business Object est composé de 843 observations. Le tableau suivant, présente la répartition des bons et des mauvais clients dans l’échantillon.

Tableau 2 : Répartition des bons et des mauvais clients dans l’échantillon.

	localisation		Total
	Urbain	rural	
Défaillants en %	16,33	6,09	22,36
Non défaillants en	46,16	31,48	77,64
Total/ zone	62,49	37,57	100

Les données

L’ensemble des informations telles que : l’âge du client, son sexe, son état matrimoniale, son milieu de résidence, le secteur d’activité où il exerce son métier, le montant de crédit sollicité, la fréquence de remboursement exprimée en nombre jours sont stockées sur une base de données sur le serveur de l’Association. Ces données ont été converties sous format Exel pour aborder l’apurement des données disponibles et pour calculer d’autres variables à partir des premières. En suite ces informations ont été traitées à l’aide de SPSS, afin de ne retenir que les variables liées à notre problématique et seront étudiées moyennant la technique des scores.

La méthode des scores

Cette technique de discrimination sur variables qualitatives, introduite en 1975 par Saporta , consiste à effectuer, à partir de variables découpées en classes, une analyse des correspondances multiples (ACM) sur le tableau disjonctif complet de ces variables. Ensuite, placer les

coordonnées (continues) des individus sur les axes factoriels les plus discriminants issus de l'ACM. Dans une étape ultérieure, on procède à un changement de variables dans la fonction de score de Fisher pour l'exprimer en termes des indicatrices des modalités des variables initiales.

Étant donné que le score est une combinaison linéaire des coordonnées factorielles et puisque les axes sont combinaison linéaire des modalités, le score s'exprime de la formule suivante:

$$\text{On a : } S = \sum_{j=1}^k d_j Z^j \quad \text{Avec : } Z^j = XU^j$$

Avec U^j sont les coordonnées des catégories sur le jème axe.

$$S = \sum_{j=1}^k d_j Z^j = \sum_{j=1}^k d_j XU^j = X \underbrace{\sum_{j=1}^k d_j U^j}_{\text{grille de score}}$$

Alors,

Avec :

k : le nombre d'axes retenus ;

X est le TDC :

Les résultats

Ces résultats concernent aussi bien les données que la validation de la fonction de discernement (fonction des scores).

Résultats des tests statistiques

Test de dépendance

Les résultats du teste khi-deux, présentés sur les résultats-annexes, montrent que pour toutes les variables, l'hypothèse d'indépendance est rejetée au seuil de signification 5%. Donc on peut dire qu'il y a une dépendance entre la variable expliquée et les variables explicatives choisies.

Afin de s'assurer que les classes des variables sont significativement différentes, on a opté pour un test d'égalités des moyennes de ces classes.

Test de Kruscal Wallis

A partir des résultats de ce test, nous remarquons que tous les seuils critiques sont inférieurs à $\alpha = 5\%$, donc on rejette l'hypothèse nulle du test de Kruskal Wallis H_0 pour toutes les variables explicatives testées. Ce qui signifie que les classes formées sont différentes deux à deux.

Corrélation entre les variables

La matrice de corrélation entre les variables explicatives est donnée par le tableau suivant :

Tableau 3: Matrice de corrélation

	Degratio	etamatr	tempatt	typpret	sexe	period	zone	dupret	age	local	sectact	mntacor
Degratio	1,000	0,001	0,000	-0,003	0,040	0,007	0,000	-0,048	-0,009	0,029	-0,010	0,425
etamatr	0,001	1,000	0,007	0,004	0,004	0,001	0,020	-0,009	0,263	0,036	-0,030	0,004
tempatt	0,000	0,007	1,000	-0,002	0,017	0,021	0,003	0,029	0,015	0,011	-0,003	-0,011
typpret	-0,003	0,004	-0,002	1,000	0,019	0,019	0,024	-0,010	0,004	-0,014	-0,011	0,011
sexe	0,004	0,004	0,017	0,019	1,000	0,002	0,009	-0,028	-0,048	0,153	-0,221	0,168
period	0,007	0,001	0,021	0,019	0,002	1,000	0,060	-0,127	-0,003	-0,083	0,018	0,049
zone	0,000	0,020	0,003	0,024	0,009	0,006	1,000	-0,081	-0,014	-0,138	0,102	0,011
dupret	-0,048	-0,009	0,029	-0,010	-0,028	-0,127	-0,081	1,000	-0,010	-0,065	0,076	-0,178
age	-0,009	0,263	0,015	-0,004	-0,048	-0,003	-0,014	-0,010	1,000	0,005	0,063	-0,056
local	0,029	0,036	0,011	-0,014	0,153	-0,083	-0,138	-0,065	0,005	1,000	0,319	0,121
sectact	-0,010	-0,030	-0,003	-0,011	-0,221	0,018	0,102	0,076	0,063	0,319	1,000	-0,080
mntacor	0,425	0,004	-0,011	0,011	0,168	0,049	0,011	-0,178	-0,056	0,121	-0,080	1,000

On remarque que toutes les variables explicatives sont faiblement corrélées deux à deux, puisque tous les coefficients de corrélation sont inférieurs à 0,7. On remarque aussi, que la plus grande corrélation est celle entre le mntacor (Montant accordé) et degratio (le degré de rationnement), avec un coefficient égale à 0,425.

Résultats de détermination des scores

Pour le calcul des scores nous avons appliqué l’ACM et l’AFD moyennant le logiciel XLSTAT qui nous a permis d’avoir plus de résultats que le logiciel SPSS.

L’analyse des correspondances multiples (ACM)

La figure suivante présente l’inertie expliquée de chaque axe factoriel (Série1) et la courbe du cumul des inerties ajustées des axes (Série2) :

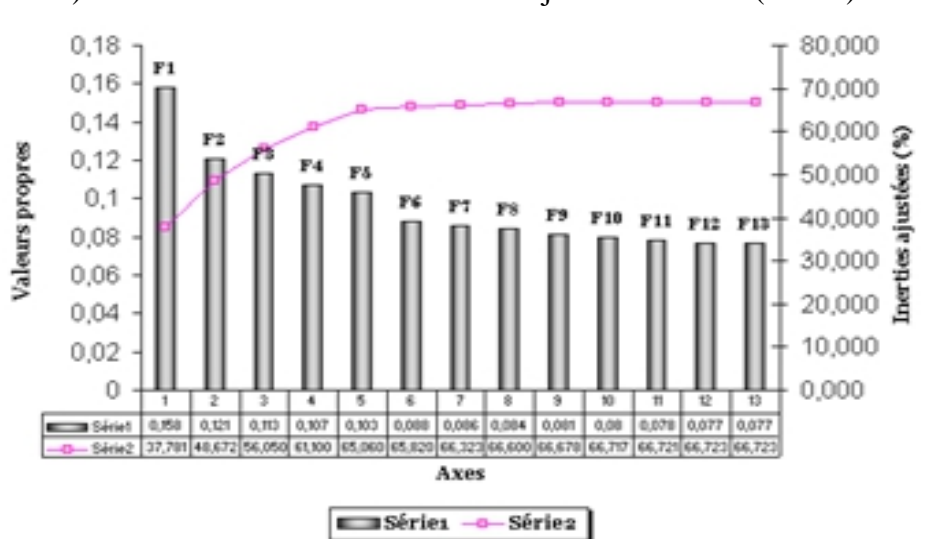


Figure 1 : Histogramme des valeurs propres et courbe du cumul des inerties ajustées des axes

Dans le même cadre, le tableau ci-dessus donne les valeurs propres associées à chaque axe ainsi que le taux d'inertie expliquée :

Tableau 4 : Les valeurs propres et pourcentage d'inertie des axes.

Axe	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
Valeur Propre	0,158	0,121	0,113	0,107	0,103	0,088	0,086
Inertie (%)	7,351	5,601	5,241	4,953	4,795	4,107	4,008
% Cumulé	7,351	12,951	18,193	23,146	27,941	32,048	36,056
Axe	F8	F9	F10	F11	F12	F13	
Valeur Propre	0,084	0,081	0,080	0,078	0,077	0,077	
Inertie (%)	3,895	3,743	3,692	3,612	3,594	3,580	
% Cumulé	39,951	43,694	47,386	50,999	54,592	58,172	

En analysant le tableau 4, on remarque une stationnarité de la courbe du cumul des inerties ajustées à partir du 12ème axe. De ce fait, et puisque l'apport des 13 premiers axes est significatif, nous les avons retenues parmi les 28 existants.

Résultats de l'analyse discriminante (AFD)

L'analyse discriminante s'effectue après l'analyse des correspondances. En effet, nous avons appliqué l'AFD aux coordonnées des individus sur les 13 axes retenus dans l'analyse précédente. Les premiers résultats de cette analyse sont présentés dans le tableau de signification des axes suivant :

Tableau 5 : Signification des axes.

Axe	Lambda de Wilks	F	d.d.l 1	d.d.l 2	Signification
F1	0,778	24127,478	1	1	0,000
F2	0,571	31688,396	2	1	0,000
F3	0,482	30192,729	3	1	0,000
F4	0,449	25906,388	4	1	0,000
F5	0,428	22528,004	5	1	0,000
F6	0,416	19708,792	6	1	0,000
F7	0,405	17703,605	7	1	0,000
F8	0,395	16185,588	8	1	0,000
F9	0,386	14938,652	9	1	0,000
F10	0,380	13771,032	10	1	0,000
F11	0,379	12549,139	11	1	0,000
F12	0,379	11524,956	12	1	0,000
F13	0,379	10641,666	13	1	0,000

Nous remarquons que le degré de signification de chaque axe est inférieur à 5% (égale à 0). Ainsi, les axes retenus dans la partie précédente sont tous discriminants. Ils s'agit des axes suivants : F1; F2; F3; F4; F5; F6; F7; F8; F9; F10; F11; F11; F12; F13.

Le degré de discrimination des axes est aussi représenté par les scores qui varient entre -0,371 et 0,857. Ces scores ainsi que les degrés de signification nous ont permis d'éliminer les axes les moins discriminants, comme le nous l'avons déjà signalé. Nous avons obtenu le tableau suivant :

Tableau 6: Score des axes.

Axe	F1	F2	F3	F4	F5	F6
Score	0,586	-0,371	0,857	0,835	0,1555	0,210
F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13
-0,223	0,218	0,292	-0,194	-0,043	-0,018	-0,049

A partir de ce tableau et puisque les axes ne sont que des combinaisons linéaires des modalités, nous pouvons déterminer les scores des modalités à partir de ceux des axes et conséquent, préciser les modalités les plus discriminantes pour chaque classe de variable.

Calcul des scores des modalités

D'après la formule (1), le score d'un individu est la somme des scores des modalités qui le caractérisent. Si on connaît les scores de toutes les modalités on peut déduire les scores des individus. Ainsi, en appliquant la formule (1), on trouve le tableau des scores des modalités présenté ci-dessous, il est appelé chez les professionnelles la grille de score.

En effet, c'est le produit matriciel de la matrice constituée des coordonnées des modalités sur les axes significatifs et de la matrice constituée des scores de ces axes :

Tableau 7: Score des modalités (Grille des scores).

Variable	Modalité	Score
zone	1	-0,0385
	2	-0,0718
	3	1,1935
	4	-0,4327
local	1	0,2098
	2	-0,3495
sexe	1	0,0646
	2	-0,0718
age	1	0,1554
	2	-0,0365
	3	-0,1465
EtatMatr	1	0,0316
	2	-0,4500
	3	-0,0430
	4	-0,0531
Sectact	1	-0,4402
	2	0,2565
	3	0,1918

	4	0,2904
typret	1	0,0246
	2	-0,2852
Mntacor	1	-0,5070
	2	-0,1499
	3	0,0130
	4	0,2531
	5	-0,1860
	6	0,9722
Period	1	0,7268
	2	1,0090
	3	-0,1279
Durpret	1	1,0090
	2	-0,2993
	3	0,1521
Tempatt	1	-0,5825
	2	-0,5460
	3	1,6072
Degrati0n	1	0,1722
	2	-0,0098
	3	-0,2597

D'après les tableaux 6 et 7, nous avons conclu que les modalités ayant des scores négatifs présentent un faible risque et donc caractérisent les «BONS », alors que les modalités ayant des scores positifs présentent un fort risque et donc caractérisent les « MAUVAIS ».

Ainsi, un client est jugé « BON » s'il a les particularités suivantes :

- ZONE : Nord-Est, Nord-Ouest, Sud-Ouest ;
- LOCAL : Rural ;
- SEXE : Femme ;
- $35 \leq \text{AGE} \leq 87$ ans ;
- ETATMATR : Divorcé, Veuf, Célibataire ;
- SECTACT : Agriculture ;
- TYPPRET : Prêt Individuel ;
- $1000 \leq \text{MNTACOR} < 4000$ DH ou $10\ 000 \leq \text{MNTACOR} < 15\ 000$ DH ;
- PERIOD : Mensuelle ;
- $13 \leq \text{DURPRET} < 19$ mois;
- TEMPATT d'une et deux semaines ;
- DEGRATIO > 0 .

De ce fait, un « MAUVAIS » client se caractérise par le reste des modalités qui sont :

- ZONE : Sud-Est ;

- LOCAL : Urbain ;
- SEXE : Homme ;
- $18 \leq \text{AGE} < 35$ ans;
- ETATMATR : Marié ;
- SECTACT : Commerce, Service, Artisanat ;
- TYPPRET : Prêt Solidaire ;
- $4000 \leq \text{MNTACOR} < 10\ 000$ DH ou $15\ 000 \leq \text{MNTACOR} < 50\ 000$ DH ;
- PERIOD : Hebdomadaire ou Bimensuelle ;
- $5 \leq \text{DURPRET} < 13$ mois ou $19 \leq \text{DURPRET} < 61$ mois ;
- TEMPATT Entre deux et quatre semaines ;
- DEGRATIO = 0.

Validation des scores par simulation

Après détermination du seuil d'affectation des clients suivant ses propres caractéristiques, cette validation est effectuée par simulation des nos propres affectation à celles constatées auprès de l'association Al Amana.

a-Choix du seuil d'affectation des clients

Pour déterminer le seuil d'affectation des clients, nous avons calculé l'indice de Génie dont la formule est $G=(1-2*Z)$. L'indicateur Z désigne la surface sous la courbe de ROC. Pour notre échantillon, Z prend la valeur de 0,276 avec un écart type de 0,002 ce qui confère à G une valeur de 0,44 confirmant, par conséquent la bonne qualité d'affectation des clients. En effet, le seuil choisi est $S = 0,2$ possédant un taux de classement égal à 66,33% ; ainsi la prise de décision sera comme suit :

- Si le client a un score $\leq 0,2$ il est prédit «BON» ;
- Si le client a un score $> 0,2$ il est prédit «MAUVAIS».

b-Choix du seuil d'affectation des clients

Les résultats de simulation de l'affectation des clients au seuil de référence ($S=0,2$) sont de l'ordre de :

- Le pourcentage des défaillants parmi les mauvais clients est 67%.
- Le pourcentage des solvables parmi les bons clients est 66%.

Il est donc suggéré à l'association de procéder à la mise à jour du seuil d'affectation en vérifiant à chaque fois le taux de bon classement.

Conclusion

Les résultats ont montré que toutes les variables retenues, à savoir les variables socio-économiques, matrimoniales, culturelles et démographiques, ont prouvé leurs effets sur la décision de rembourser ou non les emprunts.

A l'issue de l'évaluation de l'impact de chaque variable, nous pouvons déterminer la probabilité d'être défaillant compte tenu de la présence d'une modalité donnée par type de variable retenue.

La synthèse de multiple effets et contribution à la défaillance potentielle d'un client requiert le développement d'une application informatique susceptible de donner une probabilité d'être défaillant avec un certain pourcentage de risque.

Annexe 1 : Résultats du test de Khi

variables	Khi-deux	Degré de liberté	Seuil critique
Zone	2678,95	3	0.000
Local	1153,73	1	0.000
Sexe	72,53	1	0.000
Age	311,76	2	0.000
Etatmatr	48,22	3	0.000
Sectact	1485,75	3	0.000
Typepret	6,009	1	0.014
Mntacor	454,033	5	0.000
Period	1656,77	2	0.000
Durpret	2330,37	1	0.000
Tempatt	4059,37	2	0.000
degratio	8,545	2	0.014

Annexe 2 : Résultats du test de Kruscal Wallis.

variables	SKW	Degré de liberté	Seuil critique
Zone	113,26	1	0.000
Local	1153,72	1	0.000
Sexe	72,53	1	0.000
Age	310,80	1	0.000
Etatmatr	36,38	1	0.000
Sectact	1183,14	1	0.000
Typepret	32,00	1	0.031
Mntacor	374,31	1	0.000
Period	1650,81	1	0.000
Durpret	2330	1	0.000
Tempatt	2970,27	1	0.000
degratio	27,43	1	0.041

Références:

Al Amana, Rapport d'activité 2006, 2007;
 Ben Soltane Bassem (2008). Le crédit scoring: une nouvelle voie pour réduire les problèmes de remboursement et améliorer la performance des IMFs. Savings and Development Vol. 32(2008), No. 3, pp. 175-204;

- Diallo B. (2006) « Un modèle de «Credit scoring pour une institution de microfinance Africaine, le cas de Nyesigiso au Mali »
- Fossou F. (2007) « Gestion stratégique et opérationnelle du Risque de Crédit dans les Institutions de Microfinance : cas du PADME-Benin » ;
- O.Taouab; 2014. Essai empirique sur les déterminants de l'acte entrepreneurial dans le secteur textile, European Scientific Journal March 2014 edition vol.10, No.
- Ousséni Kinda et Audrey Achonu Building (2012). A Credit Scoring Model For The Savings And Credit Mutual Of The Potou Zone (MECZOP)/Senegal. Consilience :The Journal of Sustainable Development. Vol. 7, Iss. 1 (2012), Pp. 17–33.
- Schreiner, M. (1999b). A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. Center for Social Development, Washington University in St.Louis, gwbweb.wustl.edu/users/schreiner/
- Schreiner, M.; and G. Nagarajan. (1998) “Predicting Creditworthiness with Publicly Observable Characteristics: Evidence from ASCRAs and Roscas in the Gambia”, Savings and Development, Vol. 22, No. 4, pp. 399–414.
- Viganò, L., 1993. A Credit-Scoring Model for Development Banks: An African CaseStudy. Savings and Development, 17 (4), 441-82.