

# LE CRÉDIT SCORING : UNE NOUVELLE VOIE POUR RÉDUIRE LES PROBLÈMES DE REMBOURSEMENT ET AMÉLIORER LA PERFORMANCE DES IMF<sub>s</sub>

BEN SOLTANE BASSEM\*

---

## *Résumé*

*L'objectif de cette recherche est de développer un modèle de crédit scoring en utilisant un échantillon de 496 emprunteurs individuels des IMF Tunisiennes. 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, contracter un prêt afin de mettre en œuvre un nouveau projet, sont positivement corrélés avec la probabilité de défaut. La prise en compte des cas rejetés dans un second modèle (modèle corrigé), a montré une certaine cohérence entre les prédictions du modèle et les décisions de rejet de l'institution et a permis également d'échapper aux jugements subjectifs des agents de crédit.*

**JEL classification :** G21, C25

**Mots Clés :** microfinance ; crédit scoring ; Inférence sur le rejet ; régression logistique ; probabilité de défaut ; Tunisie.

## 1. INTRODUCTION

Les institutions de microfinance ont pour mission d'octroyer des petites sommes d'argent aux petits opérateurs économiques qui ont un fort potentiel de développement mais qui sont privés de l'accès au système bancaire traditionnel. Toutefois, avant d'octroyer ce genre des prêts, les institutions de microfinance se heurtent à des difficultés dans l'évaluation du degré de risque des emprunteurs potentiels. Pour faire face à ce problème, et échapper en premier lieu de la collecte des informations sur le degré de solvabilité des emprunteurs

---

\* Département d'économie, Faculté des sciences économiques et de gestion de Sfax Tunisie. Route de l'aéroport, km 4 - BP n° 1088 - 3018 Sfax. Email: bensoltane.bassem@laposte.net.

---

---

qui est une tâche coûteuse et difficile à réaliser, étant donné que le taux d'intérêt risquerait de ne pas couvrir les coûts d'analyse, les institutions de microfinance ont fait recours à d'autres modalités, entre autre, le prêt de groupe, et le microcrédit individuel sécurisé par une garantie et/ou un tiers garant.

Dans les crédits de groupe, la sélection et le contrôle par les pairs sont utilisés pour réduire les asymétries informationnelles et les coûts de transactions. Dans le cas des emprunteurs individuels, les prêteurs contrôlent le risque par des évaluations détaillées des emprunteurs et de leurs entreprises, par le recours aux fréquences de remboursement, et par les augmentations progressives de la taille du prêt. Toutefois, le processus d'analyse et d'octroi des prêts individuels se révèle relativement coûteux (temps, ressources humaines et financières) pour l'institution de microfinance. Les coûts de transaction s'accroissent pour les IMF, et dans un contexte d'asymétrie d'information, il devient parfois plus difficile et compliqué de sélectionner les emprunteurs. Ainsi, avec le nombre croissant des clients, les institutions de microfinance ont besoin de développer des nouvelles stratégies pour maintenir leur bonne performance dans un environnement de plus en plus compétitif.

Un des moyens de contrôler les effets négatifs des asymétries informationnelles et les coûts de transactions est l'utilisation du crédit scoring. Le scoring peut aider à réduire les coûts d'octroi des prêts aux pauvres emprunteurs. Cette technique compare les données quantitatives et qualitatives<sup>1</sup> relatives à l'emprunteur, au prêt, et au prêteur avec des cas passés semblables. Le partage des mêmes caractéristiques avec les cas passés qui ont eu des problèmes de remboursement est un signe que le prêt courant aura aussi des problèmes de remboursement. Les prêteurs par carte de crédit dans les pays riches octroient chaque année un nombre massif de petits prêts, à court terme, et à faible coût depuis qu'ils se servent des modèles statistiques nommés scorecard qui sont faciles à réaliser et qui prévoient exactement le risque des emprunteurs potentiels (Lewis, 1990). Bien évidemment, les microprêteurs utilisent également un type de scoring implicite et subjectif du fait qu'ils évaluent les emprunteurs en se basant sur leurs propres expériences et leurs connaissances historiques. La plupart des recherches (Berger, Frame & Miller, 2002; Frame, Padhi & Woosely, 2001; Martell, Panichelli, Strauch & Taylor-Shoff, 1999), suggèrent que le scoring combiné avec les bureaux de crédit ont le potentiel d'améliorer considérablement les résultats des prêts formel dans les pays à haut revenu. Avec une bonne connaissance du risque, les prêteurs peuvent approuver des emprunteurs pauvres mais sûrs et rejeter des emprunteurs non pauvres mais risqués. Ainsi, les prêteurs peuvent gagner du temps qui aurait du être gaspillé dans la poursuite

---

<sup>1</sup> Les données qualitatives sont insérées avec les variables dummy.

---

des emprunteurs délinquants et, par conséquent, peuvent déployer le temps gagné dans la recherche d'autres emprunteurs (Viganò, 1993, Schreiner, 2002).

Bien que l'application du crédit scoring est vieille et date de plus de soixante ans, elle est relativement nouvelle pour la microfinance notamment dans les pays en voie de développement (Schreiner, 2004). A notre connaissance, très peu d'études ont été dédiées au scoring dans le domaine de la microfinance dans les pays en développement. L'objectif ultime de cette recherche est de développer un modèle du crédit scoring pour deux institutions de microfinance Tunisiennes en utilisant les crédits individuels<sup>2</sup>. Ce modèle est élaboré dans le but de prévoir le risque de faire un retard de 30 jours ou plus.

Les auteurs des modèles du crédit scoring trouvés dans la littérature se basent uniquement dans la formulation de ces modèles sur les emprunteurs acceptés et ils ne prennent pas en considération les cas rejetés. Cet inconvénient est de nature à biaiser l'estimation ainsi que les résultats issus du modèle. Pour pallier cette insuffisance, nous avons jugé nécessaire la prise en compte des refusés (reject inference) dans un second modèle (modèle corrigé) et voir ainsi le pouvoir de prédiction du modèle.

Le reste de cet article sera structuré comme suit : nous commençons par présenter dans la deuxième section une vue d'ensemble sur le crédit scoring. Dans la troisième section, on va passer en revue les différents modèles de crédit scoring trouvés dans la littérature. La quatrième section sera dédiée à la formulation du modèle. Les résultats empiriques et les commentaires sont exposés dans la section V. Dans la section VI, nous présentons l'inférence sur le rejet ainsi que le modèle corrigé issue de l'intégration des demandeurs rejetés. Enfin la section VII conclue.

## 2. UNE VUE D'ENSEMBLE SUR LE CRÉDIT SCORING

Bien que les définitions attribuées au crédit scoring diffèrent d'un auteur à un autre, il est généralement admis que le crédit scoring est un outil de gestion des risques qui vise à prédire la probabilité de défaut d'un nouveau prêt en utilisant les prêts précédents. Ainsi, selon Feldman (1997), le crédit scoring est le processus d'assignation d'une note ou d'un score à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt. Ce processus utilise des mesures quantitatives de performance et les caractéristiques des prêts précédents pour prédire la performance des prêts futurs avec des caractéristiques simi-

---

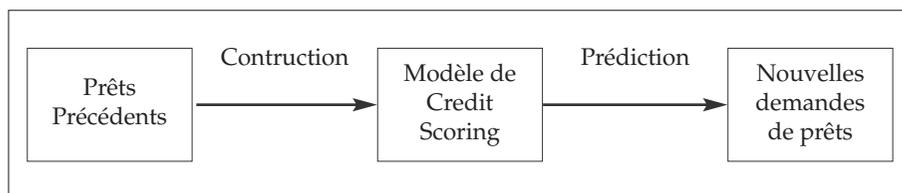
<sup>2</sup> Le crédit scoring sert principalement à prédire la probabilité de défaut des emprunteurs individuels mais pas les prêts à responsabilité conjointe (Schreiner, 2002).

lares. Il n'approuve, ni rejette une demande de prêt, il est conçue pronostiquer la probabilité d'occurrence de mauvaise performance (défaut ou retard de remboursement) telle que définie par le prêteur (Caire et Kossmann, 2003). Thomas et al., (2002) considèrent le crédit scoring comme étant un ensemble de modèles de décisions et des techniques sous-jacentes qui aident à la prise de décision d'octroi des crédits de consommation.

Dans son étude qui est d'ailleurs la première étude dédiée à l'élaboration d'un modèle de crédit scoring dans le contexte de la microfinance, Viganò (1993) ne donne pas une définition exacte à ces modèles mais elle les considère comme étant un moyen aidant les analystes à obtenir une image complète des caractéristiques de l'emprunteur. Il s'agit, dans ce cas, d'un processus complexe qui implique une analyse attentive des informations concernant les emprunteurs pour estimer la probabilité que le prêt demandé soit régulièrement remboursé.

Le crédit scoring en microfinance n'a réellement vu le jour qu'avec les travaux de Mark Schreiner. Selon cet auteur, les systèmes de scoring cherchent à déterminer les liens entre les taux de remboursement (et plus précisément le risque de non remboursement ou de mauvais remboursement d'un client) et un certain nombre de caractéristiques les déterminant. Les méthodes de scoring tentent de modéliser ces corrélations et de prévoir ainsi le niveau de risque d'un client. Cependant, les systèmes de scoring ne cherchent pas forcément à déterminer le risque de non remboursement d'un crédit, ils peuvent aussi chercher à déterminer la probabilité de retard de remboursement ou la probabilité de demande de renouvellement de crédit par un client ayant soldé un précédent crédit.

Les différentes explications fournies pour la définition du crédit scoring peuvent être résumées dans le graphique ci-dessous :



**Graphique 1. Processus du crédit scoring. Adapté de Yang Liu (2001)**

La démarche du scoring peut être menée selon deux techniques à savoir : l'évaluation subjective et l'évaluation statistique. Le premier type d'évaluation ne fait pas référence aux statistiques et aux probabilités. Il s'agit ici d'une évaluation plus ou moins intuitive des liens entre le passé et le futur. L'essence de cette méthodologie est une simple lecture pratique de l'expérience. Cette démarche qui est naturellement conduite par les agents de crédit est primordiale.

---

Elle permet d'appréhender certaines caractéristiques non quantifiables liées au profil du client de l'institution de microfinance, notamment ceux qui se rapportent à sa psychologie. Cette approche reste, cependant, imprécise et subjective. Elle est peu fiable et parfois discriminatoire, construite sur la base des préjugées ou de mauvaises interprétations de la réalité. Le second type du scoring présenté, entre autres, par Mark Schreiner et qui est d'ailleurs l'objet de cette partie de notre travail, est le scoring statistique. Il s'agit d'appliquer les modèles économétriques sur des bases de données et analyser les fréquences d'apparition des facteurs recherchés en déterminant leur corrélation avec les critères d'identification des clients enregistrés dans la base. Le scoring suppose que la performance des futurs prêts avec un ensemble donné des caractéristiques sera similaire à la performance des prêts passés avec des caractéristiques semblables.

La somme des caractéristiques pondérées définit la probabilité que le prêt, une fois déboursé, va être "mauvais", où mauvais est défini par le prêteur. Les poids de chaque caractéristique dans la fiche d'évaluation sont basés sur une analyse statistique du rapport entre la caractéristique et le remboursement dans la base de données historique du prêteur.

Une fois la fiche d'évaluation statistique est achevée, le micro prêteur peut en servir dans son travail quotidien. Il peut adopter un système de cotation à quatre niveaux «sûr», «normal», «risqué», et «très risqué». Les emprunteurs dont les risques estimés par la fiche d'évaluation statistique indiquent qu'ils sont «sûrs» sont rapidement acceptés et même peuvent être qualifiés pour des lignes de crédit ou d'autres récompenses avantageuses. Les candidats dont les risques estimés «normaux» sont agréés comme d'habitude et comme si les micro prêteurs n'avaient pas utilisées aucune fiche d'évaluation statistique. Pour contrôler le risque des candidats «risqués», le comité du crédit devra examiner attentivement ces candidatures, éventuellement réajuster les montants demandés. Enfin, les candidats qualifiés «très risqués» seront automatiquement rejetés.

### **3. CRÉDIT SCORING EN MICROFINANCE : UNE REVUE DE LITTÉRATURE**

Le crédit scoring est une méthode qui ne date pas d'hier. Son apparition remonte à environ soixante ans. En envisageant la fonction linéaire discriminante de Fisher datant du 1936, David Durand (1941), était le premier à identifier que les techniques statistiques peuvent servir pour discriminer entre les emprunteurs sûrs et risqués (bons et mauvais emprunteurs). Les premiers

---

---

systèmes du crédit scoring ont été développés dans les années cinquante par la firme Américaine Fair, Isaac Company (FICO) pour octroyer des crédits de consommation (Thomas et al, 2002). Depuis lors, cette technique a commencé à prendre de l'ampleur et son application s'élargit au crédit immobilier, au secteur des cartes de crédit, au crédit pour achat de voiture, au marketing etc.

Plusieurs modèles statistiques ont lié les arriérés aux caractéristiques du prêteur, de l'emprunteur, et du prêt (Sharma et Zeller, 1997; Reinke, 1998; Zeller, 1998; Nannyonga, 2000; B. S. Bassem et T. Borhen, 2008). D'une façon générale, ces modèles n'ont pas été très utiles comme scorecards (d'ailleurs, ils n'étaient pas conçus pour cette fin) et ce pour trois raisons. D'abord, ces modèles utilisent des échantillons de petite taille ce qui les rend moins robustes. Ensuite, quelques modèles utilisent des caractéristiques que la plupart des prêteurs ne collectent pas ou qui sont chères à collecter. Enfin, et le plus important, ces modèles manquent du pouvoir prédictif.

Une recherche bibliographique est nécessaire pour confirmer que le crédit scoring peut vraiment prédire le risque, et d'une manière primordiale convaincre les agents du crédit, et les directeurs de crédit que le crédit scoring fonctionne convenablement. La plupart des modèles statistiques académiques visent à détecter les caractéristiques liées avec le risque, mais pas à aider les microprêteurs à donner des scores aux emprunteurs potentiels.

Dans la littérature, le modèle de Viganò (1993), est le meilleur modèle de crédit scoring pour la microfinance. Il lie le défaut avec 53 caractéristiques dans une banque de développement rurale au Burkina Faso. Avec un échantillon de petite taille (n=100), la prédiction a été vérifiée avec le Jackknife (Efron & Tibshirani, 1993). Malheureusement, cet échantillon de petite taille a exigé que les 53 caractéristiques soient condensées en 13 facteurs, obscurcissant les liens entre le risque et les caractéristiques spécifiques, même si l'analyse factorielle a permis d'obtenir des facteurs qui reflètent chacun un aspect significatif de l'évaluation du risque, selon le modèle que l'auteur a développé. Il s'est avéré, d'après cette étude, que le crédit scoring a également les inconvénients techniques communs à l'analyse discriminante (Eisenbeis, 1981).

Schreiner et Nagarajan (1998) ont analysé la probabilité de défaut en Gambie. Les auteurs ont comparé la performance sociale (outreach) de deux institutions de Microfinance à savoir : Accumulating Savings et Credit Associations (ASCRA) et Rotating Savings et Credit Associations (RoSCAs). Ils ont affirmé que puisque 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 une fois leur

---

---

technique produit des bons résultats. Ils ont montré qu'il était le cas pour certaines caractéristiques. En particulier, être 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. Ainsi, la connaissance des caractéristiques peut aider un prêteur formel à faire des bons prêts. Schreiner et Nagarajan (1998), ont montré également que les ASCRAs et RoSCAs atteignent des emprunteurs ayant un même niveau de pauvreté. Finalement, les auteurs ont conclu que les leçons tirées de la finance informelle peuvent aider à reformer la finance formelle en Afrique.

Schreiner (2001), a affirmé que le crédit scoring peut jouer un rôle important en microfinance pourtant qu'il est moins puissant dans les pays pauvres que dans les pays riches. Il a insisté aussi sur le fait que le scoring est un complément et ne peut en aucun cas remplacer la technologie courante de microfinance. Dans un autre travail, Schreiner (2003), a considéré le crédit scoring comme la nouvelle révolution dans le microcrédit. Son papier a introduit le concept du crédit scoring aux directeurs de microcrédit. Il a analysé le fonctionnement du crédit scoring, ses limites, ainsi que les modèles techniques détaillés. Les conditions requises à l'application du crédit scoring pour une institution de microfinance ont été également avancées.

Schreiner (2004), ensuite, a initié un travail pilote en microfinance en développant un modèle du crédit scoring pour une institution de microfinance Bolivienne. Son modèle permet de prédire la probabilité que les prêts de ce prêteur vont avoir un retard de remboursement de 15 jours ou plus. En utilisant les informations relatives à 39.951 prêts qui contiennent 1.987 prêts possédant des arriérés de 15 jours ou plus, l'auteur prouve que le crédit scoring peut fonctionner convenablement en microfinance. Il est supérieur à tous les bons modèles naïfs classiques couramment utilisés par les prêteurs avec lesquels tous les prêts approuvés par la procédure d'évaluation traditionnelle sont déboursés.

L'évaluation du risque de crédit est un processus complexe qui implique une analyse attentive et prudente des informations concernant l'emprunteur afin d'estimer la probabilité que le prêt soit remboursé régulièrement. La probabilité de remboursement régulier dépend des facteurs objectifs liés à l'environnement du fonctionnement de l'emprunteur, à l'attitude de ce dernier envers l'engagement, et à la capacité de l'institution à évaluer ces deux aspects via les informations dont elle dispose.

Viganò (1993) a identifiée cinq grands déterminants du risque de défaut de remboursement :

- La capacité de remboursement de l'emprunteur
- La volonté de remboursement de l'emprunteur

- 
- La présence des conditions externes favorables (économiques et environnementales)
  - La qualité de l'information qui sert de base de décision pour l'octroi de crédit
  - La capacité du prêteur à s'assurer de la bonne volonté du emprunteur via un contrat optimal « incentive compatible contract »

Bien que ce cadre développé par Viganò soit parfait, la présente étude ne va prendre en considération que quelques déterminants permettant de prédire à l'avance la probabilité de non paiement vu les problèmes relatifs à la disponibilité et/ou à la qualité des informations portant sur les trois premiers aspects.

#### 4. FORMULATION DU MODÈLE

##### *4.1 Méthode d'analyse : la régression logistique*

En s'alignant sur l'objectif de notre étude qui est la détermination des facteurs discriminant entre bons et mauvais emprunteurs, nous avons opté pour la régression logistique. Cette méthode est fortement utilisée en médecine et connaît un vif succès dans les sciences économiques et de gestion. Ce type de modèle recourt à l'approche du maximum de vraisemblance pour estimer les paramètres du modèle. Le terme d'erreur est supposé suivre une distribution logistique.

La régression logistique s'utilise lorsque la variable dépendante est qualitative, le plus souvent binaire ou dichotomique. Quand aux variables explicatives, ils peuvent être par contre soit qualitatives soit quantitatives. La variable dépendante est habituellement la survenue ou non d'un évènement (dans notre cas remboursement avec un retard qui dépasse 30 jours), et les variables explicatives sont susceptibles d'influencer la survenue de cet évènement. Cette méthode présente l'avantage de quantifier la force de l'association entre chaque variable indépendante et la variable dépendante en tenant compte de l'effet des autres variables intégrées dans le modèle.

La régression logistique est relativement simple à comprendre et à appliquer, et ses résultats peuvent être aisément interprétés. Les coefficients estimés par le modèle sont, en effet, liés mathématiquement à l'Odd Ratio (ou rapport de côtes en français), qui quantifie la force de l'association entre le survenue d'un évènement (retard de remboursement de 30 jours ou plus), représenté par une variable dichotomique ou binaire et les facteurs susceptibles de l'influencer, représenté par des variables explicatives.

L'Odd Ratio prend des valeurs positives et indique trois situations :

---

- 
- $OR < 1$  : le risque de survenue de l'évènement binaire à expliquer est diminué par la variable explicative,
  - $OR = 1$  : la variable explicative (ou sa modalité) n'influe pas sur la variable à expliquer,
  - $OR > 1$  : le risque de survenue de l'évènement binaire à expliquer est augmenté par la variable explicative.

L'Odd Ratio est calculée à partir des coefficients estimés de la régression logistique :  $OR = \exp(\alpha)$  où  $\alpha$  est la valeur estimée de la modalité de la variable dans le modèle de régression.

La régression logistique est un des modèles multivariés de choix pour déterminer les facteurs associés avec le retard. Toutefois, il ne faut pas oublier qu'elle demeure une simplification mathématique de phénomènes complexes et qu'elle repose théoriquement sur des conditions dont le respect est trop peu souvent vérifié par les chercheurs qui l'appliquent.

Pour la plupart des problèmes pratiques d'évaluation par score, la régression logistique est aussi bonne, sinon meilleure, que les autres techniques. Elle ne fait pas des prétentions au sujet des prédicteurs. Ce type de méthode n'exige pas que les variables prédictrices soient distribuées normalement, linéaires ou qu'elles possèdent une variance égale entre chaque groupe (Desjardins, 2005). Toutefois, cette technique s'applique uniquement à de grands échantillons et fournit des estimations de probabilité ayant pour valeurs limites 0 et 1.

#### ***4.2 Distinction entre «bons» et «mauvais» emprunteurs***

Etant donné que l'objectif de ce travail est d'élaborer un modèle de crédit scoring qui puisse permettre de distinguer les bons emprunteurs des mauvais, nous avons jugé nécessaire de faire tout d'abord la distinction entre ce que nous entendons par bons et mauvais emprunteurs. Ainsi, suite aux discussions élaborées avec les agents de crédit et l'équipe du service de crédit des associations de la BTS (Banque Tunisienne de Solidarité) et des antennes de l'ONG ENDA Inter-arabe, un emprunteur est considéré comme bon s'il a remboursé son prêt avec un retard de remboursement inférieur à 30 jours. Par contre, un mauvais emprunteur est un emprunteur qui a connu au moins une fois un retard de remboursement de son prêt de 30 jours ou plus.

#### ***4.3 Collecte de données :***

Les informations sur les performances des crédits des emprunteurs sont rassemblées à travers les dossiers de crédit. Nous avons également fait recours aux agents de crédit pour vérifier quelques informations.

---

---

La Banque Tunisienne de Solidarité est la première banque tunisienne spécialisée dans le financement des petits projets entrepris par les personnes à faible revenu par le biais des associations de microcrédits. Pour être au plus près des populations démunies, la BTS a mis en place un réseau de 271 associations<sup>3</sup>. Le second acteur de microfinance est ENDA Inter-arabe qui cible les promoteurs dépourvus de moyens financiers et de garanties. Similairement, cette organisation non gouvernementale a implantée un réseau de 40 antennes<sup>4</sup> capables de répondre aux besoins des quartiers urbains et périurbains défavorisés. Pour avoir un échantillon représentatif et collecter les informations nécessaires à la construction du modèle, 6 associations de microcrédits BTS et 4 antennes ENDA ont été retenues.

Une lecture attentive des dossiers de crédits accordés durant les années 2006 et 2007 ainsi qu'un recours aux agents des crédits pour collecter quelques informations, ont permis de créer une liste des bons et des mauvais emprunteurs. Pour les besoins de notre étude nous avons retenu un échantillon  $n=496$  prêts qui constituent en fait une partie d'un échantillon global  $N=1184$ . Comme il faut s'assurer d'avoir un nombre suffisant non aléatoire (ce qui introduirait une source de variabilité supplémentaire, donc une moindre précision) d'observations dans chacun de deux groupes (bons et mauvais emprunteurs), on a procédé à un sondage stratifié avec tirage séparé des bons et mauvais emprunteurs.

Toutefois, on a été confrontés à un problème de répartition de notre échantillon. Une idée naturelle constituerait à prélever  $n_1$  (bons emprunteurs) et  $n_2$  (mauvais emprunteurs) en respectant les proportions des bons et mauvais dossiers, d'autant plus que l'on sait que le sondage stratifié à répartition proportionnelle est toujours meilleur que l'échantillonnage simple sans stratification. Cette méthode est, cependant, déconseillée ici car les deux groupes ont des proportions très différentes : le groupe à risque (les mauvais emprunteurs) qu'il faut détecter est très minoritaire et mal représenté. Il est démontré par Gilbert Saporta (2006) qu'une répartition équilibrée (nombre de bons emprunteurs = nombre de mauvais emprunteurs), est bien meilleure, sinon optimale sous des hypothèses assez générales.

Les tableaux suivants illustrent la distribution de l'échantillon ainsi que celle de la population de laquelle est tiré cet échantillon.

---

<sup>3</sup> Ce nombre est celui déclaré par les autorités fin mars 2008

<sup>4</sup> Ce nombre est tiré du rapport annuel d'ENDA Inter-arabe.

---

**Tableau 1. Prêts Individuels issus de la BTS**

Association	Bons emprunteurs		Mauvais emprunteurs		Total	
	Echantillon	Population	Echantillon	Population	Echantillon	Population
APEL	28	75	31	46	59	121
UTSS	63	89	55	83	118	172
ADLR	25	46	28	42	53	86
ADLK	23	32	19	28	42	60
GABES OUEST	30	68	32	64	62	132
ADLSL	17	28	21	24	38	52
<b>Total</b>	<b>186</b>	<b>338</b>	<b>186</b>	<b>287</b>	<b>372</b>	<b>623</b>

**Tableau 2. Prêts Individuels issus d'ENDA**

Association	Bons emprunteurs		Mauvais emprunteurs		Total	
	Echantillon	Population	Echantillon	Population	Echantillon	Population
GAFSA	16	90	16	73	32	163
SFAX	19	130	19	95	38	225
SOUSSE	14	40	14	32	28	72
TUNIS	13	58	13	43	16	101
<b>Total</b>	<b>62</b>	<b>318</b>	<b>62</b>	<b>243</b>	<b>124</b>	<b>561</b>

#### 4.4 Sélection et définition des variables

Les associations de microcrédits BTS ainsi que les antennes d'ENDA Inter-arabe fournissent des prêts aux emprunteurs individuels. La comite du crédit se base dans l'évaluation du risque et dans l'octroi des microcrédits sur le jugement subjectif de l'officier du prêt. La plupart des prêts sont cautionnés par un garant. Les informations collectées à travers l'examen des dossiers de crédits des associations se rapportent aux caractéristiques de l'emprunteur, du prêteur, et du prêt. Nous avons identifié et collecté des informations sur plus de vingt variables. Le tableau 3 ci-dessous illustre les données utilisées dans notre analyse ainsi que les informations qui lui sont afférentes.

**Tableau 3. Statistiques descriptives du modèle**

Variable	Définition	Description	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
<b>GENRE</b>	Genre de l'emprunteur	0=Male 1=Femelle	0,59	0,49	0	1
<b>AGE</b>	L'âge de l'emprunteur en nombre d'années		36,68	11,15	21	56
<b>ETAT CIVIL</b>	Etat Civil de l'emprunteur	1=Marié(e) 0=Célibataire	0,49	0,50	0	1
<b>INSTRUCTION</b>	Niveau d'éducation de l'emprunteur	2=Universitaire 1=Enseignement de base ou secondaire 0=Analphabètes	1,06	0,69	0	2
<b>SECTEUR D'ACTIVITE</b>	Secteur d'activité de l'emprunteur	1=Production 0=Commerce ou Service	0,5	0,5	0	1
<b>NOMENF</b>	Nombre d'enfant de l'emprunteur		1,95	1,59	0	5
<b>EXPEMPRUN</b>	Nombre des prêts contractés par l'emprunteur		1,04	0,95	0	3
<b>EXPAGENT</b>	Expérience de l'agent du crédit en mois		13,73	9,43	4	36
<b>REVMEN</b>	Revenu mensuel estimé de l'emprunteur		225,38	138,04	70	600
<b>RATCREDIT</b>	Rationnement du crédit	1 si Montant du prêt demande > Montant réellement accordé 0 ailleurs	0,58	0,49	0	1
<b>TEMPS</b>	Temps en nombre de jours entre la demande et l'acceptation du prêt		24,48	10,62	12	48
<b>MONTANT</b>	Montant du prêt accordé		1641,73	1304,60	600	4000
<b>DUREMB</b>	Durée de remboursement en mois		15,81	11,69	6	36
<b>TAUX D'INTERET<sup>5</sup></b>	Le taux d'intérêt payé par l'emprunteur		0,08	0,03	0,05	0,18

<sup>5</sup> Pour la Banque Tunisienne de Solidarité le taux d'intérêt est plafonné à 5% par an tandis que pour le taux d'intérêt des antennes ENDA on parle de taux d'intérêts annualisés

<b>GARANTIE</b>	Garant acceptant de cautionner le prêt de l'emprunteur	1=l'emprunteur dispose d'un garant 0=l'emprunteur ne dispose pas d'un garant <sup>6</sup>	0,61	0,48	0	1
<b>TELFONE</b>	Possession de téléphone par l'emprunteur	Non=0 Oui=1	0,76	0,42	0	1
<b>MAISON</b>	Possession de maison par l'emprunteur	Non=0 Oui=1	0,50	0,50	0	1
<b>DISTACA</b>	Mesure la distance IMF-domicile de l'emprunteur En km		16,29	10,26	1	39
<b>AUTINST</b>	Présence d'autres institutions dans la même zone géographique	s'il y a d'autres institutions dans la région=1 s'il n y a pas d'autres institutions dans la région=0	0,56	0,49	0	1
<b>RICHESS</b>	La possession d'autres sources de richesse par l'emprunteur	l'emprunteur possède d'autres sources de richesse=1 Sinon=0	0,57	0,47	0	1
<b>NOUVPROJET</b>	Nouveau projet	Non=0 Oui=1	0,61	0,48	0	1
<b>SOUREVENU</b>	Sources de revenu	Salaire=1 Autres=0	0,54	0,49	0	1
<b>AGE DE L'ASSOCIATION</b>	Age de l'association en nombre d'année		5,61	2,09	2	9

## 5 RÉSULTATS EMPIRIQUES ET COMMENTAIRES

### 5.1 Significativité globale du modèle et interprétation des coefficients

Etant donné que la régression logistique s'applique uniquement à des échantillons de grandes tailles, la vérification de l'absence d'un problème de multicollinéarité s'avère primordiale. La matrice de corrélation de Pearson montre

<sup>6</sup> La non disposition d'un garant ne signifie pas que l'emprunteur a contracté le prêt sans contrepartie mais il se peut qu'il a domicilié son salaire ou a présenté un titre de propriété.

que tous les coefficients de corrélation sont sensiblement plus petits que 0,8 qui correspond à la limite tracée par Kennedy (1985), à partir de laquelle on commence généralement à avoir de graves problèmes de multicollinéarité à l'exception de deux variables à savoir : MONTANT et DURÉE qui présentent un coefficient de corrélation supérieur à 0.8. Pour examiner si le problème de multicollinéarité est grave, on a besoin de tester les modèles de régressions suivants : Y X MONTANT, Y X DURÉE, Y X MONTANT DURÉE, avec Y : variable dépendante, X : vecteur des variables explicatives, MONTANT : 1<sup>er</sup> variable suspecte de colinéarité, DURÉE : 2<sup>ème</sup> variable suspecte de colinéarité.

Les trois spécifications donnent des résultats similaires en ce qui concerne les coefficients du MONTANT et de DURÉE avec une légère différence dans le coefficient de DURÉE. De ce fait, nous pouvons conclure que le problème de multicollinéarité, entre les variables explicatives n'est pas grave.

Avant de passer à l'interprétation des coefficients estimés du modèle, on s'interroge sur la qualité ou la significativité globale du modèle. Au niveau de la vérification de la force d'association du modèle, les résultats sont les suivants :

**Tableau 4. Récapitulatif du modèle**

-2log-vraisemblance	R-deux de Cox & Snell	R-deux de Nagelkerke
596,430	0,168	0,224

A travers ce tableau, on peut voir que le R<sup>2</sup> de Nagelkerke est de 0,224. Il représente la variance expliquée par le modèle. Autrement dit, dans le cas présent, le modèle exprime 22,4% de la variance de la variable dépendante. Ce taux peut paraître faible, néanmoins, il peut s'expliquer par le caractère relativement exploratoire de la présente étude. De même, il peut être attribué à la diversité des variables qui sont relatives à l'emprunteur, à son activité, à l'agent du crédit, et à l'institution.

Le test de Khi-deux teste l'hypothèse nulle selon laquelle toutes les variables explicatives ne sont pas significatives dans leur globalité. Le tableau 5 affiche un Khi-deux de 91,172 pour 23 degré de liberté. Cette valeur est significative au seuil de 1%. Ce constat nous permet d'affirmer que notre modèle est significatif dans son ensemble.

**Tableau 5. Caractéristiques du modèle de régression**

	valeur	ddl	p
Khi-deux	91,172	23	0,000
Test de Hosmer et Lemeshow	8,168	8	0,417

Parmi les 23 variables explicatives incluses dans le modèle, uniquement 12 variables sont statistiquement significatives. Le tableau 6 suivant illustre les résultats de notre étude.

**Tableau 6. Variables dans l'équation**

	Paramètre (B)	Ecart-Type (B)	Critère de Wald	ddl	Signif.	Exp(B)
Etape 1 <sup>a</sup> GENRE	<b>-1,056</b>	,329	10,311	1	<b>,001</b>	,348
AGE	-,003	,009	,093	1	,760	,997
ETACIVI	<b>,535</b>	,202	7,018	1	<b>,008</b>	1,708
INSTRUCT	,014	,150	,008	1	,927	1,014
SECTEUR	<b>-,828</b>	,333	6,183	1	<b>,013</b>	,437
NOMENFA	-,052	,067	,601	1	,438	,949
EXEMPRUN	,054	,105	,270	1	,604	1,056
EXPAGENT	,003	,011	,069	1	,793	1,003
REVMENSU	,000	,001	,013	1	,909	1,000
RATCREDI	<b>-,932</b>	,219	18,138	1	<b>,000</b>	,394
TEMPS	,011	,010	1,244	1	,265	1,011
MONTANT	,000	,000	1,407	1	,236	1,000
DUREMB	,021	,017	1,549	1	,213	1,021
INTERET	-4,066	2,825	2,071	1	,150	,017
GARANTIE	<b>,427</b>	,207	4,236	1	<b>,040</b>	1,532
TELEPHO	-,066	,237	,078	1	,781	,936
MAISON	<b>-,503</b>	,201	6,265	1	<b>,012</b>	,605
DISTACA	,008	,010	,740	1	,390	1,008
AUTINST	<b>,434</b>	,214	4,097	1	<b>,043</b>	1,543
RICHESSSE	<b>-,459</b>	,213	4,637	1	<b>,031</b>	,632
NOUPROJ	<b>,637</b>	,212	9,050	1	<b>,003</b>	1,891
SOUREVEN	<b>-,476</b>	,210	5,137	1	<b>,023</b>	,621
AGEASSO	<b>-,256</b>	,049	26,813	1	<b>,000</b>	,774
Constante	<b>2,688</b>	,854	9,910	1	<b>,002</b>	14,708

<sup>a</sup> Variable(s) entrées à l'étape 1: GENRE, AGE, ETACIVI, INSTRUCT, SECTEUR, NOMENFA, EXEMPRUN, EXPAGENT, REVMENSU, RATCREDI, TEMPS, MONTANT, DUREMB, INTERET, GARANTIE, TELEPHO, MAISON, DISTACA, AUTINST, RICHESSSE, NOUPROJ, SOUREVEN, AGEASSO.

---

Ce tableau nous permet, d'une part, d'observer les variables qui ont été incluses dans l'équation et, d'autre part, d'examiner leurs significativités (case Signif.). Lorsque les variables sont significatives (c'est-à-dire lorsque les coefficients de Wald sont significatifs), on procède à l'interprétation des rapports de côte (Exp(B), ou «Odds Ratios»). Ces rapports de côte correspondent au nombre de fois d'appartenance à un groupe lorsque la valeur de la variable indépendante augmente de 1 (i.e. dans le cas des variables binaires lorsqu'on passe d'un état à un autre). Un rapport de côte supérieur à 1 indique une augmentation des chances de faire partie du groupe des mauvais emprunteurs alors qu'un rapport inférieur à 1 indique une diminution des probabilités d'appartenance à ce groupe.

Notons tout d'abord qu'on n'a pas tenu compte dans la présente étude des fréquences de remboursement car les prêts des institutions de microfinance en Tunisie sont remboursés mensuellement. Si on intègre cette variable dans notre analyse on va tomber dans un problème de colinéarité.

Le fait stylisé le plus connu en microfinance est que les femmes remboursent mieux que les hommes. La solvabilité et la responsabilité de celles-ci vis-à-vis des institutions de microfinance les rendent une cible privilégiée pour la plupart des programmes de microcrédits. Les résultats issus de la présente investigation prouvent que les prêts contractés par les femmes sont moins risqués que leurs homologues contractés par les hommes. Ainsi, une femme a 34,8% moins de chance de faire partie des mauvais emprunteurs.

Les activités commerciales et de services exercées par les emprunteurs génèrent un revenu suffisant permettant de préserver une bonne relation de crédit avec l'institution de microfinance. Ce constat nous permet de conclure que le secteur d'activité et plus précisément les activités commerciales et de services menées par les emprunteurs réduisent par 43,7% la chance d'être un emprunteur défaillant. Ce résultat peut être également attribué à la variabilité des revenus de production telle que celle de l'agriculture qui rend cette branche risquée.

Bien que le mariage soit un symptôme de stabilité (Viganò, 1993), il ne l'est pas dans notre étude. Être marié(e) est une qualité positivement corrélée avec le risque. Nos résultats montrent que les emprunteurs marié(e)s ont 1,708 plus de chance de faire partie des mauvais emprunteurs. Le coefficient associé avec ce variable est significatif (0,008). Ce risque élevé peut être attribué aux charges familiales très larges qui alourdissent le fardeau de la dette de l'emprunteur. Ces charges constituent une source de perturbation de la situation financière de l'emprunteur et augmentent subséquemment son degré de risque.

Les résultats issus du modèle indiquent que le fait d'être rationné est négativement lié à la probabilité de défaut. Plusieurs raisons peuvent être à l'origine de ce constat. Tout d'abord, on peut mettre l'accent sur l'étude bien

---

---

détaillée et vigilante des demandes de crédits qui permet à l'institution de microfinance de limiter la quantité offerte du prêt aux nécessités du projet. Ensuite, on recense la volonté de l'institution de microfinance de tester les emprunteurs avec des prêts de petites tailles. Finalement, dans le cas où l'emprunteur est soucieux par la relation avec l'agence du crédit, le rationnement du crédit va motiver ce dernier pour augmenter ces efforts et réduire, par conséquent, la probabilité de défaut. Le coefficient significatif associé avec le variable rationnement du crédit indique qu'il est susceptible de réduire par 39,4% la chance d'être un mauvais emprunteur.

Il est clair d'après les résultats de notre étude que la présence d'un garant est positivement corrélée avec le risque de défaut. Il augmente par 1,532 la chance de rejoindre le groupe de mauvais emprunteurs. Ce résultat découle du fait que l'emprunteur n'est pas préoccupé du remboursement depuis qu'il est sûr qu'en cas de défaut, la responsabilité complète sera transférée au garant. De ce constat, l'emprunteur se sent détendu et ne va pas exercer l'effort nécessaire pour honorer ses engagements vis-à-vis de l'institution de microfinance.

La possession d'une maison, qui est un indicateur de richesse de l'emprunteur, est négativement corrélée avec le défaut. La situation d'un emprunteur possédant une maison diffère d'un autre emprunteur qui est locataire. Le loyer est une charge mensuelle qui alourdit le fardeau financier de l'emprunteur et augmente, par conséquent, sa probabilité de défaut. Ce variable réduit par 60,5% la chance de faire un retard dépassant trente jours et d'être ainsi qualifié de mauvais emprunteurs.

La présence d'autres institutions de microfinance dans la même zone géographique qui offrent le même service que l'institution en question est de nature à augmenter par 1,543 la chance d'être défaillant et qualifié de mauvais emprunteurs. La probabilité de défaut des emprunteurs augmente avec la présence d'autres sources alternatives de financement. L'emprunteur devient moins préoccupé du financement étant donné que ses chances de financement sont améliorées. Ainsi, même en cas de défaut avec la première institution de microfinance, l'emprunteur peut contracter un nouveau prêt auprès de la deuxième institution de microfinance dans sa région. Ce constat est d'autant plus important surtout que les institutions de microfinance ne partagent pas de informations sur les emprunteurs.

La possession par l'emprunteur d'autres sources de richesse est négativement corrélée avec le risque de défaut. Ces sources supplémentaires constituent un atout à exploiter en cas des problèmes de remboursement. Ils diminuent par 63,2% la chance de rembourser avec un retard dépassant trente jours.

Les nouveaux projets sont plus exposés au risque que les anciens. Ce résultat justifie bien la corrélation positive avec le risque de défaut. D'après les résultats

---

de notre étude, cette variable augmente par 1,891 la chance de rembourser avec retard et rejoindre le groupe de mauvais emprunteurs. Ce degré de risque associé avec les nouveaux projets peut être attribué au manque d'expérience des nouveaux entrepreneurs ainsi qu'aux probabilités limitées de prise de risque.

Les résultats de notre étude montrent que le risque d'insolvabilité diminue en cas où l'emprunteur possède un revenu permanent (salaire, pension). Ce revenu stable constitue une alternative à exploiter en cas de survenance des problèmes de remboursement. Pour un emprunteur possédant un revenu permanent, nous observons 62,1% moins de chance d'être un mauvais emprunteur.

Finalement, cette étude a permis également de mettre l'accent sur l'âge de l'institution de microfinance et sa corrélation négative avec le risque de défaut. Ainsi, une institution de microfinance qui a couru une longue période dans l'octroi des crédits a acquis l'expérience nécessaire pour être capable de différencier les emprunteurs et évaluer les projets convenablement. Ces qualifications lui permettent de limiter le risque de défaut et améliorer son statut de remboursement. Il ressort de notre investigation que l'âge de l'institution de microfinance minimise par 77,4% la chance d'accorder des prêts qui auront une suite défavorable.

## 5.2 Pouvoir de prédiction du modèle et analyse de sensibilité

Le modèle testé présente une sensibilité (66,5%) et une spécificité (66,13%). Le pourcentage d'erreur de classement d'un bon emprunteur dans la catégorie «mauvais emprunteur» est de 33,5%. Le pourcentage d'erreur de classement d'un mauvais emprunteur dans la catégorie «bons emprunteurs» est de 33,87%. En d'autre terme, notre modèle permet de prédire et avec succès le fait d'être un mauvais emprunteur de 66,13%, alors qu'être un bon emprunteur sera prédit avec succès 66,5%. Les résultats montrent également que le modèle permet de classer correctement 66,3% des observations de l'échantillon. Ces résultats pourraient être plus forts en terme de capacité prédictive, mais il faut considérer le caractère expérimental de ce modèle.

**Tableau 7. Pouvoir de prédiction du modèle et analyse de sensibilité**

	Nombres des emprunteurs observés		Total
	L'emprunteur est bon	L'emprunteur est mauvais	
L'emprunteur est bon	163	85	248
L'emprunteur est mauvais	82	166	248
Total	245	251	496

*Sensibilité=66,5% ; Spécificité=66,13%*

En considérant  $p$  comme la probabilité de défaut, l'estimation du modèle produit l'équation suivante :

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = 2,688 - 1,056\text{SEXE} + 0,535\text{ETACIVI} - 0,828\text{SECTEUR} - 0,932\text{RATCREDIT} \\ + 0,427\text{GARANTIE} - 0,503\text{MAISON} + 0,434\text{AUTINST} - 0,459\text{RICHESSSE} \\ + 0,637\text{NOUPROJ} - 0,476\text{SOUREVEN} - 0,256\text{AGEASSO}$$

La probabilité de défaut est déterminée par l'équation ci-dessous :

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(2,688 - 1,056\text{SEXE} + 0,535\text{ETACIVI} - 0,828\text{SECTEUR} - 0,932\text{RATCREDIT} \\ + 0,427\text{GARANTIE} - 0,503\text{MAISON} + 0,434\text{AUTINST} - 0,459\text{RICHESSSE} \\ + 0,637\text{NOUPROJ} - 0,476\text{SOUREVEN} - 0,256\text{AGEASSO})}}$$

Ainsi pour un emprunteur ayant les caractéristiques suivantes :

**GENRE** : Femelle (1)

**ETAT CIVIL** : Célibataire (0)

**SECTEUR D'ACTIVITÉ** : Commerce (0)

**RATIONNEMENT DU CRÉDIT** : Rationnée (1)

**GARANTIE** : Pas de garant (0)

**MAISON** : Ne possède pas une maison (0)

**AUTRES INSTITUTIONS** : Oui (1)

**RICHESSSE** : Non (0)

**NOUVEAU PROJET** : Non (0)

**SOURCES DE REVENU** : Salaire (1)

**AGE DE L'ASSOCIATION OU DE L'ANTENNE** : (4)

La probabilité de défaut est estimée à : 40%. Cette probabilité n'est pas fortement élevée, donc, cet emprunteur a une chance élevée de recevoir un prêt.

## 6. INFÉRENCE SUR LE REJET

### 6.1 Vue d'ensemble

Une des principales insuffisances de la plupart des modèles du crédit scoring est qu'ils sont employés pour évaluer la solvabilité de tous les demandeurs, pourtant ils sont formulés et dressés uniquement sur la base des

demandeurs jugés précédemment assez bons pour être accordé des crédits. L'efficacité de tels modèles dépend des bons demandeurs qui diffèrent de mauvais en ce qui concerne leurs attributs, tels que l'âge ou le revenu, qui sont déployés par des tels modèles pour prévoir le comportement de remboursement. Une telle efficacité dépend également des bons demandeurs qui ne diffèrent pas entre eux-mêmes, dans ce cas, leurs comportements de remboursement sont prévus par la structure et les paramètres du modèle. Autrement, l'omission disproportionnée de mauvais emprunteurs parmi les demandeurs rejetés aura comme conséquence des prévisions biaisées en ce qui concerne le comportement de remboursement. Les techniques d'inférence sur les rejets (traitement des refusés) tentent d'obvier à une telle polarisation possible qui résulte des modèles de calibrage en l'absence des demandeurs rejetés, et d'incorporer les caractéristiques de ceux-ci. Malheureusement, la principale caractéristique manquante de tels demandeurs est le comportement de remboursement qui aurait émergé s'ils avaient été acceptés. Ainsi, n'importe quel influence corrective des techniques d'inférence sur les rejets sera, donc, au mieux partielle.

Pour mieux clarifier l'inférence sur le rejet, on va l'assimiler à un processus à deux étapes. Dans la première étape on cherche à déterminer si l'emprunteur a été accepté ou rejeté par l'institution de microfinance (mécanisme de sélection). La seconde étape du processus décrit la suite donnée par les demandeurs acceptés aux prêts (remboursement ou défaut).

On considère que chaque dossier de demande de prêt est caractérisé par un vecteur de  $k$  caractéristiques  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k)$ . Ces caractéristiques sont complètement observables pour chaque demandeur. Néanmoins, le résultat de l'emprunteur noté  $y$  n'est observé que pour les demandeurs acceptés (il est inconnu pour les demandeurs rejetés). Sans perdre de généralité, on suppose que  $y \in \{0, 1\}$ , avec la convention, que les mauvais prêts sont attribués 1, et les bons prêts sont attribués 0. En outre, on définit une variable auxiliaire  $a$  avec  $a=1$  si le prêt est accordé et  $a=0$  sinon. On note à ce stade que  $y$  n'est observée que si  $a=1$ .

Le crédit scoring assigne à chaque emprunteur potentiel un score  $S$  (points) qui est basé sur les caractéristiques individuelles  $x_{ij} = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ik})$ . Le score calculé doit être, ainsi, corrélé avec la probabilité de remboursement. On prévoit que les faibles valeurs de  $S_i$  seront fortement corrélées avec des faibles probabilités de remboursement et vice versa. Le prêteur doit fixer le seuil  $c$  à partir duquel le prêt est octroyé.

Le processus du crédit scoring examiné consiste en une démarche à deux étapes illustrée par les deux questions suivantes : Est-ce que le candidat a obtenu un crédit ? Est-ce que le prêt a été remboursé ? La décision d'octroi  $a$  dépend comme déjà mentionne de  $c$ .

$$a = \begin{cases} 0 & \text{si } S_i < c \quad \text{Crédit refusé} \\ 1 & \text{si } S_i \geq c \quad \text{Crédit accordé} \end{cases}$$

Après une période du temps bien définie, nous obtiendrons pour le groupe des emprunteurs acceptés ( $a=1$ ) deux suites possibles :

$$y = \begin{cases} 1 & \text{Défaut} \\ 0 & \text{Remboursement} \end{cases}$$

## 6.2 Les différentes techniques de traitement des refusés et choix du modèle

L'approche la plus simple pour faire face aux choix d'échantillon est d'accorder le crédit à tous les demandeurs pour une courte période (voir, par exemple, Rosenberg et Gleit, 1994). Cependant, cette approche n'est pas faisable en réalité en raison de ses risques élevés.

La méthode d'augmentation («re-weighting»), dans diverses réalisations, est bien connue et largement appliquée. Crook et Banasik (2004) ont décrit une méthode qui consiste à construire tout d'abord un score d'acceptation sur l'ensemble des acceptés et des refusés. Par la suite, les demandeurs admis et leurs informations de défaut sont employés dans la détermination du nouveau modèle en pondérant chaque accepté par un poids inverse de la probabilité  $p(S_i)$ , par conséquent  $1/p(S_i)$ . Cette méthode donne aux cas près de la coupure des poids élevé, avec l'idée que ces cas sont plus proches de la situation de crédit d'un demandeur rejeté.

La reclassification («augmented data-set»), consiste à construire un modèle de score de défaut sur les demandeurs acceptés et, par la suite, l'appliquer à ceux refusés. Elle assigne le statut  $y=1$  aux  $x\%$  au plus bas scores, avec la prétention que ce groupe sera certainement insolvable. On construit alors un nouveau score sur la population globale (demandeurs acceptés et emprunteurs refusés non intégrés). Toutefois, cette méthode peut mener à un biais considérable parce que les  $x\%$  possédant les scores les plus faibles ne sont pas nécessairement insolubles (voir, par exemple, Ash et Meester, 2002).

Divers types d'extrapolation sont employés. Par exemple, la méthode décrite par Ash et Meester (2002), aussi bien que celle par Crook et Banasik (2004) sont basées sur les probabilités postérieures du défaut, qui ont été extrapolées pour les demandeurs rejetés de crédit. En instaurant un seuil, la population ( $a=0$ ) sera divisée en cas de bons et mauvais risques. L'information de cette division ainsi que les valeurs observées  $y$  du groupe ( $a=1$ ) déterminent le nouveau modèle, mais mènent seulement à des petites améliorations (voir Crook et Banasik (2002)).

---

Une autre méthode suggérée par Ash et Meester (2002) est l'approche de Heckman (1978). Ce dernier considère le problème de choix d'échantillon comme un problème des variables omises. Bien que cette méthode soit conçue pour des variables continues et non dichotomiques (ce qui nuit aux prétentions faites), l'idée peut être employée pour la construction du modèle en ajoutant une variable représentant le mécanisme du choix. De plus Boyes et al., (1989), utilisent un modèle probit bivarié censuré pour déterminer les probabilités de défaut. Leur méthode est basée sur le travail de Poirier (1980) qui considère le problème de choix de l'échantillon comme un cas d'inobservabilité partielle. Comme avec l'approche de Heckman, le mécanisme fondamental de choix sera incorporé, mais dans une estimation probit bivariée des paramètres de scoring.

Comme on l'a déjà mentionné, il existe plusieurs techniques de traitement des refusés (Ash et Meester, 2002 ; Crook et Banasik, 2004, Feelders, 2000, 2003 ; Hand, 2001). Toutefois, la majorité des travaux publiés semblent indiquer des résultats mitigés. Ainsi, l'efficacité de la méthode est fortement liée à la nature des données. On estime que la meilleure méthodologie de traitement des refusés est donc d'appliquer tous les méthodes, comparer les résultats fournis et sélectionner la plus adaptée aux données dont on dispose. Dans ce travail, on juge que la méthode la plus appropriée pour traiter nos données est la reclassification. Elle nous semble plus souple et la plus applicable dans notre contexte. D'ailleurs, l'application d'autres méthodes qui nécessitent l'obtention des données d'un bureau de crédit, qui fait le suivi des demandeurs rejetés qui ont réussi à contracter des prêts auprès d'autres institutions, est très coûteuse et non envisageable depuis qu'on ne dispose pas d'un bureau de crédit en Tunisie. De même, la méthode proposée par Hand (2001) pour obtenir les informations manquantes en octroyant un crédit à un groupe de contrôle représentatif de la population globale nous paraît difficile à réaliser surtout sur le plan financier. Toutefois, Viennet et Fogelman (2006) suggèrent que les coûts seront compensés par une amélioration de l'estimation du risque par le modèle obtenu.

### **6.3 Résultats**

Dans une tentative de formuler un modèle du crédit scoring qui tient compte des cas rejetés, nous avons collecté les informations relatives à 92 situations de rejet dont la majorité sont dû aux mauvais antécédents. Les informations sont collectées auprès des formulaires de demande remplis par les demandeurs ainsi que par le recours aux agents de crédit. Le tableau 8 résume les statistiques descriptives des prêts rejetés.

---

**Tableau 8. Statistique descriptive des prêts rejetés**

	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
GENRE	0,41	0,49	0	1
AGE	36,06	10,17	21	54
ETACIVI	0,51	0,50	0	1
INSTRUCT	1,31	0,66	0	2
SECTEUR	0,61	0,48	0	1
NOMENFA	2,11	1,38	0	5
EXEMPRUN	1,29	1,00	0	3
EXPAGENT	11,65	7,62	4	32
REVMENSU	230	121,23	70	500
RATCREDI	0,64	0,48	0	1
TEMPS	25,04	10,64	12	36
MONTANT	1319,56	1155,04	600	4000
DUREMB	13,36	11,38	6	36
INTERET	0,09	0,04	0.05	0.18
GARANTIE	0,55	0,49	0	1
TELEPHO	0,73	0,44	0	1
MAISON	0,65	0,47	0	1
DISTACA	12,59	7,43	1	23
AUTINST	0,57	0,49	0	1
RICHESS	0,59	0,49	0	1
NOUPROJ	0,55	0,49	0	1
SOUREVEN	0,43	0,49	0	1
AGEASSO	5,5	2,14	2	9

Pour élaborer ce second modèle qui tient compte des cas rejetés, on s'est confronté à un problème de manque de données. Pour remédier à ce problème, on a demandé aux agents de crédit de nous préciser le montant approximatif qui sera accordé à l'emprunteur dont la demande a été rejetée. A travers cette information, on a pu juger la présence ou l'absence du rationnement du crédit. Tout de même, elle nous a renseigné sur le taux d'intérêt qui sera normalement appliqué sur cet emprunteur. En ce qui concerne le temps (TEMPS) entre la date de demande et l'acceptation du prêt et vu que la demande a été rejetée, on a considéré la période entre le dépôt de la demande et le rejet comme étant un proxy du TEMPS.

La matrice de corrélation de Pearson du modèle qui tient compte des caractéristiques des demandeurs rejetés montre que tous les coefficients de corrélation sont sensiblement inférieurs à 0,8 correspondant au seuil tracé par Kennedy (1985) à l'exception de la durée de remboursement et du montant du prêt dont on a montré que le problème de multicollinéarité lui afférant n'est pas grave. Notre modèle corrigé<sup>7</sup> présente les caractéristiques suivantes illustrées dans le tableau 9 :

**Tableau 9. Caractéristiques globales du second modèle de régression**

Test de spécification du modèle		
Khi-deux=132,548	ddl=23	P=0.000
Récapitulatif du modèle		
-2log-vraisemblance=685,338	R-deux de Cox & Snell=0,201	R-deux de Nagelkerke=0,268
Test de Hosmer et Lemeshow		
Khi-deux=6,404	ddl=8	P=0,620

Comme le montrent le tableau 9 et le tableau 10, notre modèle corrigé présente des caractéristiques et les mêmes coefficients significatifs que l'ancien modèle à l'exception du secteur d'activité mais cette fois ci avec des valeurs différentes. Le modèle corrigé montre que le secteur d'activité qui était auparavant significatif, n'intervient pas dans la prévision de la solvabilité des emprunteurs précédemment acceptés.

**Tableau 10. Variables dans l'équation du modèle corrigé**

	Paramètre (B)	Ecart-Type (B)	Critère de Wald	ddl	Signif.	Exp(B)
Etape 1 <sup>a</sup> GENRE	-,585	,276	4,511	1	,034	,557
AGE	,007	,009	,739	1	,390	1,007
ETACIVI	,757	,195	15,064	1	,000	2,131
INSTRUCT	-,011	,142	,006	1	,938	,989
SECTEUR	-,429	,281	2,322	1	,128	,651
NOMENFA	-,038	,065	,331	1	,565	,963
EXEMPRUNT	-,024	,099	,060	1	,806	,976
EXPAGENT	-,001	,010	,016	1	,900	,999

<sup>7</sup> Chaque fois que nous évoquons le modèle corrigé, il s'agit du modèle qui prend en compte les demandeurs rejetés

REVMENSU	,000	,001	,479	1	,489	1,000
RATCREDI	-,900	,212	18,095	1	,000	,406
TEMPS	,003	,009	,124	1	,725	1,003
MONTANT	,000	,000	2,425	1	,119	1,000
DUREMB	,022	,016	1,771	1	,183	1,022
INTERET	-1,707	2,577	,439	1	,508	,181
GARANTIE	,717	,196	13,373	1	,000	2,049
TELEPHO	-201	,220	,837	1	,360	,818
MAISON	-387	,191	4,117	1	,042	,679
DISTACA	,003	,009	,105	1	,746	1,003
AUTINST	,539	,210	6,605	1	,010	1,714
RICHESS	-384	,202	3,637	1	,057	,681
NOUPROJ	,821	,200	16,933	1	,000	2,274
SOUREVEN	-375	,200	3,516	1	,061	,687
AGEASSO	-313	,047	43,616	1	,000	,731
Constante	1,817	,759	5,736	1	,017	6,156

a Variable(s) entrées à l'étape 1 : GENRE, AGE, ETACIVI, INSTRUC, SECTEUR, NOMENF, EXEMPRUN, EXPAGENT, REVENEM, RATCREDI, TEMPS, MONTANT, DUREMB, INTERET, GARANTIE, TELEPHO, MAISON, DISTACA, AUTINST, RICHESSE, NOUPROJ, SOUREVEN, AGEASSO.

En considérant  $p$  comme la probabilité de défaut, l'estimation du modèle corrigé produit cette nouvelle équation :

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = 1,817 - 0,585\text{SEXE} + 0,757\text{ETACIVI} - 0,900\text{RATCREDIT} + 0,717\text{GARANTIE} \\ - 0,387\text{MAISON} + 0,539\text{AUTINST} - 0,384\text{RICHESS} + 0,821\text{NOUPROJ} \\ - 0,375\text{SOUREVEN} - 0,313\text{AGEASSO}$$

La probabilité de défaut dans le modèle corrigé est déterminée par l'équation ci-dessous :

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(1,817 - 0,585\text{SEXE} + 0,757\text{ETACIVI} - 0,900\text{RATCREDIT} + 0,717\text{GARANTIE} \\ - 0,387\text{MAISON} + 0,539\text{AUTINST} - 0,384\text{RICHESS} + 0,821\text{NOUPROJ} \\ - 0,375\text{SOUREVEN} - 0,313\text{AGEASSO})}}$$

---

Pour confronter la décision de l'institution de microfinance aux prédictions du modèle, on envisage un demandeur rejeté (tiré de l'échantillon) ayant les caractéristiques suivantes :

**GENRE** : Male (0)

**ETAT CIVIL** : Célibataire (0)

**RATIONNEMENT DU CRÉDIT** : Non rationné (0)

**GARANTIE** : Possède un garant (1)

**MAISON** : Possède une maison (1)

**AUTRES INSTITUTIONS** : Non (0)

**RICHESSSE** : L'emprunteur possède d'autres sources de richesse (1)

**NOUVEAU PROJET** : Oui (1)

**SOURCES DE REVENU** : Salaire (1)

**AGE DE L'ASSOCIATION OU DE L'ANTENNE** : (4)

La probabilité de défaut est estimée à 72,35%. Cette probabilité de défaut est relativement élevée. De ce fait, l'institution de microfinance a pris la décision convenable en écartant cet emprunteur. Ce résultat confirme le pouvoir de prédiction du modèle corrigé.

Considérons, maintenant, un emprunteur rejeté aussi possédant les caractéristiques suivantes :

**GENRE** : Femelle (1)

**ETAT CIVIL** : Mariée (1)

**RATIONNEMENT DU CRÉDIT** : Rationnée (1)

**GARANTIE** : Pas de garant (0)

**MAISON** : Possède une maison (1)

**AUTRES INSTITUTIONS** : Non (0)

**RICHESSSE** : L'emprunteur ne possède pas d'autres sources de richesse (0)

**NOUVEAU PROJET** : Non (0)

**SOURCES DE REVENU** : Autres que salaire (0)

**AGE DE L'ASSOCIATION OU DE L'ANTENNE** : (9)

En appliquant le modèle amélioré à ces caractéristiques, le résultat montre que la probabilité de défaut de cet emprunteur rejeté est de 10%. Néanmoins, cet emprunteur a été auparavant rejeté par l'institution de microfinance. Ainsi, celle-ci a perdu un emprunteur qui, si le modèle est efficace, devrait être solvable et qui devrait être en mesure de lui apporter un bénéfice additionnel. Il en découle de ce constant que le modèle corrigé de crédit scoring peut être capable de prédire convenablement la probabilité de défaut et de pallier aux insuffisances liées aux choix subjectifs des agents de crédit.

Il est évident d'après le tableau 11, ci-dessous, que la performance globale du modèle s'est améliorée en passant de 66,3% (modèle de base) à 69,5% (mo-

---

dèle amélioré). Ces résultats justifient bien les conclusions citées précédemment.

**Tableau 11. Classification globale**

	Modèle de base	Modèle amélioré
Pourcentage de bonnes prédictions	66,3%	69,5%
Pourcentage de bonnes prédictions pour les bons emprunteurs	66,5%	69,6%
Pourcentage de bonnes prédictions pour les mauvais emprunteurs	66,13%	69,4%

## 7. CONCLUSION

L'objectif de cet article était de développer un modèle de crédit scoring pour les institutions de microfinance Tunisiennes permettant de prédire la probabilité de défaut des nouveaux demandeurs de crédits. En se servant de la régression logistique ainsi que les informations relatives à 496 emprunteurs, nous avons pu conclure 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.

Etant donné que les modèles de crédit scoring sont employés pour juger la solvabilité de tous les demandeurs, pourtant ils sont formulés et dressés uniquement sur la base des demandeurs jugés précédemment assez bon pour être accordé des crédits, nous avons jugé nécessaire l'élaboration d'un nouveau modèle qui tient compte des emprunteurs rejetés. En utilisant les informations relatives à 92 cas de rejet, et en appliquant la reclassification comme méthode de traitement des refusés, nous avons pu établir un modèle qui, confronté à des cas de rejet, a donné des résultats similaires à la décision de l'institution de microfinance. Cependant, dans d'autres situations, ce modèle approuve des demandeurs qui ont été rejetés. De ce fait, le modèle corrigé de crédit scoring est capable de prédire convenablement la probabilité de défaut et de pallier aux insuffisances liées aux choix subjectifs des agents de crédit.

A la lumière des résultats trouvés, les recommandations suivantes peuvent être formulés en vue d'améliorer l'évaluation et la gestion du risque de crédit et, par conséquent, la performance de remboursement au sein des institutions de microfinance Tunisiennes. Il convient de cibler en priorité les femmes ainsi que

les emprunteurs célibataires. Un degré modéré de rationnement du crédit est préféré pour motiver les emprunteurs afin de respecter leurs engagements vis-à-vis des institutions de microfinance. Celles-ci doivent exiger des garanties non conventionnelles au lieu du garant qui a perdu son rôle de vecteur de pression sociale sur les emprunteurs afin de rembourser. Dans le processus de sélection, les institutions de microfinance doivent cibler les emprunteurs possédant une maison ainsi que d'autres sources de richesse ou un revenu permanent.

Quoique les résultats issus de ce travail de recherche soient très intéressants, ils présentent forcément des limites qui s'articulent essentiellement autour de la taille de l'échantillon qui est petite ainsi que sur le nombre des cas de rejet. Une autre limite provient de la méthode d'analyse utilisée à savoir la régression logistique qui nécessite la vérification de plusieurs hypothèses dont la violation mène à des résultats erronés. Dans notre cas, on s'est confronté à un problème de multicollinéarité qui n'est pas grave. Pour remédier à ces insuffisances, il est intéressant de collecter un échantillon de grande taille et d'appliquer une autre méthode d'analyse à savoir le réseau de neurones qui ne nécessite aucune hypothèse de départ.

## Références

- Ash D. and S. Meester, 2002, "Best Practices in Reject Inferencing", article presented at the Credit Risk Modelling and Decisioning Conference, Wharton Financial Institutions Center, Philadelphia. <http://fic.wharton.upenn.edu/fic/ash.pdf>.
- B.S. Bassem and T. Borhen, 2008, "Determinants of Repayment Performance of Individual Borrowers from Microfinance Institutions: Evidence from Tunisia", *African Journal of Business and Economic Research*, Vol. 3, No.1, pp. 66-87.
- Berger A.N., W.S. Frame and N.H. Miller, 2005, "Credit Scoring and the Availability, Price, and Risk of Small Business Credit", *Journal of Money Credit and Banking*, Vol. 37, pp. 191-222.
- Boyes W.J., D.L. Hoffman and S.A. Low, 1989, "An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem", *Journal of Econometrics*, Vol. 40, pp. 3-14.
- Caire D. and R.S. Kossman, 2003, "Credit Scoring: Is It Right for Your Bank?", Bannock Consulting, Credit Risk Conference.
- Crook J. and J. Banasik, 2004, "Does Reject Inference Really Improve the Performance of Application Scoring Models?", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 28, pp. 857-874.
- Durand, D, 1941, "Durand, David, Risk Elements in Consumer Instalment Financing", Technical Edition, *Studies in Consumer Instalment Financing*, No. 8, New York, NBER.
- Efron B. and R.J. Tibshirani, 1993, *An Introduction to the Bootstrap*, New York: Chapman and Hall.

- 
- Eisenbeis R.A., 1981, "Credit Scoring Applications", in E.I. Altman, R.B. Avery, R.A. Eisenbeis and J.F. Sinkey Jr. (Eds.), *Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance*, pp. 167-198, Greenwich: JAI Press.
- Feelders A.J., 2000, "Credit Scoring and Reject Inference with Mixture Models", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management*, Vol. 9, pp. 1-8.
- Feelders A.J., 2003, "An Overview of Model-Based Reject Inference for Credit Scoring", Banff, Canada, Banff Credit Risk Conference 2003, October 11.
- Feldman R., 1997, "Small Business Loans, Small Banks and Big Change in Technology Called Credit Scoring", *The Region*, September, pp. 19-25, Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- Fisher R.A., 1936, "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems", *Annals of Eugenics*, Vol. 7, pp. 179-188.
- Frame W.S., M. Padhi and L. Woosley, 2001, "The Effect of Credit Scoring on Small Business Lending in Low- and Moderate-Income Areas", *Working Paper* No. 2001-6, Federal Reserve Bank of Atlanta.
- Hand D.J., 2001, "Reject Inference in Credit Operations: Theory and Methods", in Mays E. (Ed.), *The Handbook of Credit Scoring*, Glenlake Publishing Company, pp. 225-240.
- Hsia D.C., 1978, "Credit Scoring and the Equal Credit Opportunity Act", *The Hastings Law Journal*, Vol. 30, pp. 371-448. [http://www.microfinance.com/English/Papers/Scoring\\_For\\_Your\\_Bank.pdf](http://www.microfinance.com/English/Papers/Scoring_For_Your_Bank.pdf).
- Lewis E.M., 1990, *An Introduction to Credit Scoring*, San Rafeal, CA: Athena Press.
- Little R.J.A. and D.R. Rubin, 1987, *Statistical Analysis with Missing Data*, Wiley: New York.
- Martell J., P. Panichelli, R. Strauch and S. Taylor-Shoff, 1999, "The effectiveness of scoring on low-to-moderate-income and high-minority area populations", San Rafael, CA: Fair, Isaac Company.
- Nannyonga H.L., 2000, "Determinants of Repayment Behavior in the Centenary Rural Development Bank of Uganda", Unpublished Ph.D. Dissertation, Ohio State University.
- Poirier Dale J., 1980, "Partial Observability in Bivariate Probit Model", *Journal of Econometrics*, Vol. 12, pp. 209-217.
- Reinke J., 1998, "How to Lend Like Mad and Make a Profit: A Micro-Credit Paradigm Versus the Start-up Fund in South Africa", *Journal of Development Studies*, Vol. 34, No. 3, pp. 44-61.
- Rosenberg E. and A. Gleit, 1994, "Quantitative Methods in Credit Management: A Survey", *Operations Research*, Vol. 42, pp. 589-613.
- Saporta G., 2006, "La Notation Statistique des Emprunteurs ou «SCORING»", document réalisé pour la commission 'Kahane' de réflexion sur l'enseignement des mathématiques. <http://smf.emath.fr/Enseignement/CommissionKahane/RapportStatistiqueProba/Statistique-annexe.pdf>
-

- 
- Schreiner M., 2002, "Scoring: The Next Breakthrough in Microfinance?", *CGAP Occasional Paper*, No. 7, Washington, DC.
- Schreiner M. and G. Nagarajan, 1998, "Predicting the Creditworthiness with Publically Observable Characteristics: Evidence with ASCRAs and ROSCAs in the Gambia", *Savings and Development*, Vol. 22, No 4, pp. 399-414.
- Schreiner M., 2001, "Credit Scoring for Microfinance: Can It Work?", *Journal of Microfinance*, Vol. 2, No. 2, pp. 105-118.
- Schreiner M., 2003, "Scoring: The Next Breakthrough in Microcredit?", *CGAP Occasional Paper* No. 7, available at <http://www.cgap.org>.
- Schreiner M., 2004, "Benefits and Pitfalls of Statistical Credit Scoring for Micro-Finance", *Centre for Social Development*, Washington University in St Louis, USA.
- Sharma M. and M. Zeller, 1997, "Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis", *World Development*, Vol. 25, No. 10, pp. 1731-1742.
- Thomas L.C, D.B. Edelman and J.N. Crook, 2002, *Credit Scoring and Its Applications*, SIAM Monographs on Mathematical Modeling and Computation. SIAM: Philadelphia, USA.
- Viennet E. et F. Fogelman Soulié, 2007, "Le Traitement des Refusés dans le Risque Crédit", *Revue des Nouvelles Technologies de l'Information (RNTI-A-1)*, pp. 23-45.
- Viganò L, 1993, "A Credit-Scoring Model for Development Banks: An African Case Study", *Savings and Development*, Vol. 17, No. 4, pp. 441-482.
- Yang Liu, 2001, "New Issues in Credit Scoring Application", *Working Paper* No 16/2001, Institut Fur Wirtschaftsinformatik.
- Zeller M, 1998, "Determinants of Repayment Performance in Credit Groups: The Role of Program Design, Intra-Group Risk Pooling, and Social Cohesion", *Economic Development and Cultural Change*, Vol. 46, No. 3, pp. 599-620.

### **Abstract**

The aim of this research is to develop a scoring model using logistic regression applied to 496 individuals loans from Tunisian MFIs. The results show that the gender, the credit rationing, the house property, other sources of wealth, a fixed wage, and finally the age of the institution are negatively correlated with the probability of default. However, the marital status, the guarantor, the presence of other lending institution, contracting loan in order to implement a new project are positively correlated with the probability of default. The reject inference analysis has shown the consistency of the model's prediction with the institution decision. Moreover, it made it possible to escape to the subjective judgments of the loan officers.