



HAL
open science

UN MODELE DE “CREDIT SCORING” POUR UNE INSTITUTION DE MICRO-FINANCE AFRICAINE: LE CAS DE NYESIGISO AU MALI

Boubacar Diallo

► **To cite this version:**

Boubacar Diallo. UN MODELE DE “CREDIT SCORING” POUR UNE INSTITUTION DE MICRO-FINANCE AFRICAINE: LE CAS DE NYESIGISO AU MALI. 2006. halshs-00069163

HAL Id: halshs-00069163

<https://shs.hal.science/halshs-00069163>

Preprint submitted on 16 May 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UN MODELE DE “CREDIT SCORING” POUR UNE INSTITUTION DE MICRO-FINANCE AFRICAINE: LE CAS DE NYESIGISO AU MALI

Boubacar Diallo
Laboratoire d'Economie d'Orléans (LEO), Université d'Orléans

Mai 2006

(Version provisoire)

Résumé : l'objectif de cette recherche est de développer un modèle de Credit Scoring en utilisant un échantillon de 269 emprunteurs individuels de l'institution de micro-finance Nyèsigiso au Mali. Les résultats ont montré l'importance de la relation de long terme, du taux d'intérêt, des coûts de transactions et du rationnement dans la prédiction du défaut de remboursement. Le modèle qui a été développé à partir de la régression logistique et de l'analyse discriminante, prédit correctement dans plus 70% des cas. Une fixation plus conservatrice du point de coupure de 0.5 à 0.4 améliore significativement pouvoir de prédiction sur les mauvais prêts sans affecter la performance globale de prédiction du modèle. L'analyse des cas de rejets a montré une certaine cohérence entre les prédictions du modèle et les décisions de rejet de l'institution.

Abstract: The aim of this research is to develop a scoring model using logistic regression and multivariate discriminant analysis applied to 269 individual loans of Nyèsigiso in Mali. The results have shown the importance of long term relationship, interest rate, transaction costs and credit rationing in the prediction of loan default. Overall, the model developed correctly predicts more than 70% of cases. A more conservative setting of the cut off point (from 0.5 to 0.4) significantly improves the predictive power for bad loans. The research points out the great importance of some variables related to transactions costs and long term relationship for the prediction of the likelihood to default. The rejection inference analysis has shown the consistency of the model's prediction with the institution rejection decision.

Mots clés : Micro-finance, Credit Scoring, Régression logistique, Probabilité de défaut

Classification JEL : G21, C25

Introduction

Au Mali, très peu d'individus ont accès au système bancaire formel, seulement 3 % de la population sont titulaires d'un compte bancaire. (BCEAO 1995). Le faible taux de pénétration des banques s'explique en partie par les asymétries d'information et les coûts de transactions qui augmentent les risques et les coûts liés aux opérations de banque notamment le crédit.¹

A travers des innovations, la micro-finance a permis a beaucoup de personnes à revenu relativement faible à accéder aux services financiers dans les pays en développement. Au Mali, plus de 614 000 personnes utilisent directement les services des institutions de micro-finance (micro crédit, épargne, micro assurance, transfert d'argent) (CASSFD, 2003).

Les innovations ont été introduites dans le but de réduire les asymétries d'information, les coûts et risques (Meyer et al. 1999)² ; elles concernaient majoritairement le processus d'analyse du crédit, le mécanisme de livraison, la méthodologie de crédit, la gestion des risques, le système d'information et de gestion.

En général, les prêts de groupe "group lending" et les formes alternatives de garantie "collateral substitutes" ont été utilisées pour sécuriser les contrats. De manière spécifique, la sélection et le monitoring par les pairs « peer selection and monitoring » ont été utilisés pour réduire les asymétries d'information et les coûts de transactions. Plusieurs clients des institutions de micro-finance (IMF) ont pu graduer au fur et à mesure les IMF élargissaient leur marché pour inclure les clients relativement aisés « high-end clients » et ainsi apparaît et s'accroît le besoin de donner des prêts individuels dans certains pays.

¹ Il existe une littérature abondante sur l'analyse des problèmes d'asymétries d'information sur différents types de marchés (Akerlof 1970; Stiglitz and Weiss 1981; Bester 1985, 1987; Chan and Thakor 1987; Igawa and Kanatas 1990; Chassagnon and Chiappori 1996; Dubey and Geanakoplos 2001). Some studies have specifically focused on credit markets (Ausbel 1999; Callem and Mester 1995, Wendy 2002).

² Meyer. R and al, Better Practices in Agricultural lending, Agricultural Finance Revisited No3, FAO, GTZ December 1999.

De manière générale, le processus d'analyse et d'octroi des prêts individuels se révèle relativement plus coûteux (temps, ressources humaines et financières) pour les IMFs, en comparaison aux prêts de groupe. Cela implique une augmentation des coûts de transactions pour les IMFs et dans un contexte d'asymétries d'information, il devient plus difficile et compliqué de sélectionner les « bons » clients et de les différencier des « mauvais ».

Un des moyens de réduire les asymétries d'information et les coûts de transaction est d'utiliser le Credit Scoring. Le Credit Scoring peut être globalement défini comme un ensemble de modèles de décision et les techniques sous-jacentes qui aident les prêteurs dans la décision d'octroi des crédits de consommation³. Il est principalement utilisé par les banques formelles des pays développés pour prédire la probabilité de défaut sur les crédits individuels de consommation. Même si l'application du Credit Scoring est vieille de plus de soixante ans, il convient de signaler qu'il est relativement nouveau pour la micro-finance notamment dans les pays en développement (Schreiner, 2004). Ceci peut s'expliquer par plusieurs raisons dont la nécessité de disposer de données en quantité suffisante et de bonne qualité, la technologie etc.

Un des premiers modèles de Credit Scoring dans un contexte africain fut développé par Viganò pour la Caisse Nationale du Crédit Agricole (CNCA) du Burkina Faso (Viganò, 1993). En faisant usage d'un échantillon plus important, Schreiner (2004) a développé un modèle de Scoring pour une IMF bolivienne.

A notre connaissance, très peu d'études ont été menées sur le Scoring dans le domaine de la micro-finance dans les pays en développement⁴. L'objectif principal de cette recherche est de développer un modèle de Credit Scoring pour une institution de micro-finance au Mali, en utilisant les crédits individuels en milieu urbain. Plus spécifiquement, la recherche vise à :

³ Thomas, Edelman and Crook (2002).

⁴ Schreiner and Nagarajan (1998) has analyzed the prediction of creditworthiness, using informal lenders and formal credit groups in Gambia

- Analyser les déterminants du défaut de remboursement ;
- Identifier les facteurs discriminants entre “bons” et “mauvais” emprunteurs ;
- Prédire la probabilité de défaut de remboursement.

Les innovations par rapport aux travaux précédents sont relatives à l’application du Credit Scoring à une IMF africaine, à l’analyse des cas de rejets ayant permis de comparer les performances du modèle par rapport aux décisions de rejets de l’institution.

Dans le système des mutuelles d’épargne et de crédit comme Nyèsigiso, la décision finale d’octroi de crédit relève de la responsabilité des Comités de Crédit (CC), après analyse technique des agents de crédit (pour les montants inférieurs ou égaux à 1 000 000 FCFA - 1524.5 Euros – dans le cas de Nyèsigiso).

Dans certains cas, il y a conflit entre les résultats de l’analyse des agents de crédit (recommandations) et la décision d’octroi de crédit des Comités de Crédit. Le modèle de Scoring pourrait aider à faire face à ce problème en rendant le processus d’approbation du crédit moins subjective. En plus, l’application du Scoring pourrait permettre à l’institution d’économiser du temps et des ressources et ainsi améliorer l’efficacité des opérations de crédit en général, de celui des agents de crédit en particulier.

Ce papier comporte quatre sections. La section 1 examine la littérature sur le crédit Scoring et présente le cadre théorique de la recherche. La section 2 est consacrée à une présentation du secteur de la micro-finance au Mali et de l’institution faisant l’objet de la présente recherche. Les sections 3 et 4 traitent respectivement de la méthodologie et des résultats empiriques de la recherche.

1. Vue générale sur le Credit Scoring et cadre théorique

1.1 Vue générale sur *le Credit Scoring*

1.1.1 Quelques définitions du Credit Scoring

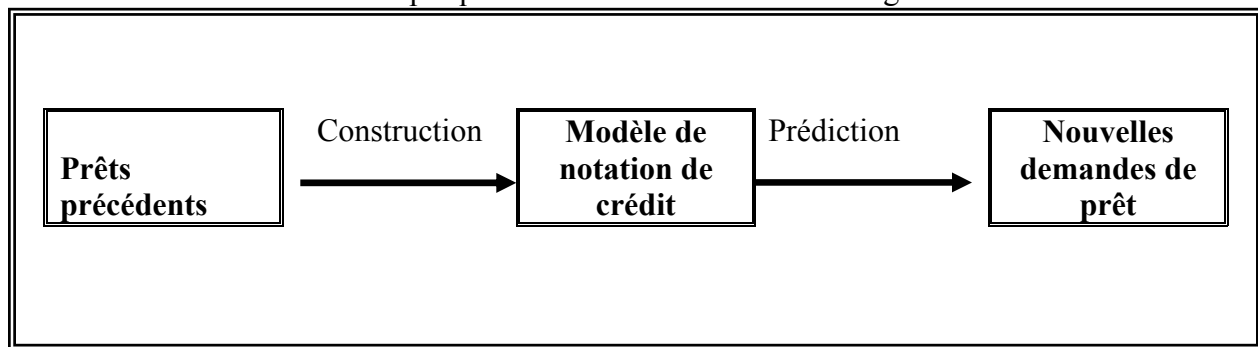
Le Credit Scoring est le processus d'assignation d'une note (ou score) à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt (Flaman, 1997).

Le Credit Scoring utilise des mesures quantitatives de performance et les caractéristiques des prêts précédents pour prédire performance des prêts futurs avec des caractéristiques similaires. Le Credit Scoring n'approuve, ni ne rejette une demande de prêt, il peut plutôt prédire la probabilité d'occurrence de mauvaise performance (défaut) telle que définie par le prêteur (Caire et Kossmann, 2003).

Le Credit Scoring constitue un ensemble de modèles de décision et les techniques sous-jacentes qui aident dans la décision d'octroi des crédits de consommation (Thomas et al. 2002).

Plusieurs explications peuvent être fournies sur la définition et le rôle du Credit Scoring, elles peuvent être résumées comme sur la figure ci-dessous :

Graphique 1: Processus du Credit Scoring⁵



⁵ Adapté de Yang Liu (2001)

En résumé, on peut dire que le Credit Scoring est outil de gestion de risques qui vise à prédire la probabilité de défaut d'un nouveau prêt en utilisant les prêts précédents. Ainsi, l'objet du Credit Scoring est de prédire le risque et non de l'expliquer; il est toutefois important d'analyser les facteurs important permettant de discriminer entre bons et mauvais prêts.

1.1.2 Historique du Credit Scoring empirique⁶

Le Credit Scoring est une discipline relativement jeune; son apparition remonte à environ soixante (60) ans. En poursuivant le travail pilote de Fischer sur l'analyse discriminante, Durand (1941) fut le premier à reconnaître la possibilité d'utiliser les techniques statistiques pour discriminer entre bons et mauvais emprunteurs.

Fair, Isaac, and Company est habituellement cite comme la firme à avoir développé les premiers systèmes de Credit Scoring pour les crédits de consommation dans les années cinquante aux Etats-Unis. Cette firme continue d'être leader dans l'industrie du Credit Scoring (Thomas and al. 2002).

Depuis lors, l'industrie continue de croître et les domaines d'application des techniques de Scoring s'élargissent au crédit immobilier, au secteur des cartes de crédit, au marketing etc.

Altman (1968) a significativement contribué au développement, à la promotion et à une meilleure compréhension du Credit Scoring et de ses techniques.

Eisenbeis (1996) présente une vue générale sur l'histoire et l'application des techniques de Credit Scoring au portefeuille des banques « business portfolios ».

Les développements faits ci-haut concernent surtout les pays développés car l'application du Credit Scoring est assez rare dans les pays en développement. Toutefois, des

⁶ See Thomas and al. (2002) for detail on the history of credit scoring

recherches ont été menées pour analyser la probabilité de défaut mais la plupart n'avait pas pour objet de faire des prédictions sur les prêts futurs.⁷

Un des premiers modèles de Credit Scoring dans un contexte africain fut développé par Viganò pour la Caisse Nationale du Crédit Agricole (CNCA) du Burkina Faso (Viganò, 1993). Schreiner et Nagarajan (1998) ont analysé la probabilité de défaut en Gambie, en utilisant des données sur les prêteurs informels et les groupements formels de crédit. Plus récemment, Schreiner (2004) a initié un travail pilote en micro-finance en développant un modèle de Scoring pour une institution de micro-finance bolivienne et a utilisé les mêmes techniques dans le domaine de l'analyse de la pauvreté et de la désertion de la clientèle.

Box 1: Quelques avantages and inconvénients du Credit Scoring

Avantages	Inconvénients
Il est plus objectif	Il peut réduire l'accès au crédit pour ceux qui n'ont pas d'historique de crédit (Credit record)
Il a permis une plus grande prédictibilité de la performance des prêts et un meilleur marketing du portefeuille de crédit (Dennis, 1995)	Il pourrait affecter les interactions entre prêteurs et emprunteurs ainsi que l'accessibilité et la tarification du crédit (Feldman 1997)
Il peut améliorer l'efficacité dans le processus d'analyse et de livraison du crédit (Kulkosky, 1996)	Il peut avoir des effets disparates (Exclusion de certains groupes et coût relativement plus élevé pour d'autres etc.) (Collins and al. 2001)
Il peut permettre aux prêteurs d'adapter les efforts de marketing aux besoins spécifiques de marketing sur les différents segments de marché	Il peut avoir recours à des variables illégales ou immorales et nécessite une quantité importante d'information de haute qualité (Schreiner, 2004)
Il peut améliorer la fiabilité de l'évaluation du crédit	

⁷ Voir Schreiner pour une revue récente

<p>Il est cohérent, explicite et peut être testé avant d'être utilisé. Il peut améliorer la gestion du risque de crédit et présente le mérite de quantifier la probabilité de défaut de remboursement (Schreiner, 2004)</p>	
---	--

Source: compilation de l'auteur

1.2 Cadre théorique et choix des variables

De façon générale, cette recherche suppose l'existence d'asymétries d'information à différents niveaux sur le marché de la micro-finance.

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

- i. La capacité de rembourser
- ii. La volonté de rembourser
- iii. Les conditions externes (exogènes) économiques et environnementales
- iv. La qualité de l'information qui sert de base de décision pour l'octroi de crédit
- v. La capacité du prêteur à s'assurer de la bonne volonté du l'emprunteur à travers un contrat optimal « incentive compatible contract »

Le dernier aspect relatif au contrat optimal a été particulièrement utile pour notre analyse du défaut ; nous avons été confrontés à un problème de disponibilité et/ou de qualité pour les trois premiers aspects. Ainsi, dans notre analyse, beaucoup d'éléments importants pour discriminer entre bons et mauvais prêts étaient liés aux conditions du prêt et aux coûts de transactions (conditions financières, taux d'intérêt, etc.).

En plus du cadre développé par Viganò, il est intéressant de noter le rôle important de la relation de long terme dans la prédiction du défaut car elle est susceptible de produire des rentes (gains) informationnelles pour les prêteurs (Sharpe (1990) and Rajan (1992)). Boot

(2000) relève que le relationship lending contribue à réduire les problèmes de sélection adverse et d'alea moral soulevés avec notamment les nouveaux emprunteurs⁸.

Par ailleurs, les garanties pourraient également jouer un rôle important dans l'analyse du défaut. Leur impact sur le défaut fait encore l'objet de débat. D'un point de vue théorique, il ya deux interprétations alternatives. D'une part, les garanties sont perçues comme éléments atténuateurs du problème de sélection adverse dont fait face le prêteur (Stiglitz and Weiss (1981), Bester (1985), Chan and Kanatas (1985), Besanko and Thakor (1987) and Chan and Thakor (1987)). Dans ce cas, les garanties agissent comme un signal permettant au prêteur de réduire ou d'éliminer le problème de sélection adverse causé par l'existence d'asymétries informationnelles entre prêteur et emprunteurs. Dans un contexte d'asymétries d'information, les prêteurs élaborent un contrat dans le but de distinguer les différents types d'emprunteurs : les emprunteurs à haut risque choisissent des taux d'intérêt élevés et ne mettent pas de garantie contrairement aux emprunteurs à faible risque qui engagent des garanties et obtiennent des taux d'intérêt faible.

Même s'il y a symétrie *ex ante* entre prêteur et emprunteur (i.e. la banque connaît la qualité de l'emprunteur), les garanties aident à réduire le problème d'alea moral une fois que le crédit est octroyé.

Sur la base des arguments développés ci haut, au niveau empirique, on pourrait s'attendre à voir une relation négative entre les garanties et le défaut, ce qui conforte l'hypothèse de considérer les garanties comme un signal de qualité de l'emprunteur. Au niveau du secteur de la micro-finance, la nature et l'évaluation des garanties réelles posent problème. D'une part, l'évaluation faite des garanties est le plus souvent erronée et manque d'objectivité. D'autre part, il s'avère difficile, voire compliqué de retirer les sûretés réelles en cas de défaillance de l'emprunteur pour des raisons liées à la défaillance du système judiciaire et aux considérations socioculturelles. De ce fait, il peut être envisagé, d'un point de vue empirique, une relation positive entre les garanties réelles et le défaut de remboursement.

⁸ Adapté de Jiménez and al. (2003)

Le degré de rationnement (en termes de recevoir un montant de crédit inférieur au montant demandé) semble être un aspect dans la prédiction du défaut. Le rationnement affecte directement ou indirectement le plan d'investissement/utilisation efficace du prêt et par conséquent produit un impact sur le rendement du prêt, toutes autres choses étant égales par ailleurs.

Sur la base des développements précédents et de notre connaissance de l'institution et du contexte du Mali, nous testerons les hypothèses suivantes :

Hypothèses à tester :

- La relation de long terme est négativement liée à la probabilité de défaut
- Pour les emprunteurs, les coûts de transaction sont positivement liés à la probabilité de défaut
- Plus de garanties implique une probabilité plus élevée de défaut *ex post*
- Le rationnement de crédit (tel que défini plus haut) augmente le risque de défaut

2. Nyèsigiso network

2.1 Vue générale sur la micro-finance au Mali⁹

Le secteur de la micro-finance moderne au Mali est émergent et relativement jeune. Les premières institutions ont vu le jour vers le milieu des années 80 (la Caisse Villageoise d'Épargne et de Crédit Autogérée - CVECA- du pays dogon créée en 1986 et le réseau mutualiste du Mali sud Kafo Jiginew mis en place en 1987) et depuis lors nous avons assisté à une prolifération très rapide de ce type d'institution dont le nombre, en termes de structures de base, atteignait 674 regroupés au sein de 34 réseaux pour 405 751 membres au 31 décembre 2001.

A l'origine, l'avènement et la promotion du secteur de la micro-finance visait à appuyer la réalisation de deux objectifs majeurs du gouvernement malien et des bailleurs de fonds à savoir la lutte contre le chômage suite aux politiques d'ajustement structurel et la recherche de mécanismes de financement adaptés aux besoins de l'immense majorité de la population (notamment en milieu rural) et spécifiquement à ceux des petites et moyennes entreprises qui évoluent pour la plupart dans le secteur informel.

En 2000, 5,1% des dépôts du système financier malien dans sa totalité revenaient aux SFD et environ 7% de crédits ont été octroyés par eux. Au même moment, le nombre de guichets des SFD représentaient plus de 84% du nombre total de guichets du système financier (BCEAO, 2001).

2.1.1 Typologie des institutions de micro-finance au Mali

Le secteur de la micro-finance au Mali comprend essentiellement trois types d'institutions différentes selon la taille, la technologie financière, la philosophie etc. Il s'agit des :

⁹ Cette partie d'un précédent papier de l'auteur et des documents de la "semaine de la microfinance au Mali" (2002)

- institutions mutualistes ou coopératives d'épargne et de crédit (COOPEC ou MUTUELLES)
- caisses villageoises d'épargne et de crédit autogérées (CVECA)
- institutions de crédit solidaire (ICS)

2.1.1.1 Institutions mutualistes ou coopératives d'épargne et de crédit

Il s'agit d'un modèle venu du Nord (Europe). Au XIX^e siècle Frédéric Guillaume Raiffeisen (de nationalité allemande) a écrit un livre intitulé " les caisses de crédit mutuel comme moyen de vaincre la misère des populations rurales, des artisans et des ouvriers" encourageant ainsi la mise en place des caisses d'épargne et de crédit qui portent son nom "caisse Raiffeisen". Ce modèle sera repris sous diverses formes en Europe et au Canada par Alphonse Desjardins.

En Afrique, les expériences les plus anciennes se sont déroulées dans les pays anglophones Ghana (1920), Tanzanie (1955), Cameroun anglophone (1964). Les principaux promoteurs de ce type d'institutions sont DID, CICM, WOCCU, Crédit Coopératif.

Au Mali, les premiers SFD de type mutualiste ont vu le jour dans les années 80 (Kafo Jiginew en 1987) mais la plupart a été créée dans les années 90 (Nyèsigiso, Kondo Jigima, Jemeni, etc.).

En 2003, il y avait plus de 300 coopératives qui sont, soit regroupées en réseau ou opèrent indépendamment. Ces institutions représentent plus de 80% du portefeuille du secteur de la micro-finance au Mali.

2.1.1.2 Caisses villageoises d'épargne et de crédit autogérées (CVECA)

L'approche CVECA a été développée par l'ONG française CIDR (Centre International de Développement et de Recherche) pour la première fois au Burkina au milieu des années 80. La première expérience au Mali a eu lieu en 1986 par la mise en place de la CVECA du pays dogon qui est considérée comme la première institution de micro-finance moderne au Mali.

Une CVECA est un instrument financier à l'échelle du village, géré par les populations locales selon les règles définies par elles-mêmes. Ce modèle est un mélange des deux premiers. La différence fondamentale avec les autres types vient du principe de l'Autogestion selon lequel les gestionnaires de la caisse doivent provenir du village même qui abrite la caisse. Ce qui peut contribuer à réduire les coûts salariaux et de monitoring. Pour les deux autres systèmes, les employés viennent en général d'autres localités.

Conformément à la philosophie des institutions de crédit solidaire, un accent particulier est mis sur la notion de "pression de groupe" par une plus grande implication des habitants du village à travers les AG et les activités de sensibilisation.

A l'image de la coopérative, l'instance suprême de la CVECA est l'AG constituée de tous les habitants du village (membres et non membres) qui définit les règles de fonctionnement, désigne les responsables dirigeants et les caissiers et contrôle le fonctionnement correcte de la caisse.

En fin 2003, il existait plus de 240 CVECA.

2.1.1.3 Les institutions de crédit solidaire

Ces institutions regroupent principalement deux modèles : celui de la Grameen Bank (Nyeta Musow à Mopti) et celui du Village Banking (banque villageoise) de type FINCA (CANEF, MISELINI, PIYELI, FAAF LAYIDU etc.). L'origine du crédit solidaire remonte aux années 70 quand le Professeur Muhamad Yunus initia un projet de recherche-action pour étudier les possibilités de développer un système financier

spécifiquement destinés aux pauvres. Il réussit à concrétiser son projet en mettant en place une "banque des pauvres".

Les modèles de crédit solidaire visent généralement les communautés qui n'ont pas accès aux structures financières formelles (banques, établissements financiers) voire semi-formelles (coopératives d'épargne et de crédit). Ils se caractérisent surtout par :

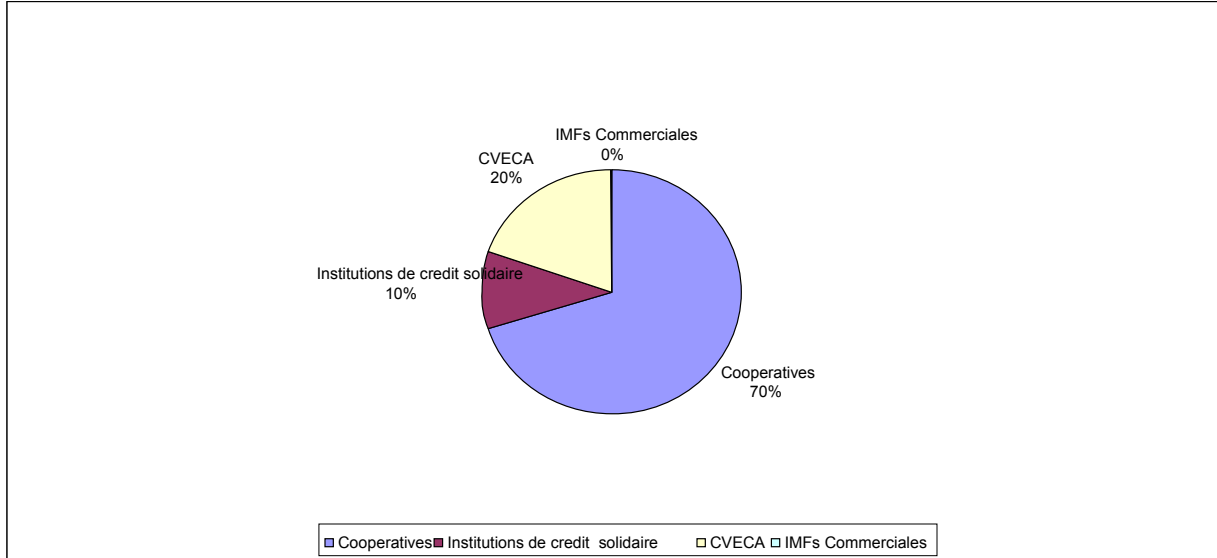
- la non exigence d'une épargne préalable obligatoire et d'une garantie matérielle
- le principe de la "caution solidaire" et de la pression des pairs.
- la profondeur de leur portée (pauvreté de la clientèle),
- une plus grande responsabilisation du groupe dans la gestion du prêt,
- le faible montant des prêts (50 à 300 dollars US)

Ces modèles sont en outre basés sur la méthodologie de "prêt au groupe" et leurs groupes cibles sont majoritairement féminins. On dénombreait plus de 4060 groupes solidaires appartenant à 5 associations.

En dehors des trois types d'institutions présentées ci-dessus, reconnus légalement comme institutions de micro-finance réglementées, il existe des projets de développement incluant avec un volet micro-finance mais leurs activités sont généralement ciblées sur des secteurs d'activités ou des bénéficiaires spécifiques. Une expérience pilote d'une institution de micro-finance commerciale, constituée sous forme de Société Anonyme est entrain d'être développée.

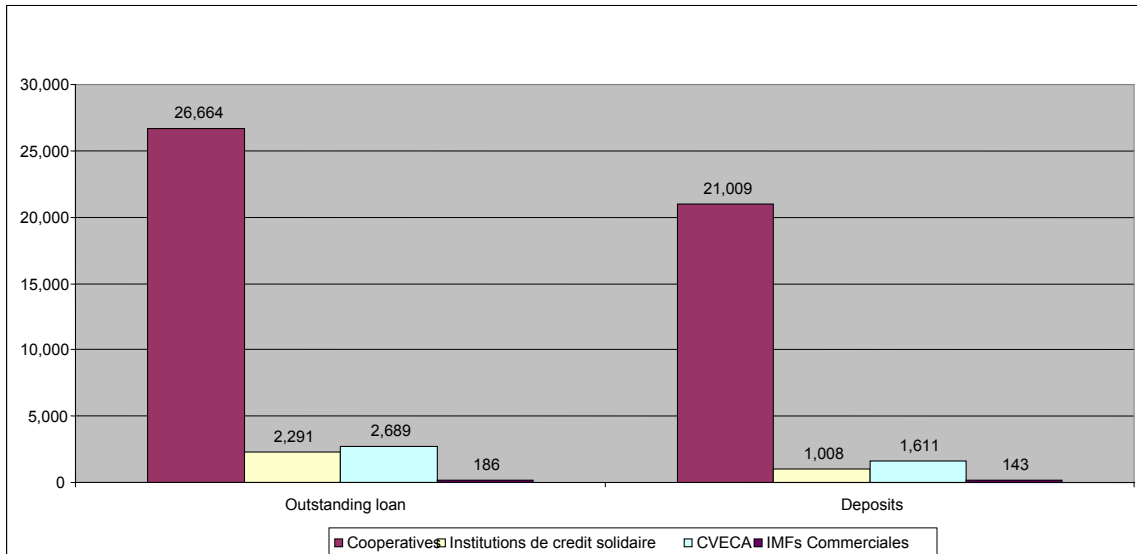
L'institution qui fait l'objet de cette recherche est une institution de type coopératif. Elle se nomme Nyèsigiso signifiant « maison de la prévoyance ».

Graphique 2: Nombre de membres par type d'institution in 2003



Source: CAS/SFD (2004)

Graphique 3: Encours de crédit et de dépôts par type d'institution en 2003
(En million of CFA)



Source: CAS/SFD (2004)

2.2. L'institution NYESIGISO

Nyèsigiso est une institution mutualiste d'épargne et de crédit qui fut créée au début des années 90 dans la région de Ségou au Mali., avec l'appui technique de Développement International Desjardins (DID) et l'appui financier de l'Agence Canadienne de Développement International (ACDI). L'institution s'est constituée en réseau en 1997.

En 2003, Nyèsigiso commença un vaste projet de reconfiguration dans le but de renforcer sa viabilité financière et intentionnelle. Dans les années à venir, l'institution vise à poursuivre son processus de modernisation et d'information.

La mission de Nyèsigiso est d'offrir des services de crédit et d'épargne aux populations n'ayant pas accès aux services des banques formelles.

Par la taille, Nyèsigiso est la deuxième plus grande institution de micro-finance au Mali avec 52 caisses affiliées et 113,643 membres servis par 278 employés (Décembre, 2004). Nyèsigiso couvre 5 régions administratives du Mali sur un total de 8 régions. Les femmes représentent 36.6% des membres et 48% des bénéficiaires effectifs¹⁰.

2.2.1 Structure et organisation de Nyèsigiso

En termes d'organisation structurelle, Nyèsigiso comporte deux niveaux :

- Niveau 1: Caisses ou Coopératives d'épargne et de crédit
- Niveau 2 : Union (or réseau) de coopératives

Chacun de ces deux niveaux est géré par une équipe technique qui rend compte a des élus qui se retrouvent au niveau de trois organes de gestion et de contrôle :

- Conseil d'Administration (CA)
- Comité de Crédit (CC)
- Conseil de Surveillance (CS)

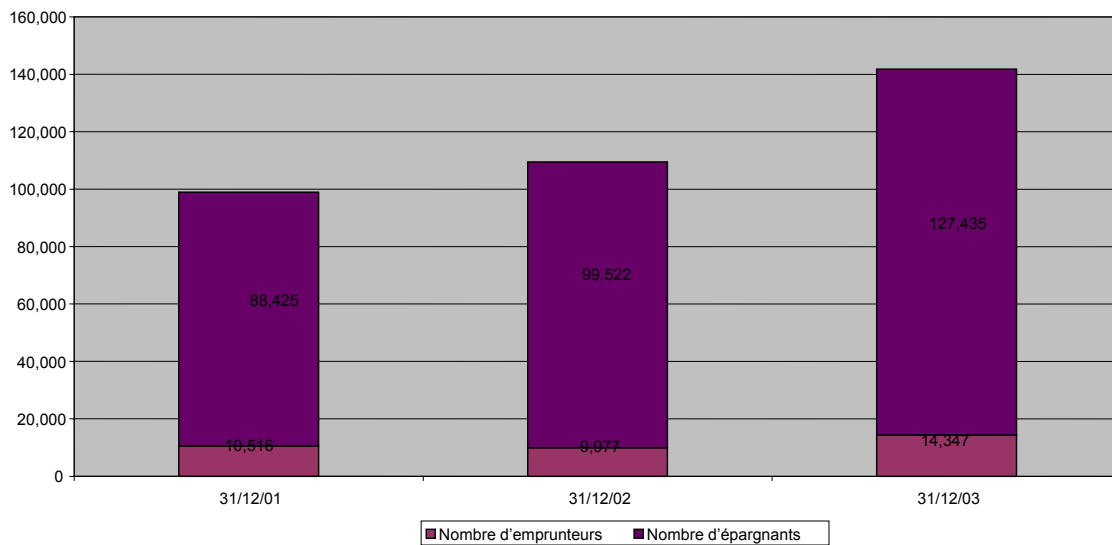
¹⁰ Rapport annuel d'activités de Nyèsigiso pour 2004

Aussi bien au niveau des coopératives individuellement prises qu'à celui de l'union, les élus sont choisis suivant un principe démocratique (1 personne/ 1 voix) et travaillent sur la base du volontariat. Les élus, au niveau de l'union sont choisis parmi les élus des coopératives affiliées.

2.2.2 Indicateurs de performance

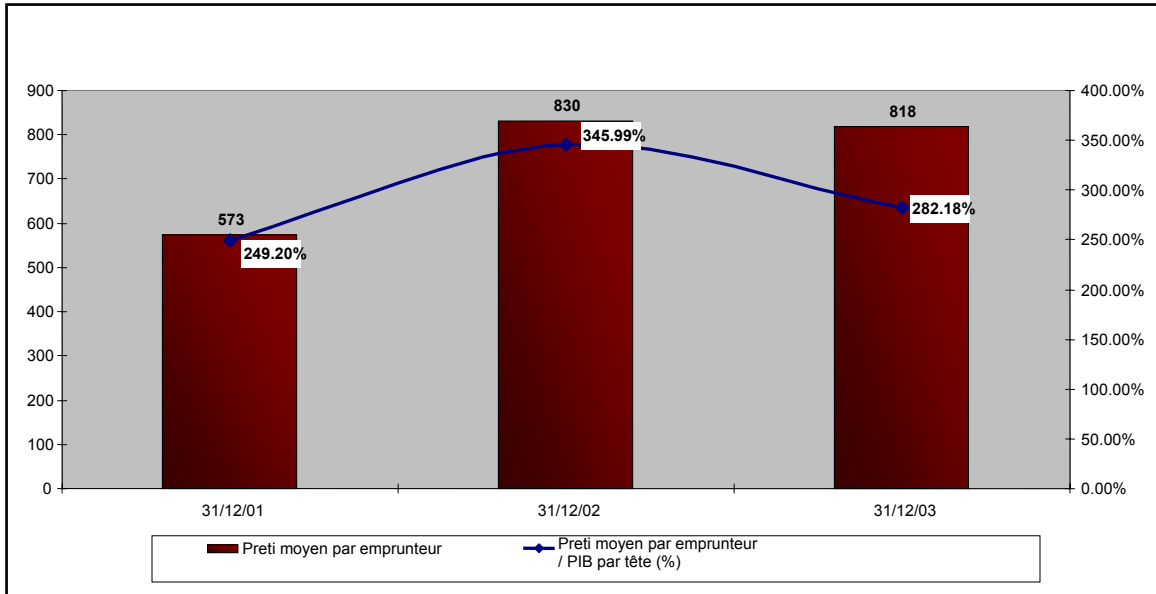
L'analyse des graphiques ci-dessous indique une amélioration progressive des performances de l'institution en termes de croissance et de rentabilité entre 2001 et 2003.

Graphique 4: Nombre d'épargnants et d'emprunteurs



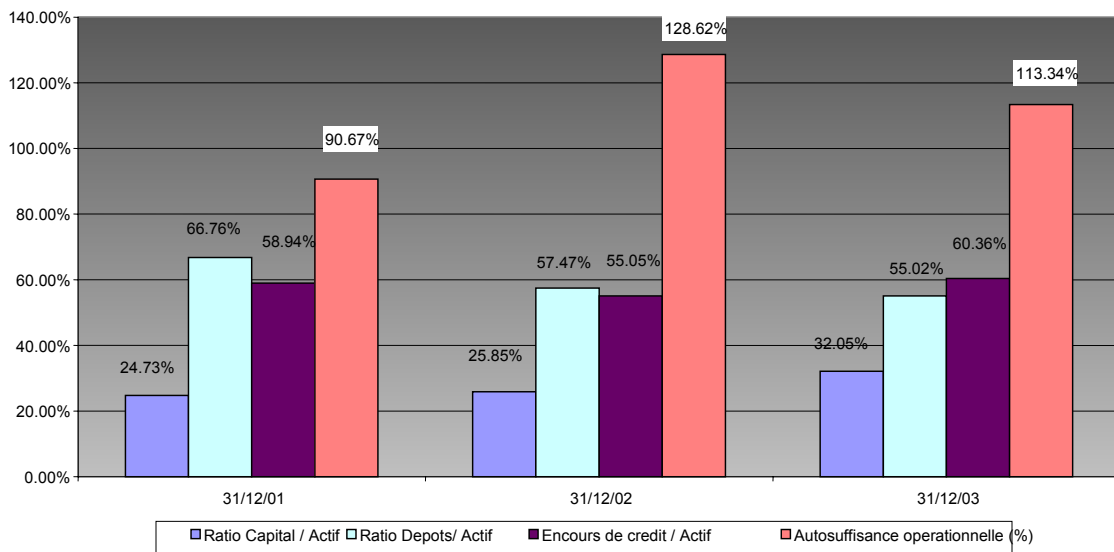
Source: Nyèsigiso, rapports annuels

Graphique 5: Prêt moyen par emprunteur (en dollar US) et PIB par tête (%)



Source: The Mix, profil de Nyèsigiso

Graphique 6: Structure financière et autosuffisance opérationnelle (%)



Source: The Mix, profil de Nyèsigiso

3. Méthodologie

3.1 Méthodes d'analyse

Deux techniques statistiques ont été utilisées pour développer le modèle, il s'agit de l'analyse discriminante et de la régression logistique. Nous avons eu recours au logiciel SPSS (Statistical Package for Social Science) pour mettre en œuvre les techniques statistiques ci-dessus mentionnées.

3.1.1 Analyse discriminante

L'analyse discriminante est un outil statistique qui peut être utilisé pour des fins descriptives et de classification afin d'analyser une diversité de situations dans différents domaines comme la finance, le marketing. Elle est utilisée pour modéliser la valeur d'une variable dépendante qualitative et sa relation avec un ou plusieurs variables explicatives.

Etant donné un ensemble de variables indépendantes, l'analyse discriminante tente de trouver des combinaisons linéaires de ces variables qui permettent de mieux distinguer les différents groupes de cas. Ces combinaisons sont appelées fonctions discriminantes. La mise en œuvre de l'analyse discriminante est basée sur certaines hypothèses clés :

- Les variables explicatives ne sont pas hautement corrélées entre eux
- La moyenne et la variance d'une variable explicative donnée ne sont pas corrélées
- Les variables explicatives sont normalement distribuées
- La corrélation entre deux variables explicatives données est constante au sein du groupe (la matrice de Variance-covariance est homogène)

3.1.2 La régression logistique

Comme certaines hypothèses requises pour l'application de l'analyse discriminante n'étaient satisfaites (notamment celle relative à la normalité des variables explicatives), nous avons décidé d'utiliser également la régression logistique qui accepte une gamme plus large de distributions. Contrairement à l'analyse discriminante, la régression logistique recourt à l'approche du Maximum de Vraisemblance pour estimer les paramètres du modèle. Le terme d'erreur est supposé suivre une distribution logistique.

3.2 Définition de “bons” et “mauvais” emprunteurs

L'objectif principal de cette recherche est de développer un modèle statistique qui puisse permettre de distinguer les bons emprunteurs des mauvais. Une des premières étapes est donc de définir ce que nous entendons par bons et mauvais emprunteurs. Un emprunteur est considéré comme bon s'il rembourse (ou a toujours remboursé) correctement son prêt et n'a jamais été en retard de paiement pour trente (30) jours ou plus. Un mauvais emprunteur est un emprunteur qui a connu au moins une fois un retard dans le remboursement de son prêt pour 30 jours ou plus. Il convient de mentionner que ces définitions découlent des discussions avec les agents de crédit et l'équipe du service crédit de l'institution.

3.3 Sources de données :

Nous avons principalement utilisé le dossier de crédit pour collecter les données sur les performances de crédit des emprunteurs. Nous avons également eu recours aux agents de crédit pour avoir plus d'information sur certains clients, sur les causes du défaut de remboursement et aussi dans le but d'identifier les variables liées au défaut.

3.4 Echantillonnage et collecte de données

Echantillonnage: Nyèsigiso opère dans cinq (5) régions du Mali à savoir Koulikoro, Ségou, Tombouctou, Kayes et Bamako. Le district de Bamako a été choisi pour l'analyse

a cause des contraintes de temps et de ressources. Bamako avait vingt trois (23) caisses (coopératives) d'épargne et de crédit avant le processus de reconfiguration du réseau.

Au total, neuf caisses ont été sélectionnées dans le district de Bamako, quatre d'entre elles étaient perçues comme performantes et cinq comme moins performantes en termes de qualité du portefeuille et gestion de la caisse.

Sur la base des dossiers de crédit et des informations fournies par les agents de crédit, des listes de bons et mauvais emprunteurs furent élaborées. A partir de ces listes, nous avons sélectionné un échantillon de 269 emprunteurs sur un total de 2343 en utilisation la technique de l'échantillonnage systématique.

Le tableau suivant fournit la distribution de l'échantillon et celle de la population de laquelle est tiré cet échantillon.

Tableau 1: Distribution de l'échantillon

<i>Caisses</i> <i>/quartier</i>	<i>Bons emprunteurs</i>		<i>Mauvais emprunteurs</i>		<i>Total</i>	
	Echantillon	Population	Echantillon	Population	Echantillon	Population
Banconi	23	280	17	104	40	384
Bagadadji	20	436	19	129	39	565
Djicoroni	7	141	7	43	14	184
Sabalibougou	19	229	6	40	25	269
Daoudabougou	21	158	4	13	25	171
Yirimadio	10	129	7	58	17	187
Badalabougou	25	193	7	7	32	200
Djelibougou	32	149	15	91	47	240
Sogoniko	21	117	9	26	30	143
Total	178	1832	91	511	269	2343

Source: notre enquête

3.5 Sélection des variables

A partir du cadre théorique développé et de la disponibilité des données, nous avons identifié et collecté des informations sur plus de trente variables. Dans le tableau ci-dessous, certaines variables clés sont définies.

3.6 Definition of variables

Tableau 2: Définition des variables

Variables	Définition
AGE	Age de l'emprunteur
OCC	Profession de l'emprunteur
EDU	Niveau d'éducation de l'emprunteur
GENDER	Genre de l'emprunteur
MAT	Statut matrimonial
CHIL	Nombre d'enfant
INC	Revenu mensuel estime
LINK	Lien avec les employés ou dirigeants élus de la coopérative
RAMT	Montant de prêt demande
DAMT	Montant de prêt réellement reçu
PUR	Objet déclaré du prêt
FINREQ	Montant des conditions financières
COL	Valeur estimée des garanties matérielles
COLTYPE	Types de garantie
TIME	Temps (en nombre de jours) entre la demande et l'acceptation du crédit
REPCAP	Capacité de remboursement (30% du surplus global de l'emprunteur)
NLOAN	Nombre de prêts reçus par le membre depuis son Adhésion à la coopérative
DEFAULT	Défaut de remboursement
REPSHEC	Fréquence de remboursement
ARREARMT	Montant de prêt en retard

Variables	Définition
CAUSEDEFG	Causes of default
MATURITY	Durée du prêt en nombre de jours
EXPLOFF	Expérience des agents de crédit (en nombre d'années)
FREQRAT	Valeur des conditions / montant du prêt
TXINT1	Taux d'intérêt annualisés
DEGRATIO	(Montant de prêt demandé-Montant de prêt réellement reçus) / Montant de prêt réellement reçu. Ceci indique le degré de rationnement
RECAPRAT	Capacité mensuelle de remboursement/montant du remboursement mensualisé

- 4. Résultats empiriques

4.1 Description de l'échantillon

- **Taille de l'échantillon:** la taille de l'échantillon est de 269 dont 66.2% (178) de bons emprunteurs et 33.8% (91) de mauvais.
- **Genre:** 56.1 % de l'échantillon sont des hommes contre 43.9% de femmes
- **Statut matrimonial :** la majorité est mariée (91.1%)
- **Age:** l'âge moyen est de 41 ans avec un minimum de 20 ans et un maximum of 75 ans
- **Profession/Activité:** Presque la moitié de l'échantillon pratique le commerce comme activité principale 48.3%). Il y a 39.8% de salariés et 11.5% d'Auto-Employés Non Commerçants (AENC).
- **Education:** par rapport à l'éducation, nous avons eu l'information sur seulement 186 cas. Environ 1/5 (19.4%) de l'échantillon à un diplôme universitaire contre 28.5% d'analphabètes. Le reste de l'échantillon est alphabétisé mais n'a pas obtenu un diplôme universitaire.
- **Liens avec un employé ou un élu de l'institution** (seulement 95 cas valides): Environ 20% des emprunteurs de l'échantillon étaient soit employés ou dirigeants élus de l'institution. A peu près, 28.4% avaient un lien direct (parenté, amitié ou autres) avec un employé ou un dirigeant élu.
- **Objet déclaré du prêt :** selon nos enquêtes, le renforcement du fonds de commerce ressort comme le principal motif de demande d'un prêt (70.6%), il est

suivi de l'achat d'équipements ménagers (11.9%), des investissements dans le bâtiment (acquisitions ou améliorations) (10.8%) et le transport (5.2%). Quelques prêts ont été accordés pour des fins sociales (santé, éducation notamment).

- **Les types de garanties** : les garanties réelles sont les formes les plus requises par l'institution pour l'octroi d'un crédit. Celles-ci sont demandées pour presque tous les crédits. Dans certains, elles peuvent se combiner avec d'autres formes de garantie que sont les avalistes, le salaire, l'épargne du client. Ces dernières sont, dans de rares cas, acceptées comme garanties à part entière.

- **Nombre d'enfants**: le nombre moyen d'enfants est de 3.

- **Montant du prêt**: le montant moyen du prêt est 470 980 F CFA (718 Euros)¹¹

- **Nombre de prêts reçus**: en moyenne les emprunteurs de notre échantillon ont reçu plus de deux (2) prêts depuis qu'ils sont membres de leur coopérative.

- **Durée des prêts**: la durée moyenne des prêts est de 432 jours

- **Temps d'attente**: les prêts sont accordés en moyennes en 16 jours

- **Expérience des agents de crédit**: ils ont en moyenne trois ans d'expérience de travail pour la même coopérative

- **Prêts accordés aux dirigeants élus**: les coopératives de l'échantillon avaient en moyenne sept dirigeants élus emprunteurs dont 30% de défaillants.

- **Qualité du portefeuille de crédit**: le taux de prêts en retard des coopératives enquêtées était en moyenne de 7,7%, avec un minimum de 1,7% et un maximum de 19.1%

¹¹ Le Franc CFA a un taux de change fixe avec l'Euro (1 Euro = 655.955 F CFA)

- **Valeur estimée des garanties:** la valeur estimée des garanties représente en moyenne deux fois le montant des prêts.
- **Conditions financières:** avant de bénéficier du crédit, l'emprunteur doit payer des frais de dossier (1% du montant du prêt), fournir un apport personnel et souscrire à un programme d'épargne obligatoire. En moyenne, ces préalables représentent 28% du montant du prêt.
- **Taux d'intérêt annualisés:** le taux d'intérêt annualisé moyen est de 18% avec un maximum de 24%.
- **Montants de prêts demandés / montants reçus:** assez souvent le montant de prêt réellement accordé à l'emprunteur est inférieur au montant demandé. Sur l'échantillon, la différence entre ces deux montants représente en moyenne 18% du montant du prêt.
- **Capacité de remboursement des emprunteurs:** le surplus financier mensuel des emprunteurs est estimé comme étant supérieur au double du montant de leur remboursement périodique mensualisé.
- **Demande du premier prêt:** en moyenne les emprunteurs de l'échantillon ont demandé leurs premiers prêts 627 jours après leur adhésion à la coopérative.

4.2 Analyse de contingence ¹²

L'analyse des relations entre le défaut de remboursement et certaines caractéristiques qualitatives des emprunteurs a été menée en utilisant les tableaux croisés et les statistiques y afférents (Chi-deux, coefficients de contingence etc.)

¹² Chaque fois que nous évoquons défaut, il s'agira du défaut de remboursement

4.2.1 Défaut de remboursement et profession

Les commerçants représentent 48.3% de l'échantillon (130 cases) ; 63.8% d'entre eux sont considérés comme bons emprunteurs contre 36.2% de mauvais. Environ 39.8% de l'échantillon étaient des salariés. Parmi eux, environ 29% ont eu un défaut de remboursement contre 71% qui ont toujours bien remboursé leurs prêts. Dans l'échantillon, il y a 31 Auto-Employés Non Commerçants (AENC) ; 42% d'entre eux ont fait défaut. Le statut de AENC semble être lié à un haut risque de crédit alors celui du salarié peut être associé à un faible risque de crédit. Toutefois, le *Chi-deux* n'est pas significatif, ce qui implique une faible relation entre le défaut et la profession.

4.2.2 Défaut de remboursement et éducation

Environ un tiers (28.5%) de l'échantillon est analphabète, 19.4% détiennent un diplôme universitaire. Pour ces deux catégories, environ 1/3 des emprunteurs sont considérés comme bons, ce qui traduit la faible importance du niveau d'instruction dans l'analyse du défaut conformément à la non significativité du *Chi-deux*.

4.2.3 Défaut de remboursement et genre

L'analyse de la relation entre le défaut et le genre a permis de montrer la faiblesse du lien existant entre ces deux variables. Pour les deux catégories (hommes et femmes), à peu près le tiers des emprunteurs est défaillant. Ce résultat est différent de celui de certaines recherches précédentes qui ont montré que les femmes représentent un meilleur risque de crédit que les hommes notamment le contexte africain (Viganò, 1993).

4.2.4 Défaut de remboursement et statut matrimonial

La majorité des emprunteurs de l'échantillon est mariée (91.1%). Dans cette catégorie, 32.3% ont eu un défaut de remboursement contre 45% pour les célibataires, 100% pour les emprunteurs divorcés (seulement un cas) et 66% pour les veufs (3 cas).

Les statuts de divorce et de célibataire semblent être associés à un plus grand risque de crédit mais en raison du nombre de cas il s'avère difficile d'établir un lien solide entre statut matrimonial et défaut, le *Chi-deux* n'est pas significatif.

4.2.5 Défaut de remboursement et Objet déclaré du prêt

Les motifs déclarés lors de la demande des prêts sont relatifs à l'augmentation du fonds de commerce, au matériel et équipements ménagers, à la construction et au transport. Parmi ceux qui ont demandé un prêt pour renforcer leur fonds de commerce 35.8% ont eu des problèmes de remboursement contre 24% pour les demandeurs de crédit pour l'investissement dans le bâtiment, 35.7% pour l'investissement dans le transport, 31.3% pour l'acquisition d'équipements ménagers, 25% pour les raisons sociales.

De toutes les catégories, le transport semble être lié à un niveau de risque de crédit relativement élevé. Toutefois, de façon globale, il semble y a indépendance entre le défaut et l'objet déclaré du prêt.

4.2.6 Défaut de remboursement et Type de garanties

Les formes de garanties le plus demandées sont les garanties matérielles (réelles) qui sont souvent combinées avec la caution d'un tiers –avaliste- (46.8% des cas). Parmi ceux qui engagent ce type de garantie, 38.2% ont eu des défauts de remboursement contre 40% pour ceux qui ont eu la caution d'un avaliste comme seule garantie, 11.8% pour ceux dont les salaires sont vire a Nyèsigiso ; 25% pour les emprunteurs salaries n'étant pas sur virement salaire au niveau de Nyèsigiso et ayant fourni des garanties et un engagement de virement automatique d'une portion de leurs salaires. Pour cette dernière catégorie, le défaut de remboursement peut s'expliquer en partie par les lourdeurs administratives (notamment dans les cas de virements entre banques différentes) et les

démissions du personnel endetté ayant quitté ou ayant été limogés avant le remboursement total de leurs prêts. Le test du *Chi-deux* indique une possible relation entre le type de garanties et le défaut de remboursement. Le recours aux garanties matérielles et/ou la caution d'avalistes semble être lié à un plus grand risque de crédit. Par contre, les salaires et les dépôts à terme ont tendance à réduire le risque de défaut.

4.2.7 Défaut de remboursement et fréquence de remboursement

La fréquence de remboursement semble être significativement liée au défaut. La majorité des emprunteurs (98%) remboursent leurs prêts sur une base mensuelle. Parmi ceux-ci, environ 32,6% ont connu des défauts de remboursements. Par ailleurs, 100 % de ceux qui remboursent leurs prêts sur une base trimestrielle et/ou unique (semestrielle ou annuelle) sont défaillants.

4.2.8 Défaut de remboursement et ses causes /manifestations

Avec l'aide des agents de crédit, nous avons cherché à savoir davantage sur les causes et manifestations du défaut. De cette analyse, il ressort que l'une des premières causes / manifestation du défaut est la mauvaise volonté des emprunteurs défaillants (36,6% des cas de défaut). Cela peut expliquer par plusieurs facteurs dont la défaillance du système judiciaire est la plus importante. De plus en plus, les emprunteurs prennent conscience de cette défaillance et n'ont plus peur des suites. Les réalités sociales et culturelles expliquent en partie cette attitude des emprunteurs car en principe les membres d'une coopérative se connaissent.

Par ailleurs, 16,5% des défaillants se sont enfuis ou ont changé d'adresse, 4,4% d'entre eux ont perdu leur emploi et cela constitue la raison principale de leur défaillance. Environ 5% des défaillants auraient détourné l'objet de leurs prêts en utilisant pour d'autres fins, différentes de celles mentionnées dans le contrat de prêt. Cela explique la fongibilité du crédit et indique dans une certaine mesure l'aléa de moralité. 15,4% des cas de défaillance sont dus à la faillite, 14,3% aux maladies et décès, 6,6% pour des raisons sociales et culturelles (utilisation du prêt pour les événements sociaux et / ou culturels) et 1,1% pour insuffisance de la demande pour les produits ou services vendus.

4.2.9 Défaut de remboursement et résidence

Le fait d'habiter ou non le quartier d'implantation de la coopérative ne semble avoir aucun lien avec les problèmes de remboursement. En effet, environ le 1/3 de chaque catégorie (ceux habitant dans le quartier de la coopérative et ceux habitant ailleurs) a eu des problèmes de remboursement.

4.2.10 Défaut de remboursement et liens avec des employés ou dirigeants élus¹³

Les résultats indiquent que le fait d'être employé et ou dirigeant semble être lié au défaut de remboursement. Au moins 36,4% des employés emprunteurs de l'échantillon ont eu des défauts de remboursement contre 37,5% pour les dirigeants élus.

Par ailleurs, le fait d'avoir des relations amicales ou familiales ne semble pas être positivement lié au défaut de remboursement. Au total 46% des emprunteurs n'ayant aucun lien avec des employés ou des dirigeants élus, ont été défaillants sur leurs prêts contre seulement 26% pour les emprunteurs identifiés comme n'ayant aucun lien avec des employés ou dirigeant élus.

4.3 Comparaison des moyennes

En faisant usage du t-test, nous avons testé l'égalité des moyennes de certaines variables pour les bons et mauvais emprunteurs. Les résultats des tests effectués révèlent qu'il y a une différence significative entre bons et mauvais emprunteurs sur les variables suivantes :

- Le temps d'attente
- Le nombre de prêts reçus

¹³ Nous avons eu seulement 95 cas dont certains n'étaient pas fiables du tout, notamment ceux relatifs aux liens avec des employés ou dirigeants élus.

- Les conditions financières
- Le ratio de revenu /montant du prêt
- La Capacité de remboursement

Par contre, aucune différence significative n'a été trouvée entre bons et mauvais emprunteurs en termes d'âge, de nombre d'enfants, de revenu mensuel estimé, de montant du prêt, de valeur estimée des garanties, de niveau des taux d'intérêt nominaux, de pourcentage de dirigeants élus défaillants, et de niveau d'expérience des agents de crédit etc. Le constant ci-dessous ne veut nécessairement pas dire que ces variables ne contribuent pas à la distinction entre bons et mauvais emprunteurs.

4.4 Résultats issus de l'analyse discriminante:

A l'aide du logiciel SPSS, l'analyse discriminante a été menée en utilisant dix sept (17) variables explicatives et en tenant compte du manque d'information, de l'analyse de contingence et de la comparaison des moyennes effectuées ci-dessus ¹⁴. Les résultats suivants ont été obtenus.

4.4.1 Vérification des hypothèses

- Selon le test de Kolmogorov-Smirnov, la presque totalité des variables explicatives ne sont pas distribuées suivant la loi normale ;
- Le test Box'M était significatif, ce qui veut dire que les deux groupes (bons et mauvais emprunteurs) des matrices Variance-Covariances différentes, un scénario a été simulé avec des matrices Variance-Covariances séparées pour les deux groupes

¹⁴ Cela n'exclut la possibilité qu'il y ait des variables à haut pouvoir discriminatoire parmi les variables non considérées.

- La proportion réelle des groupes était différente de la proportion supposée par le logiciel (50% pour chaque groupe), le modèle a considéré la proportion réelle sur l'échantillon.

La fonction discriminante

Tableau 3: La fonction discriminante

Variables	Coefficients	Ordre d'importance
TIME	.028	3
NLOAN	.377	1
FREQART	-10.288	2
DEGRATIO	-.874	4
TXINT1	12.491	5
(Constante)	-.679	

L'analyse de la matrice structurelle "structure matrix" indique que le nombre de prêts est le facteur est le plus important pour distinguer bons et mauvais emprunteurs. Ce facteur est suivi des conditions financières et du temps d'attente.

4.4.2 Adéquation du modèle

Les mesures d'adéquation du modèle indiquent une bonne adéquation du modèle avec les données.

Tableau 4: Eigen values

Fonction	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	.452	100.0	100.0	.558

a First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Tableau 5: Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.689	62.430	17	.000

4.4.3 Pouvoir de prédiction du modèle et analyse de sensibilité

Le modèle a un bon pouvoir de prédiction car il prévoit correctement 74.7% des cas si le point de coupure est fixe à 0.5. Quand nous adoptons une approche plus conservatrice en ramenant le point de coupure à 0.4, la performance de prédiction diminue un peu mais la prédiction relative aux mauvais emprunteurs s'améliore significativement.

Tableau 6: Classification : point de coupure 0.5

<i>Point de coupure 0.5</i>			
	Pas de défaut	Défaut	
Pas de défaut	154	24	
Default	44	47	
Total	198	71	269
Pourcentage			
	77.8%	33.8%	
	22.2%	66.2%	
Hit ratio		74.7%	

Tableau 7: Classification : point de coupure 0.4

<i>Point de coupure 0.4</i>			
	Pas de défaut	Default	
Pas de défaut	128	24	
Default	50	67	
Total	178	91	269
Pourcentage			
	71.9%	26.4%	
	28.1%	73.6%	
Hit ratio	72.5%		

4.5 Résultats issus du modèle logit

4.5.1 Le modèle logit

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

$$\text{Log}\left(\frac{p}{1-p}\right) = 0.232 - 23.079TXINT1 + 19.838FREQRAT + 1.085DEGRATIO - 0.671NLOAN - 0.04TIME$$

(Equation 1)

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

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(0.232 - 23.079 TXINT1 + 19.838 FREQRAT + 1.085 DEGRATIO - 0.671 NLOAN - 0.04 TIME)}}$$

(Equation 2)

Pour un emprunteur ayant les caractéristiques suivantes:

- Temps d'attente (TIME) : 10 jours
- Nombre de prêts (NLOAN) : 2
- Degré de rationnement (DEGRATION) : 0
- Conditions financières (FREQRAT): 34%
- Taux d'intérêt annualisé (TXINT1): 21%

La probabilité de défaut est estimée à 0.48 or 48%.

4.5.1 Adéquation du modèle

L'analyse des tableaux ci-dessous montre que le modèle est globalement adéquat. Les variables explicatives retenues sont celles qui s'avèrent utiles et importantes dans l'explication et la prédiction de la probabilité de défaut.

Tableau 8: Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	23,090	1	,000
	Block	23,090	1	,000
	Model	23,090	1	,000
Step 2	Step	20,878	1	,000
	Block	43,967	2	,000

Step 3	Model	43,967	2	,000
	Step	10,328	1	,001
	Block	54,295	3	,000
Step 4	Model	54,295	3	,000
	Step	5,741	1	,017
	Block	60,036	4	,000
Step 5	Model	60,036	4	,000
	Step	4,685	1	,030
	Block	64,721	5	,000
	Model	64,721	5	,000

Tableau 9: Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	205,750(a)	,122	,168
2	184,872(b)	,219	,303
3	174,544(c)	,263	,363
4	168,803(c)	,286	,396
5	164,118(c)	,305	,421

Tableau 10: significance of individual parameters

Variables	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
TIME	-,040	,017	5,576	1	,018	,960
	-,671	,173	14,980	1	,000	,511
NLOAN						
	1,085	,527	4,248	1	,039	2,960
DEGRATIO						
	19,838	6,749	8,641	1	,003	412606449,
FREQRAT						560
	-23,079	12,204	3,576	1	,059	,000
TXINT1						
	-,232	1,068	,047	1	,828	,793
Constant						

Tableau 11: Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	4,094	3	,252
2	4,854	7	,678
3	11,500	8	,175
4	9,138	8	,331
5	14,058	8	,080

4.5.2 Pouvoir de prédiction du modèle

Le modèle a un bon pouvoir de prédiction. Il prédit correctement 74,7% des cas si le point de coupure est fixe à 0.5. Une attitude plus conservatrice améliore significativement la performance du modèle dans la prédiction des mauvais prêts (de 54% à 70%) sans affecter la performance globale du modèle en termes de prédiction qui passe de 74,7% à 71.4%) lorsque le point coupure passe de 0,5 à 0,4.

Tableau 12: Classification globale

	<i>Point de coupure à 0.4</i>	<i>Point de coupure à 0.5</i>
Pourcentage de bonnes prédictions	71.4%	74.7%
Pourcentage de mauvaises prédictions	28.6%	25.3%
Pourcentage de bonnes prédictions pour les bons emprunteurs	72%	85.4%
Pourcentage de bonnes prédictions pour les mauvais emprunteurs	70%	54%

4.5.3 Les déterminants de la probabilité de défaut

Les paramètres avec des coefficients positifs influencent positivement la probabilité de défaut et ceux munis de coefficients négatifs l'affecte négativement. Dans l'équation 1, le temps d'attente (TIME), le nombre de prêts reçus (NLOAN), le taux d'intérêt annualisé (TXINT1) réduisent la probabilité de défaut quand ils augmentent. Au contraire, le degré de rationnement (DEGRATIO), les conditions financières (FREQRAT) ont une relation positive avec la probabilité de défaut.

Interprétation: statique comparative

Considérons l'exemple donné ci-dessus pour un emprunteur ayant les caractéristiques suivantes :

- Temps d'attente (TIME) : 10 jours
- Nombre de prêts (NLOAN) : 2
- Degré de rationnement (DEGRATION) : 0
- Conditions financières (FREQRAT): 34%
- Taux d'intérêt annualisé (TXINT1): 21%

La probabilité de défaut est de 48% (équation 2).

En considérant toutes autres choses égales par ailleurs:

- Un emprunteur qui attend relativement longtemps avant d'avoir son prêt est moins susceptible de faire défaut. La probabilité de défaut diminue de 48% à 43% lorsque le temps d'attente passé de 10 jours à 15 jours;
- Un emprunteur qui a un plus long et bon historique de crédit avec l'institution a une plus faible probabilité d'être mauvais emprunteur qu'un autre qui a un court historique. La probabilité de défaut passe de 48% à 11% quand le nombre de prêts augmente de 2 à 5;
- Plus le degré de rationnement est important, plus importante est la probabilité de défaut. Lorsque le degré de rationnement augmente de 0 à 30% du montant du prêt, la probabilité de défaut croît de 48% à 56%;
- Un emprunteur qui fait face à des conditions financières plus lourdes (élevées) à plus de chance de faire défaut. La probabilité de défaut augmente de 48% à 75% quand les conditions financières passent de 34% à 40% ;
- Un emprunteur qui paie un taux d'intérêt plus élevé est moins susceptible de faire défaut. Lorsque le taux d'intérêt augmente de 21% à 24%, la probabilité de défaut diminue de 48% à 32%.

4.5.4 Analyse et discussion des résultats

Défaut de remboursement / Temps d'attente

Le modèle nous indique qu'un emprunteur qui observe une période d'attente plus longue est, *ceteris paribus*, moins susceptible d'être un mauvais emprunteur. Afin de réduire le

risque de crédit, les agents de crédit doivent disposer d'assez de temps pour analyser les demandes de prêt en profondeur. Toutefois, un équilibre doit être trouvé entre la nécessité de l'analyse du risque de crédit et celle de ne pas augmenter les coûts de transaction pour l'emprunteur. Pour l'échantillon considéré, le temps moyen d'attente est de 17 jours, avec un maximum de 75 jours et un minimum de 2 jours. Environ 88% des prêts ont été approuvés entre 2 et 30 jours.

Analyse du crédit / processus d'approbation des prêts à Nyèsigiso: les demandes de prêt sont d'abord techniquement analysées par les agents de crédit qui les soumettent au Comité de Crédit de la Coopérative concernée après validation par le Coordinateur local de crédit. Il revient au Comité de Crédit d'accepter ou de refuser les prêts pour les montants inférieurs ou égaux à 1 000 000 FCFA (1524,5 Euros). Pour les montants supérieurs, les demandes de prêt doivent être analysées et approuvées par un Comité spécial au niveau central (union) appelé Comité d'Instruction du Crédit (CIC) dirigé par le Chef du département crédit.

Défaut de remboursement et relation de long terme

Les analyses ont montré que la relation de long terme réduit significativement le risque de crédit, toutes autres choses étant égales par ailleurs. Cela est conforme avec la littérature, dans le sens où la construction d'une relation de long terme est l'un des meilleurs moyens de réduire les problèmes d'asymétries informationnelles, le risque de crédit et d'accroître la disposition du prêteur à prendre plus de risque (Jiménez and al. 2003).

Défaut de remboursement et Degré de rationnement

Les résultats issus du modèle indiquent que le fait d'être rationné est positivement lié à la probabilité de défaut. Plusieurs facteurs sont pris en compte dans la décision de rationnement mais les éléments les plus déterminants demeurent le plus souvent la nature de l'activité à financer, le niveau de revenus et de richesse qui détermine sa capacité de

remboursement. Zeller (1994) a obtenu des résultats similaires en analysant les déterminants du rationnement de crédit parmi les prêteurs informels et les groupes de crédit formels au Madagascar.

Défaut de remboursement et conditions financières

Plus les conditions financières sont élevées, plus grande est la probabilité de défaut. L'exigence de conditions financières vise au moins deux objectifs. Premièrement, les conditions financières visent à tester la disposition de l'emprunteur à contribuer financièrement au projet à financier et son engagement envers ce projet. Deuxièmement, elles visent à sécuriser l'institution contre le risque de crédit et le risque d'il liquidité.

Les conditions financières types pour un emprunteur individuel de Nyèsigiso incluent les aspects suivants :

- Les frais d'analyse du crédit : 1% du montant du prêt
- Le Fonds de cautionnement (un mécanisme d'assurance et de protection de la coopérative contre le défaut de remboursement) : 3% du montant du prêt
- Un apport personnel pouvant atteindre jusqu'à 25% du montant du prêt
- Une épargne obligatoire (parts permanents) : 5% du montant du prêt

Après l'octroi du prêt, environ 30% du montant doit rester bloquer dans le compte jusqu'au remboursement final et sans intérêt. Ce dépôt obligatoire peut avoir un coût d'opportunité très élevé pour l'emprunteur dans la mesure où il n'est porteur d'intérêt.

Les éléments constitutifs des conditions financières contribuent directement ou indirectement à augmenter le coût du crédit et pourraient négativement affecter la rentabilité notamment ce qui investissent dans une entreprise, toutes autres choses étant égales par ailleurs.

Défaut de remboursement et taux d'intérêt annualisés

Selon le modèle, il existe une relation inverse entre taux d'intérêt et probabilité de défaut. Ce résultat doit être nuancé dans la mesure où certains emprunteurs de l'échantillon ont bénéficié de taux d'intérêt subventionnés à travers un partenariat entre Nyèsigiso et l'Office Malien de l'Habitat (OMH) qui a accordé un fonds de garantie à l'institution. L'objectif de ce fonds était d'aider les personnes à revenus faibles à bénéficier de prêts dans de conditions relativement faciles pour améliorer leur habitat et acquérir de l'équipement ménager. Malheureusement, il ya eu des problèmes de remboursement sur ce portefeuille et cela explique en partie la nature du lien entre taux d'intérêt et la probabilité de défaut.

Défaut de remboursement et garanties : la comparaison des moyennes a montré que le niveau des garanties n'est pas un facteur discriminant permettant de distinguer bons et mauvais emprunteurs. Le ratio de garanties avait été inclus dans le modèle au départ mais il a été éliminé lors du processus de sélection des variables significatives « stepwise process ». En plus l'information relative aux garanties et à leur évaluation n'est pas de bonne qualité.

4.5.5 Inférence sur les rejets “Rejection Inference Analysis”

Qu'est ce que c'est que l'inférence sur les rejets?

Un des problèmes majeurs du développement des modèles de Scoring est relatif au biais des rejets “reject bias” dans la mesure où les modèles sont généralement développés à partir des prêts acceptés uniquement. De ce fait, ils ne tiennent pas compte des caractéristiques des emprunteurs dont les prêts ont été rejetés. Les techniques développées pour faire face à ce problème peuvent être regroupées sous le nom générique d'inférence sur les rejets “rejection inference” (Thomas et al. 2002). Il est généralement admis que l'augmentation significative de la taille de l'échantillon permettrait de réduire considérablement les biais liés à la non sélection des rejets dans l'échantillon.¹⁵

¹⁵ Voir Verstraeten and Van den Poel pour une revue récente de l'impact des biais de sélection sur la performance des modèles de Credit Scoring

Une des solutions consiste à utiliser les caractéristiques des emprunteurs dont les prêts ont été rejetés pour améliorer les résultats du modèle au cas où ceux-ci ne peuvent pas être inclus dans l'échantillon lors du développement du modèle.

Pour cette recherche, nous avons testé le modèle en utilisant deux cas de rejets dans le but de confronter la décision de l'institution aux prédictions du modèle. Ces deux prêts avaient été préalablement acceptés par l'agent de crédit mais furent par la suite rejetés par son superviseur immédiat (le Coordinateur de Crédit de la zone). Le nombre limité de cas de rejets utilisés (2) ne nous permet pas d'envisager une inférence sur ces cas.

Prédiction du modèle logit pour les 2 cas de rejet

En supposant que les prêts aient été approuvés en deux semaines (temps moyen d'attente), le modèle indique une probabilité de défaut de plus de 74% pour les deux prêts. Cette prédiction du modèle est conforme avec la décision de l'institution et mais elle soulève le problème de la qualité de l'analyse de certains agents de crédit.

Les demandes de prêt ont été rejetées pour cause de mauvais antécédents décelés par le Coordinateur de Crédit. Cet état de fait met en exergue l'importance capitale de la qualité de l'information pour l'évaluation du risque de crédit en général et le développement et l'utilisation de modèle de Credit Scoring. Cela montre en outre dans quelle mesure les asymétries d'information peuvent biaiser l'évaluation du risque de crédit.

5. Conclusion et Recommandations

Cette recherche avait pour objectif de développer un modèle de Credit Scoring permettant de prédire la probabilité de défaut des nouveaux demandeurs de crédit. Pour ce faire deux outils statistiques (analyse discriminante et régression logistique) ont été utilisés et un échantillon de 269 emprunteurs de l'institution de micro-finance Nyèsigiso a servi de base d'analyse.

Les résultats suivants découlent de la recherche :

Méthodes utilisées: les deux outils utilisés (analyse discriminante et régression logistique) ont produit à peu aux mêmes résultats en termes de pouvoir de prédiction. Globalement, les modèles issus des deux techniques prédisent correctement plus de 70% des cas et ont la même sensibilité au changement du point de coupure ou « Cut off point ».

Des deux techniques, il semble que la régression logistique est plus facile à utiliser et les valeurs prédites de la variable dépendante se situent toujours entre 0 et 1 et peuvent être interprétées comme des probabilités. Tel n'est pas le cas pour l'analyse discriminante qui requiert un certain nombre de conditions dont la normalité des variables explicatives. En outre, les coefficients issus de la régression logistique peuvent être interprétés en termes d'effets marginaux sur la probabilité de défaut, ce que ne permet pas l'analyse discriminante.

Résultats empiriques issus du modèle logit: quelques résultats spécifiques ont été obtenus à partir du modèle logit.

De l'analyse des résultats issus du modèle, il ressort que le temps d'attente (TIME), le nombre de prêts reçus (NLOAN), le taux d'intérêt annualisé (TXINT1) réduisent la probabilité de défaut quand ils augmentent. Par contre, le degré de rationnement (DEGRATIO), les conditions financières (FREQRAT) sont positivement liés à la probabilité de défaut.

Sur la base des résultats présentés ci-dessus, les recommandations suivantes peuvent être formulées en vue d'améliorer l'évaluation et la gestion du risque de crédit au sein de l'institution.

Relation de long terme: elle constitue un des facteurs les plus importants de l'évaluation du risque de crédit. Nyèsigiso doit promouvoir ce facteur car il permettrait de réduire les asymétries d'information, les coûts de transaction et de monitoring aussi bien pour l'institution que pour les emprunteurs.

Conditions financières: les conditions financières rendent le coût global du prêt plus élevé pour l'emprunteur. Elles doivent être fixées à un niveau raisonnable, de manière à réduire les coûts pour l'emprunteur sans pour autant négativement affecter son engagement à fournir un niveau souhaitable (élevé) d'effort.

Taux d'intérêt : l'introduction de taux d'intérêt subventionnés peut créer des distorsions parmi les emprunteurs. L'idée des mécanismes de garantie n'est pas mauvaise en soi mais des précautions doivent être prises dans la gestion de ces mécanismes. Plus spécifiquement, les taux d'intérêt doivent être fixés à des niveaux qui tiennent compte de la pérennité de l'institution. Par ailleurs, il serait utile de bien gérer la communication pour éviter toute confusion pour les employés et pour les emprunteurs.

Degré de rationnement: dans certains cas, il serait mieux de rejeter un prêt plutôt que d'octroyer la moitié du montant demandé. La réduction du montant demandé peut amener l'emprunteur à changer son plan initial d'utilisation du prêt et cela peut entraîner des problèmes d'alea de moralité et par conséquent des difficultés de remboursement.

Temps d'attente: même s'il est important de se donner assez de temps pour analyser les demandes, il semble également très utile d'éviter de rendre le processus trop long. Un processus trop long augmenterait les coûts de transactions pour l'emprunteur.

Limites de la recherche

Cette recherche aurait pu atteindre des résultats plus intéressants si nous pouvions:

- Avoir un échantillon de plus grande taille
- Disposer de plus de temps pour collecter des informations sur des variables qualitatives

BIBLIOGRAPHIES

Akhavein, J. and al. (2001), “The diffusion of financial innovations: an examination of the adoption of Small business Credit Scoring by Large banking organizations”, *Working Papers Series*, The Wharton School, University of Pennsylvania.

Altman, E. I., (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, N4/1968, pp 589-609.

Ausbel. M, L. (1999), “Adverse selection in credit card market”, *Working Paper*, University of Maryland.

Banque Mondiale (1997), “Le secteur informel et les institutions de micro financement en Afrique de l'Ouest”, *Document technique numéro 324F*, Washington D.C.

Amendariz, B and Gollet, C. (1996), “Peer grouping in an adverse selection model”, *Discussion Paper 96-24 ISSN 1350-6722*. University College London, Department of Economics.

Berger, A.N. and G. F. Udell (1990): “Collateral, Loan Quality, and Bank Risk.” *Journal of Monetary Economics*, Vol. 25, pp. 21-42.

Salanié, B. (1994), “Théorie des contrats, *Economica*”, Collection "Economie et Statistique Avancées".

Boot, A. W. A. (2000), “Relationship banking: What Do We Know ?” *Journal of Financial Intermediation* 9, pp. 7-25.

Boot, A.W.A. and A. V. Thakor (1994), “Moral Hazard and Secured Lending in an Infinitely Repeated Credit Market Game” *International Economic Review*, Vol. 35, No 4, November, pp. 899-920.

Boot, A.W.A. and A. V. Thakor (2000), “Can Relationship banking Survive Competition?” *The Journal of Finance*, Vol. LV, No 2, April, pp. 679-713.

Boot, A.W.A., A. V. Thakor and G. F. Udell (1991), “Secured Lending and Default Risk: Equilibrium Analysis, Policy Implications and Empirical Results.” *The Economic Journal*, 101, pp. 458-472.

Caire, D. and R. Kossmann (2003), “Credit Scoring: Is it right for your bank?”, Bannock Consulting.

CAS/SFD (2003), “Rapport annuel sur le secteur de la micro-finance au Mali”, Ministère de la Promotion des Investissements et des Petites et moyennes Entreprises, République du Mali

CAS/SFD (2004), “Rapport annuel sur le secteur de la micro-finance au Mali”, Ministère de la Promotion des Investissements et des Petites et moyennes Entreprises, République du Mali

Chan, Y.S. and G. Kanatas (1985), “Asymmetric Valuation and the Role of Collateral in Loan Agreements”. *Journal of Money, Credit and Banking* 17, pp. 85-95.

Cheng Wang and Stephen D. Williamson (1993), “adverse selection in credit markets with costly screening,” *Working Paper*, University of Western Ontario.

Collins, M and al. (2001), “The influence of Bureau Scores, Customized scores and judgmental review on the bank underwriting decision making process” Paper presented at the Federal Reserve System Changing Financial Markets and Community Development Conference, Washington, DC April 5-6.

Dennis, Warren L. (1995), "Fair lending and credit scoring," *Mortgage Banking*, Vol. 56, pp. 55 - 59.

Detragiache, E; P. Garella and L. Guiso (2000), "Multiple Versus Single Banking: Evidence from Small Business Data". *The Journal of Finance* 49, pp. 3-37

Edelberg, W. (2002), "Testing for adverse selection and moral hazard in consumer loan markets", *Working Paper*, University of Chicago.

Feldman, Ronald. (1997), "Banks and Big Change in technology called credit scoring", Federal reserve bank of Minneapolis, The Region, pp 19-25

Gabriel, J. and Saurina, J (2003), "Collateral, type of lender and relationship banking as determinants of credit risk", Bank of Spain.

George A. Akerlof (1970), "the market of "lemons": quality Uncertainty and the market mechanism, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol 84 Issue 3, pp 488-500.

Hal R. Varian (1997), " Analyse micro-économique", *De Boeck Université*

Hester, D.D. (1979), "Customer Relationships and Terms of Loans" *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 11, pp. 349-357.

Hillier Brian (1997), "the economics of asymmetric information", *Macmillan Press Ltd*, London

Kulkosky, Edward. (1996), "Credit scoring could have a downside, experts say," *American Banker*, Vol. 161, p. 8.

Maddala, G. (1983), "*Limited Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*", *Cambridge University Press*.

Meyer, R and al (1999), “Better Practices in Agricultural lending”, *Agricultural Finance Revisited* No3, FAO, GTZ .

Petersen, M.E. and R. G. Rajan (1994), “The Benefits of Firm-Creditor Relationships:

Petersen, M.E. and R. G. Rajan (1995), “The Effect of Credit Market Competition on lending Relationships” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 110, pp. 407-444.

Rajan, R.G. (1992), “Insiders and Outsiders: The Choice between Informed and Arm’s length Debt.” *The Journal of Finance* 47, pp. 1367-1399.

Relationships: Theory and Evidence.” *The Journal of Finance*, Vol. IV, n° 3, pp. 1133-1161.

Rajan, R.G. and A. Winton (1995), “Covenants and Collateral as Incentives to Monitor”. *The Journal of Finance*, Vol. 50, pp. 1113-1146.

Schreiner, M. and Nagarajan, G. (1998), “Predicting the Creditworthiness with publically observable characteristics: Evidence with ASCRAs and ROSCAs in the Gambia”, *Savings and Development*, 1998, Vol. 22, No 4, pp 399-414.

Schreiner, M. (1999), “A scoring model of the risk of costly arrears at a micro-finance lender in Bolivia”, *Center for Social Development*, Washington University in St Louis, USA

Schreiner, . (2004), “Benefits and pitfalls of statistical credit scoring for micro-finance”, *Center for Social Development*, Washington University in St Louis, USA

Sharpe, S.A. (1990), “Asymmetric Information, Bank Lending, and Implicit Contracts: a stylized Model of Customer Relationships. *The Journal of Finance* 45, pp. 1069-1087.

Stiglitz, J.E and Weiss, A. (1981), “Credit rationing in markets with imperfect information”, *American Economic Review* 74, 393-410

Thomas, L. C, Edelman, D. B, Crook, J. N (2002), “Credit scoring and its applications”, *SIAM*, 2002.

Verstraeten, D. and Van den Poel, D., (2004), “The impact of selection bias on consumer credit consumer performance and profitability”, Working Paper, Department of Marketing, Ghert University, Belguim.

Viganò, Laura. (1993), “A credit scoring model for development banks”: an African case study, *Savings and Development*, N4-XVII

Xavier Freixas and Jean-Charles Rochet. (1997), “Microeconomics of banking”, *The MIT press*, Cambridge, Massachusetts, London, England.

Yang, Liu (2001), “New issues in credit scoring application, Working Paper No 16/2001, Institut Fur Wirtschaftsinformatik.

Zeller, Manfred (1994), “Determinants of credit rationing: a case study of informal lenders and credit formal groups in Madagascar”, IFPRI, *FCND Discussion Paper* N0 2.