

Un modèle de crédit scoring pour des activités génératrices de revenus dans les IMF ivoiriennes

A credit scoring model for income-generating activities in Ivorian MFIs

AGBOUSSOU Tally Desiré Hervé

Enseignant chercheur

UFR de Sciences Economiques et de Gestion - Université Félix Houphouët Boigny

Laboratoire des sciences des organisations

Côte d'Ivoire

OUATTARA Dienougo

Enseignante chercheure

UFR de Sciences Economiques et de Gestion - Université Félix Houphouët Boigny

Laboratoire des sciences des organisations

Côte d'Ivoire

KOUAO Guy Serge

Enseignant chercheur

UFR de Sciences Economiques et de Gestion - Université Félix Houphouët Boigny

Laboratoire des sciences des organisations

Côte d'Ivoire

Date de soumission : 21/11/2022

Date d'acceptation : 06/04/2023

Pour citer cet article :

AGBOUSSOU T.D.H. & OUATTARA D. & KOUAO G.S.(2023) «Un modèle de crédit scoring pour des activités génératrices de revenus dans les IMF ivoiriennes», Revue Française d'Economie et de Gestion

«Volume 4 Numéro 4» pp : 198 – 217

Digital Object Identifier (DOI) : <https://doi.org/10.5281/zenodo.7808652>

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons

Attribution License 4.0 International License



Résumé :

Autrefois, les taux élevés de crédit en souffrance ont contraint les banques sous l'impulsion des chercheurs à construire des modèles d'évaluation du risque de crédit. Ceux-ci devraient permettre de surveiller l'évolution du risque de défaut de remboursement, de déceler de façon précoce les défauts de remboursement et d'estimer l'éventualité d'une défaillance future. Ces différents modèles d'évaluation se sont avérés utiles dans le processus de décision : prêter ou ne pas prêter. Comme ces banques, les IMF ivoiriennes se retrouvent avec des taux créances en souffrance élevés. Cette situation entraîne une augmentation des taux d'intérêt et contribue à rendre le secteur des IMF ivoiriennes déficitaires. L'objectif de ce papier est de construire un modèle d'estimation du risque de crédit pour des personnes développant une activité génératrice de revenus dans les IMF ivoiriennes. Pour ce faire, nous avons retenu comme outil statistique une régression logistique avec un échantillon de 180 emprunteurs. Les résultats montrent que le genre (GEN), le nombre de prêts depuis l'adhésion (NDPA), le rationnement du crédit (DER), la tenue d'une comptabilité régulière (TCR) et la proximité sont les variables significatives au seuil de 5%. Par ailleurs, le pouvoir de prédiction du modèle est de 91.7%.

Mots Clés : Activités génératrice de revenus ; Crédit scoring ; Défaut de remboursement ; Microfinance ; Régression logistique.

Abstract :

In the past, high rates of overdue credit forced banks under the impetus of researchers to build credit risk assessment models. These should make it possible to monitor the evolution of the risk of default, to detect defaults early and to estimate the possibility of future default. These different valuation models have proven useful in the decision process : to lend or not to lend. Like these banks, Ivorian MFIs find themselves in the same situation. The objective of this paper is to build a credit risk estimation model for people developing an income-generating activity in Ivorian MFIs. To do this, we used a logistic regression as a statistical tool with a sample of 180 borrowers. The results show that gender (GEN), number of loans since joining (NDPA), credit rationing (DER), keeping regular accounts (TRC) and proximity (PROX) are significant variables at the threshold of 5%. Moreover, the predictive power of the model is 91.7%.

Keywords : Income-generating activities ; Credit scoring ; Default of repayment ; Microfinance ; Logistic regression.

Introduction

En 1989, l'UEMOA a entrepris une politique de libéralisation économique et financière. Cette politique s'est résumée à l'adoption de réformes dans le secteur bancaire. Ces réformes qui étaient entre autres l'ouverture du secteur et la libéralisation des taux d'intérêt avaient pour objectif de permettre aux populations exclues du système bancaire de disposer de ressources pour le développement de leurs activités. Mais, en lieu et place d'une couverture totale des services bancaires, l'on a constaté l'émergence des institutions de microfinance qui ont pour objectif de faire des avances de trésoreries aux petites entreprises et de financer des activités génératrices de revenu.

En Côte d'Ivoire, depuis cette date, le secteur de la microfinance connaît une croissance aussi bien au niveau du nombre d'institutions sur le marché que du volume des opérations menées par celles-ci. Par exemple, sur la période 2010 à 2020, l'épargne totale collectée par ce secteur est passée de 96,6 milliards de francs CFA en 2010 à 368,3 milliards de francs CFA en 2020. Cette croissance s'explique par le nombre des clients qui est passé de 1 025 212 en 2010 à 3 493 766 en 2020 (Données du Trésor Public, 2010 et 2020). Pour ce qui est des services proposés, nous sommes passés des services de dépôts et de crédits à d'autres services tels que la micro-assurance, le transfert d'argent et la domiciliation des salaires.

Face à la multiplication des IMF et en raison de la grande diversité de leur forme et de leurs activités (Honlonkou et al., 2006), un cadre juridique a été défini. Ce cadre juridique est appelé la loi PARMEC. A ce dispositif juridique, la BCEAO a ajouté en 1998 huit instructions définissant les normes d'établissement des états financiers et les ratios prudentiels applicables aux systèmes financiers décentralisés (Agboussou, 2018).

Malgré ce dispositif juridique et ses instructions, nous constatons ces dernières années, selon la CNM (2020), que les taux de créances en souffrance (taux de portefeuille à risque de 90 jours) ont été très souvent supérieurs au taux requis par la BCEAO qui est de 3%. Le PAR à 90 jours oscille entre 7.9% et 16.1%. Cela traduit un problème de recouvrement. Ce problème doit être résolu et cela nécessite la mise en œuvre de technique de gestion du risque de crédit.

Plusieurs méthodes ont été inventées pour la gestion du risque de crédit dont les systèmes experts, la notation externe, le crédit scoring, ... (Chibel et al., 2018). Toutefois, la méthode du crédit scoring semblerait être adaptée aux IMF parce que les autres méthodes nécessitent des investissements significatifs en matière d'intelligence artificielle (Elhamma, 2009).

A notre connaissance, très peu d'études scientifiques ont été dédiées à ce sujet en Côte d'Ivoire. Ainsi donc, notre question de recherche est la suivante : quel modèle de crédit scoring pour des personnes développant une AGR dans les IMF ivoiriennes ? Pour répondre à cette question, nous allons recourir à une étude quantitative dont l'objectif est de construire un modèle de crédit scoring pour des personnes développant une AGR dans les IMF ivoiriennes. Aussi, nous nous proposons d'utiliser comme outil statistique la régression logistique pour atteindre cet objectif.

L'intérêt de cette recherche est double. Premièrement, nous comptons enrichir la recherche existante. Deuxièmement, proposer aux IMF ivoiriennes, un outil de gestion du risque de crédit qui pourrait aider les analystes de crédit dans leur prise de décision d'octroi de crédit.

Le reste de l'article s'articule comme suit : la première section sera consacrée au cadre conceptuel et théorique de l'étude. Dans la deuxième section, nous comptons présenter la méthodologie et enfin dans la troisième section, nous présenterons et interpréterons les résultats obtenus.

1. Cadre conceptuel et théorique de l'étude

Dans cette section, nous comptons définir quelques concepts et présenter le cadre théorique de cette étude.

1.1 Définition des concepts de l'étude

1.1.1 Définition de l'activité génératrice de revenu

Pour Rafiq (2021), une AGR est *une activité qui permet de produire des biens et services afin de les vendre*. C'est une activité économique exercée par des personnes pauvres et vulnérables et qui leur procure des revenus réguliers et contribue à l'amélioration des conditions de vie de leurs familles. Nécessitant des montants relativement faibles, ses activités sont exclues du champ de financement des banques classiques en raison des coûts énormes de transaction qu'elles engendrent (De Lima et Camus, 2007). Ainsi, les populations économiquement faibles désireuses de mener une telle activité vont s'orienter vers les pratiques financières informelles ou/et les institutions de microfinance.

1.1.2 La microfinance

Les auteurs ne sont pas unanimes sur la définition de la microfinance. Cependant, tous considèrent la microfinance comme une activité qui consiste à fournir à des personnes pauvres qui n'ont pas accès aux services des banques commerciales, un ensemble de services financiers tels que le crédit, l'épargne, l'assurance, le transfert d'argent et les services de paiement.

Le concept de la microfinance est souvent confondu avec celui du microcrédit. Or, Il est important de ne pas confondre ces deux concepts. Barboza et Bareto (2006) affirment que *le microcrédit est une alternative financière, pour les gens de la plus faible tranche de distribution du revenu, qui permet de promouvoir le développement économique en rompant le cercle de la pauvreté à travers l'accès au crédit et en stimulant l'entrepreneuriat.*

Au niveau des institutions de microfinance, il existe deux courants de pensée. Le premier courant est appelé les welfaristes. Les auteurs de ce courant mettent l'accent sur le niveau de pauvreté des populations ciblées et concentrent leurs efforts sur l'amélioration à court terme des conditions de vie de ces populations. Dans les années 80, cette perception de la microfinance était prépondérante. Elle a pour objectif l'amélioration du bien-être des populations pauvres. Dans cette école, nous avons les institutions solidaires semi-formelles comme les ONG et les coopératives. Leurs programmes fondés essentiellement sur les subventions reçues des bailleurs de fonds ont été amenés à disparaître du fait du faible recouvrement des crédits octroyés et des charges de fonctionnement élevées.

De nos jours, l'approche institutionnaliste est le courant majoritaire. Il est soutenu par la Banque Mondiale et les Nations Unies. Les auteurs de ce courant prônent la massification de l'accès au crédit et la pérennisation des institutions de microfinance. Ainsi, avec cette approche, la microfinance n'est plus orientée vers un segment spécifique (les populations pauvres), mais fait partie intégrante du système financier dans sa totalité (Littlefield et Rosenberg, 2004). Pour les partisans de cette approche, elle permet d'assurer une autonomie financière surtout, lorsque le risque de crédit est maîtrisé.

1.2 Le cadre théorique

La relation de crédit est une relation d'agence (Jensen et Meckling, 1976) en ce sens que l'IMF loue une partie de sa richesse à l'emprunteur qui s'engage à rembourser cette dette selon les termes du contrat. Aussi, nous sommes en situation d'asymétrie informationnelle car l'emprunteur dispose de plus d'informations sur les risques et la qualité de son projet. Cette asymétrie d'information va conduire l'emprunteur et le prêteur à développer des réactions.

1.2.1 Réaction de l'emprunteur

Face à ce problème, les emprunteurs sont incités à révéler leur personnalité aux analystes crédits des IMF en appuyant leur demande de crédit par des documents financiers, des études de faisabilités et en participant par des apports personnels à une partie du financement.

Les documents financiers composés essentiellement des états financiers donnent une image fidèle de la situation financière de l'activité génératrice de revenus et peuvent influencer les décisions de l'analyste crédit (Michaïlesco, 2010). Aussi, l'emprunteur gagnerait à signaler la qualité de son projet à travers une bonne étude de faisabilité et en s'impliquant par des fonds propres au financement de son projet (Leland et Pyle, 1977). Les institutions financières peuvent se fonder sur ses signaux pour apprécier la qualité du projet et l'engouement de l'emprunteur pour son projet.

1.2.2 Réaction du prêteur

Afin de se faire révéler la qualité de l'activité, la moralité de l'emprunteur et inciter ce dernier à respecter les clauses contractuelles, l'institution financière exige des garanties, rationne le crédit, utilise la relation de long terme et la proximité et procède à l'évaluation du risque de crédit.

- **Les garanties**

Les institutions financières exigent des garanties pour se prémunir contre le risque de non remboursement. Deux raisons peuvent pousser celles-ci à exiger des garanties. La première raison est que la garantie permet à l'institution de réduire l'asymétrie informationnelle (Bester, 1985). Les institutions financières ne pouvant pas distinguer les bons emprunteurs des moins bons vont proposer des contrats différents. L'emprunteur développant une AGR risquée va choisir un contrat pour lequel la garantie est faible et le taux d'intérêt élevé. Par contre, celui dont l'AGR est peu risquée optera pour un contrat doté d'un faible taux d'intérêt et d'une garantie élevée. La garantie permet ainsi de différencier les bons emprunts des mauvais. La deuxième raison est que la garantie permet d'atténuer l'aléa moral une fois le crédit octroyé (Chan et Thakor, 1987). La garantie est une menace réelle en cas de non remboursement (Aghion et Bolton, 1992). Face à cette menace, l'emprunteur est incité à réduire le risque de son projet et accroître son effort.

- **Le rationnement du crédit**

L'imperfection de l'information ex-ante conduit les institutions financières à rationner le crédit. Ces derniers peuvent procéder à un rationnement soit sur le nombre de crédit octroyé, soit sur la quantité. Le rationnement sur le nombre consiste à refuser d'octroyer un crédit aux emprunteurs risqués. Les institutions financières pratiquent un rationnement sur le montant lorsqu'elles craignent un défaut de remboursement des emprunteurs. Selon Diallo (2006), ce type de rationnement accroît le risque de défaut de remboursement en affectant le plan de financement et d'investissement du projet.

- **La relation de long terme**

La relation de long terme entre l'emprunteur et l'institution financière permet à cette dernière de collecter des informations privées et confidentielles qui lui permettront d'analyser le risque de défaut de remboursement de l'emprunteur (Boot, 2005). Ces informations sont essentiellement des informations sur les mouvements du compte de l'emprunteur au sein de l'institution et le nombre de crédits sollicités et remboursés sans incidents. Dans leurs études Diallo (2006) et Agboussou (2018) attestent que la relation de long terme mesurée par le nombre de prêts depuis l'adhésion contribue à réduire le risque de défaut de remboursement.

- **La proximité**

La proximité permet de réduire le risque de défaut de remboursement (Servet, 1996 ; Mayoukou, 2000 ; Lelart, 2008). Elle se traduit par des visites régulières des agents de crédit sur le site de l'activité de l'emprunteur. Ces visites se font durant la période de consommation du crédit et portent sur l'utilisation du crédit. Aussi, pendant les visites, les agents de crédit écoutent, donnent des conseils d'ordre général et rappellent les différentes échéances, mais également forment les emprunteurs sur la tenue des registres comptables (Labie, 2005). Dans leur étude, Essomba Ambassa et al. (2013) ont démontré que l'accompagnement des emprunteurs dans l'AGR, la régularité des visites et les contacts permanents réduisent l'asymétrie d'information et par conséquent le risque de défaut de remboursement.

1.3 Les modèles d'estimation du risque de crédit

Camara (2006) définit *le risque de crédit comme la probabilité de non-paiement du crédit octroyé à client ou un membre de l'institution financière pour une raison quelconque*. Ce risque est aussi appelé risque de défaut de remboursement ou risque de défaillance. Il est lié à l'incapacité de l'emprunteur à respecter les clauses du contrat de crédit. Ce risque doit être

maîtrisé et géré car il peut affecter la rentabilité et la viabilité des institutions financières. La gestion de ce risque se fait à travers l'évaluation du niveau de risque de toute personne ou entité sollicitant un crédit. Deux approches sont souvent utilisées : l'approche traditionnelle reposant sur le jugement humain et une approche moderne issue du développement des techniques statistiques de modélisation (Chibel et al., 2018).

Le premier auteur a développé un modèle statistique de prédiction de la faillite fût Beaver. Le modèle unidimensionnel de Beaver (1966) a permis d'obtenir un indicateur permettant de différencier les entreprises saines des entreprises défailtantes. Bien que son modèle soit performant, il a été l'objet de plusieurs critiques et a été le point de départ pour le développement d'autres modèles multidimensionnels tels que le modèle Z-score d'Altman (1968).

Pour son modèle, Altman (1968) a retenu un échantillon de 66 entreprises dont 33 défailtantes issus du Moody's Industrial Manual (1946-1965) et 32 ratios financiers issus des états financiers de ces entreprises. Son modèle est performant car il réussit à classifier correctement 94% des entreprises défailtantes et 97% des entreprises saines. S'inspirant de l'étude d'Altman (1968), plusieurs chercheurs dont Bouazzara et al. (2020) ont utilisé les ratios comptables pour prédire la faillite des entreprises. Ces chercheurs ont estimé à l'aide d'une régression logistique le risque de solvabilité des PME du secteur du bâtiment, des travaux publics et de l'hydraulique. Leur modèle a un pouvoir de prédiction de 80%.

Estimant que les ratios comptables ne sont que des symptômes de la défaillance et prétestant que les états financiers peuvent faire l'objet de manipulation, des auteurs vont développer un nouveau courant de recherche dans ce domaine afin d'identifier et comprendre les causes de la défaillance. Dans cet élan, Lelogeais (2004) a retenu des informations non financières relevant de l'organisation de l'entreprise. L'auteur a construit son modèle à partir d'un échantillon de 4000 entreprises françaises. Le modèle obtenu a un pouvoir de prédiction de près de 70%.

Quant à Lussier (2005), il a construit un modèle prédictif de la faillite des entreprises à partir de variables non financières. Son modèle a été conçu à partir d'un échantillon de 216 entreprises américaines dont 108 entreprises défailtantes. Les résultats montrent que les variables : présence de conseiller professionnel dans l'entreprise, entreprise familiale sont les plus significatives. Le pouvoir de prédiction du modèle est 70%.

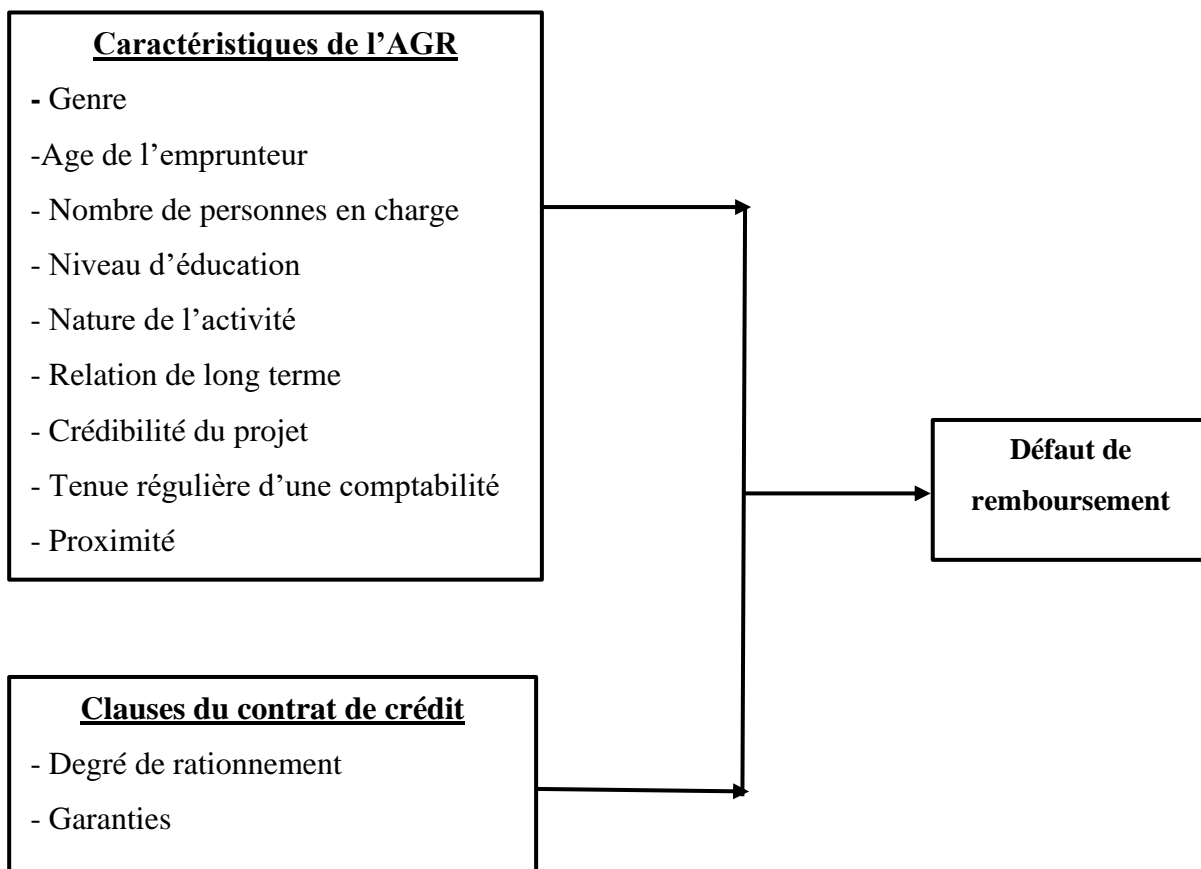
Des études similaires ont été faites par Lussier et d'autres chercheurs en Croatie, au Chili et en Israël. Les pouvoirs de prédiction des modèles étaient supérieures à 60%.

Dans le secteur des IMF, les auteurs tels que Rubio et al. (2011) et Agboussou (2018) ont proposé des modèles spécifiques aux PME. Les variables qu'ils ont retenues étaient des ratios comptables et des variables non financières liées aux caractéristiques de l'entreprise et aux clauses de l'emprunt. A notre connaissance, seul Diallo (2006) a testé un modèle composé uniquement de variables liées aux caractéristiques du dirigeant, de l'activité et des clauses du contrat d'emprunt. Nous pensons que ce modèle pourrait être adapter en y intégrant les variables telles que la proximité, la tenue régulière d'une comptabilité et la crédibilité de l'activité.

1.4 Le modèle de recherche

Notre modèle de recherche se présente comme suit :

Figure 1 : Modèle de recherche



Source : Réalisé par nos soins

2. Méthodologie de la recherche

Dans cette section, nous comptons présenter la source de nos données, les variables de notre étude et les outils statistiques retenus.

2.1 La source de nos données

Nos données proviennent des dossiers de crédits des personnes développant une AGR de certaines IMF du grand Abidjan qui ont accepté de nous accompagner dans cette étude. Nous avons retenu un échantillon de 180 emprunteurs dont 56 en situation d'impayée. Le tableau 1 ci-dessous fournit la distribution de l'échantillon.

Tableau 1 : Distribution de l'échantillon

	AGR saines	AGR défailtantes	Total
COOPEC	68	30	98
GES-CI	36	12	48
ADVANS-CI	20	14	34
TOTAL	124	56	180

Source : Réalisé par nos soins

2.2 Les variables retenues

Dans cette sous-section, nous présentons la variable dépendante et les variables indépendantes qui ont été retenues dans le cadre de cette étude.

2.2.1 La variable dépendante

A l'instar des études de Diallo (2006) et de Agboussou (2018), nous retenons une variable binaire pour mesurer le défaut de remboursement. Cette variable prend la valeur 1 si la personne développant l'AGR est situation d'impayé, 0 autrement. Nous considérons qu'un crédit en situation d'impayée tout crédit en souffrance au regard des instructions relatives aux déclassés des crédits impayés (BCEAO, 2020). Ainsi dans le cadre de cette étude, un crédit est situation d'impayée si les remboursements accusent un retard de paiement de plus de 90 jours.

2.2.2 Les variables indépendantes

Au regard du cadre théorique et des informations recueillies dans les dossiers de crédit des personnes développant des activités génératrices de revenus, nous avons identifié et retenu les variables indépendantes qui sont présentées dans le tableau 2 ci-dessous.

Tableau 2 : les variables indépendantes de notre étude

Variables	Libellés	Modalités	Signe
GEN	Genre de la personne développant l'AGR	Femme=0 Masculin=1	(+/-)
AGE	L'âge la personne développant l'AGR		(+)
NPEC	Nombre de personnes en charge		(+)
NIVET	Niveau d'étude de la personne développant l'AGR	Analphabète =0 Primaire = 0 Secondaire= 1 Universitaire=1	(-)
NATACTI	La nature de l'activité	Commerce = 0 Service=0 Agriculture0 Artisanat = 1 Elevage = 1	(+/-)
NDPA	Nombre de prêts depuis l'adhésion		(-)
DER	Le crédit a été rationné	Oui=1 Non=0	(+)
GARANT	L'IMF exige une garantie	Oui=1 Non=0	(-)
CRE	Une étude de faisabilité a été réalisée	Oui=1 Non=0	(-)
TRC	AGR tient une comptabilité	Oui=1 Non=0	(-)
PROX	L'AGR et l'IMF sont dans la même commune	Oui=1 Non=0	(-)

Source : Réalisé par nos soins

2.3 Les outils statistiques

Pour tester notre modèle, nous comptons retenir comme outil statistique une régression logistique binaire et pour l'évaluation de la performance la matrice de confusion.

2.3.1 La régression logistique binaire

Le modèle économétrique retenu est une régression logistique binaire. Selon Desjardins (2005) et Essanoussi et Nechba (2022), ce type de régression permet d'expliquer le lien entre une variable à expliquer binaire et des variables explicatives qui peuvent être qualitatives ou quantitatives. Essanoussi et Nechba (2022) affirme que *le modèle de régression logistique est une dérivée de la fonction ratio Odds qui est une transformation logarithmique de la variable dépendante en régressant les variables indépendantes non pas sur p , mais sur la variable transformée : $\text{Log} [(p)/(1-p)]$.*

Ainsi, on a la formule suivante : $\text{Odds} (Y = 1) = \frac{P(Y=1|X=x)}{P(Y=0|X=x)}$

La formule du Odds révèle l'éventualité du succès ou de l'échec (le crédit n'est pas en impayé ou le crédit est en situation d'impayé) (Essanoussi et Nechba, 2022).

2.3.2 La matrice de confusion

La matrice de confusion appelée par moment la matrice de classification évalue la performance d'un modèle de crédit scoring à prédire le résultat d'un problème de classification. Elle présente les différentes possibilités d'affectation d'une observation à une classe par un modèle pour un seuil donné. Ce qui permet d'estimer le taux de bons classements et de déduire le taux d'erreur (Abdou, 2009).

3. Présentation et discussion des Résultats

Dans ce qui suit, nous allons effectuer une analyse descriptive et procéder à la présentation et à l'analyse des résultats de notre régression logistique.

3.1 L'analyse descriptive

Les tableaux 3 et 4 ci-dessous, nous présentons les statistiques descriptives des variables de notre modèle. Notre échantillon est composé de 61.7% de femmes et de 38.3% d'hommes. Dans cet échantillon composé de 180 emprunteurs, seulement 21.6% ont fait des études supérieures et 37.2% sont analphabètes. Les activités pratiquées par les emprunteurs sont l'agriculture, le commerce, l'élevage, le service et l'artisanat. Le commerce est l'activité la plus pratiquée par

les emprunteurs avec 37.8%, suivi des services 27.8%. Seulement 15.6% des personnes menant une activité génératrice de revenus tiennent une comptabilité régulière.

A l'analyse des dossiers de crédit, il en ressort que 58.3% des emprunteurs ont leurs activités génératrices de revenus dans la même commune que l'institution financière. Cette proximité facilite les interactions et les visites des agents de crédits. S'agissant des garanties seulement 72.2% ont proposé des garanties. Celles-ci étaient essentiellement composées du nantissement de leur épargne.

Tableau 3 : Statistique descriptive des variables discrètes

	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart type
AGE	180	23	66	41,97	10,676
NPEC	180	0	10	2,84	2,368
NPDA	180	0	6	1,90	1,645

Source : Nos calculs sous SPSS 22

Tableau 4 : Statistique descriptive des variables continues

Variabes	Modalités	Effectifs	Pourcentage	Pourcentage cumulé
GEN	Féminin	111	61.7	61.7
	Masculin	69	38.3	100
	Total	180	100	
NIVET	Analphabète	67	37.2	37.2
	Primaire	28	15.6	52.8
	Secondaire	46	25.6	78.4
	Supérieur	39	21.6	100
	Total	180	100	
DER	Oui	49	27.2	27.2
	Non	131	72.8	100
	Total	180	100	
GARANT	Oui	130	72.2	72.2
	Non	50	27.8	100
	Total	180	100	
CREDBIL	Oui	10	5.6	5.6
	Non	170	94.4	100
	Total	180	100	
TRC	Oui	28	15.6	15.6
	Non	152	84.4	100
	Total	180	100	
NATACTI	Agriculture	14	7.8	7.8
	Commerce	68	37.8	45.6
	Elevage	16	8.9	54.5

	Service	50	27.8	82.3
	Artisanat	32	17.7	100
	Total	180	100	
PROX	Oui	105	58.3	58.3
	Non	75	41.7	100
	Total	100	100	

Source : Nos calculs sous SPSS 22

3.2 Présentation et discussion des résultats de la régression logistique

En vue d'une meilleure analyse des résultats de notre modèle de régression logistique, nous nous attacherons à présenter et interpréter les résultats relatifs à la qualité du modèle, à la performance du modèle et à l'estimation des paramètres du modèle.

Le tableau 5 récapitulatif du modèle ci-dessous présente la qualité du modèle. Il permet de vérifier la force d'association du modèle. Le R-deux de Nagelkerke de notre régression est 77.5%. Ce qui est globalement satisfaisant. On peut alors affirmer que le modèle explique 77.5% de la variance de la variable dépendante qui est le défaut de remboursement.

Tableau 5 : Récapitulatif du modèle

Pas	Log de vraisemblance -2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	79,120 ^a	,551	,775

Source : Nos calculs sous SPSS 22

Selon le tableau 6 : tableau classification présenté ci-dessous, le modèle de régression logistique classe correctement 91.7% des observations originales. Le taux d'erreur est donc de l'ordre de 8.3%. Pour, les personnes développant une AGR et ayant remboursé correctement le crédit, le taux de bonne classification est de l'ordre de 94.4% d'où une erreur de type deux faible de l'ordre 5.6%. Quant aux personnes ayant connu un défaut de remboursement, ils ont un taux de bonne classification qui est égal à 85.7%. Le modèle présente d'excellentes qualités prédictives.

Tableau 6 : Tableau de classification

	Observé	Prévisions		
		Qualité de l'emprunteur		Pourcentage correct
Pas 1	Qualité de l'emprunteur	0	1	94,4
		Pourcentage global	0	
		117	7	91,7
		8	48	

Source : Nos calculs sous SPSS 22

Les résultats des estimations des paramètres de notre modèle régression logistique sont présentés dans le tableau 7 ci-dessous.

Tableau 7 : Estimation des paramètres du modèle par la régression logistique

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1 ^a	GEN (1)	-2,530	,857	8,721	1	,003	,080
	AGE	,041	,046	,786	1	,375	1,041
	NPEC	,269	,203	1,750	1	,186	1,308
	NIVET (1)	-,110	,665	,027	1	,869	,896
	NPDA	-,649	,223	8,472	1	,004	,522
	DER	2,147	,702	9,361	1	,002	8,561
	GARANT (1)	,483	,849	,323	1	,570	1,621
	CREDBIL (1)	-1,643	1,501	1,199	1	,274	,193
	TCR (1)	-3,847	1,326	8,416	1	,004	,021
	NATACT1(1)	,150	,791	,036	1	,850	1,162
	PROX (1)	-3,271	,749	19,080	1	,000	,038
	Constante	2,017	2,308	,764	1	,382	7,514

Source : Nos calculs sous SPSS 22

Soit P la probabilité du défaut de remboursement, l'estimation des paramètres du modèle nous conduit à l'équation suivante :

$$\text{Log}\left(\frac{p}{1-p}\right) = 2.017 - 2.530\text{GEN} + 0.041\text{AGE} + 0.269\text{PEC} - 0.110 \text{NIVET} - 0.649\text{NPDA} + 2.147\text{DER} + 0.483\text{GARANT} - 1.643\text{CREDBIL} - 3.847\text{TRC} + 0.15\text{NATACTI} - 3.271\text{PROX}$$

La variable genre (GEN) est significative au seuil de 1%. Ce résultat montre que le genre de l'emprunteur qui pratique une AGR affecte le défaut de remboursement. Le signe négatif du coefficient signifie les emprunteurs de sexe masculin respectent leur engagement. Ce résultat est contraire au résultat de Vigaño (1993) qui atteste les femmes remboursent mieux leur emprunt que les hommes.

Le nombre de prêts de l'adhésion (NPDA) traduit la relation de long terme. Cette variable est significative et est associée à un coefficient de signe négatif. Cette variable montre que plus l'emprunteur a une excellente relation avec la structure financière mieux il est connu et ses performances en matière de remboursement sont bonnes et par conséquent le risque de défaut de remboursement est faible. Diallo (2006) et Elloumi et Kammoun (2013) ont obtenu des

résultats semblables. Ainsi, la relation de long terme entre l'institution financière et l'emprunteur réduit l'asymétrie d'information.

Quant à la variable rationnement du crédit, elle est significative avec un coefficient positif. Cela montre que le rationnement du crédit accroît le risque de défaut de remboursement. Ce résultat montre que la stratégie de gestion de risque de crédit consistant à rationner le crédit ne permet pas aux emprunteurs de respecter leur engagement en matière de remboursement donc accroît le risque de défaut de remboursement. Ce résultat est contraire à celui obtenu par Gnangoh Zahoui et Seka (2016) et semblable à celui de Diallo (2006).

La tenue d'une comptabilité régulière a un impact négatif sur le risque de crédit. Cette variable accroît la performance en matière de remboursement du crédit donc contribue aux respects des engagements pris par l'emprunteur lors de la signature du contrat de crédit. Ce résultat est identique à celui d'Aifa (2023). Les emprunteurs développant une AGR qui tient une comptabilité seraient mieux organiser et gèreraient bien leurs activités. En effet, la comptabilité est importante. Elle permet aux dirigeants d'avoir des informations financières sur l'exploitation et son évolution.

La proximité affecte négativement et significativement le risque de défaut de remboursement. La proximité se traduit par les visites fréquentes des agents de l'IMF à l'emprunteur sur le site de son activité. Plus l'AGR est proche de l'institution financière, plus les visites seront régulières et mieux se feront les remboursements de prêts aux différentes échéances. Ainsi, la proximité contribue à réduire l'aléa moral donc le risque de défaut de remboursement.

Conclusion

Les populations pauvres pratiquant des activités génératrices de revenus ont indéniablement recours aux institutions de microfinance car exclues du système bancaire classique. Mais ces dernières rencontrent des difficultés en raison des taux de créances impayées trop élevées. Pour résoudre ce problème, nous proposons de construire un modèle d'estimation du risque de défaut de remboursement pour des AGR dans les IMF ivoiriennes. Pour atteindre cet objectif, nous avons retenu comme outil statistique une régression logistique sur un échantillon de 180 emprunteurs dont 56 en situation d'impayées.

A l'analyse des résultats de la régression, il ressort que les variables genre (GEN), nombre de prêts depuis l'adhésion (NPDA), le degré de rationnement (DER), la tenue régulière d'une comptabilité (TRC) et la proximité (PROX) affectent significativement le risque de défaut de remboursement au seuil de 5%. Quant aux variables Age (AGE), nombre de personne en charge (NPEC), niveau d'étude (NIVET), garantie (GARANT), crédibilité du projet (CREDBIL) et nature de l'activité, elles ne sont pas significatives. Aussi, en termes de pouvoir de prédiction, ce modèle de crédit scoring est globalement satisfaisant car il a un pouvoir de prédiction de 91.7%.

L'apport de cette étude se situe aux niveaux théoriques et managériales. L'apport théorique est surtout lié à l'utilisation de quatre théories (la théorie de l'agence, la théorie de l'intermédiation financière, la théorie du signal et la théorie positive de la comptabilité) pour expliquer la relation de crédit entre les IMF et les personnes exerçant une activité génératrice de revenu. Comme apport managérial, le modèle d'estimation ainsi développé permettra d'accroître la productivité des IMF, de faciliter la gestion de leur portefeuille crédit et d'affiner la politique de crédit en fonction du niveau de tolérance du risque de crédit.

Notre étude a des limites. La première est la taille de notre échantillon. Cet élément a pu masquer certains facteurs explicatifs comme la garantie. Comme deuxième limite, le manque d'informations lié au niveau d'endettement des emprunteurs.

Bibliographie

Abdou, H. A. (2009). Genetic programming for credit scoring : The case of Egyptian public sector banks. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, n°9, pp. 11402-11417.

Agboussou, T. D. H. (2018). Estimation du risque de crédit aux PME dans les IMF ivoiriennes et qualité de l'information comptable. *Revue Internationale de Gestion et d'Economie*, 5(1), pp. 4-27.

Aghion, P. & Bolton, P. (1992). An incomplete contracts approach to financial contracting. *Review of Economic Studies*, Vol. 59, n°3, pp. 473-494.

Aifa, E. (2023). Ancienneté, asymétrie d'information et impayés dans une institution de microfinance : cas des crédits agricoles à la CLCAM BOHICON au Bénin. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, Volume 4 : Numéro 1 » pp. 126-150.

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, Vol. 23, n°4, pp. 589-609.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, pp. 71-111.

Barboza, G. A., & Barreto, H. (2006). Learning by association : micro credit in Chiapas, Mexico. *Contemporary Economic Policy*, 24(2), 316-331.

BCEAO (2020) : Principes comptables retenus dans le référentiel comptable spécifique des SFD.

Bester, H. (1985). Screening vs. rationing in credit markets with imperfect information. *The American Economic Review*, Vol. 75, n°4, pp. 850-855.

Boot, A. W. (2000). Relationship banking : What do we know ? *Journal of financial intermediation*, Vol. 9, n°1, pp. 7-25.

Bouazzara, A., Riad, B. A. H. A., & Bektache, F. (2020). Evaluation du risque de défaillance de solvabilité des PME : une application du modèle de la régression logistique. *Dirassat Journal Economic Issue*, 11(2), pp. 491-505.

Camara L. (2006), *La gestion des risques en microfinance : comment, gérer avec efficacité les risques d'une institution de microfinance ?* Edition Plantation, 176 pages.

Chan, Y. S. & Thakor, A. V. (1987). Collateral and competitive equilibria with moral hazard and private information. *The Journal of Finance*, Vol. 42, n°2, pp. 345-363.

Chibel, Z., Bamousse, Z., & EL Kabbouri, M. (2018). Etude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit : Revue de littérature. *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit*, 2(4), pp. 927-943.

Commission nationale pour la microfinance (2010). *Rapport annuel des activités de la commission nationale pour la microfinance*.

Commission nationale pour la microfinance (2020). *Rapport annuel des activités de la commission nationale pour la microfinance*.

De Lima, P., & Camus, J. (2007). Voyage au cœur d'une révolution : la microfinance contre la pauvreté. JC Lattès.

Diallo, B. (2006). Un modèle de « crédit scoring » pour une institution de microfinance Africaine : le cas de Nyesigiso au Mali. Pre-and Post-Print documents halshs-00069163v1, HAL, CCSD/CNRS.

Desjardins, J. (2005). L'analyse de régression logistique. *Tutorial in quantitative methods for psychology*, 1(1), pp. 35-41.

Elhamma, A. (2009). La gestion du risque crédit par la méthode du scoring : cas de la Banque Populaire de Rabat-Kénitra. *Revue marocaine de recherche en management et marketing*, 291.

Elloumi, A., & Kammoun, A. (2013). Les déterminants de la performance de remboursement des microcrédits en Tunisie. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 84(3), pp. 267-287.

Essanoussi, N., & Nechba, Z. B. (2022). L'utilisation du paiement en ligne au Maroc à l'heure de la COVID19 : Une analyse du modèle TAM par la régression logistique. *International Journal of Business and Technology Studies*, 3(4).

Essomba Ambassa, C., Nocheh Nsélapi, D., & Teuguia Tadjuidje, G. (2013). Risque de crédit et gouvernance par la proximité : cas des microcrédits octroyés aux TPE camerounaises. *Ve colloque international en Microfinance Douala*.

Gnangoh Zahoui, J., & Roche, S. P. (2016). Problématique de remboursement des crédits dans des systèmes financiers décentralisés : cas des prêts aux agriculteurs dans le sud-ouest de la Côte d'Ivoire. *Finance & Finance Internationale*, (5).

Honlonkou, A. N., Acclassato, D. H., & Quenum, C. V. C. (2006). Déterminants de la performance de remboursement dans les institutions de microfinance au Bénin. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 77(1), pp. 53-81.

Jensen, M. C. & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm : managerial behavior, agency costs and ownership structure, *Journal of Financial Economics*, Vol.3, N°4, pp. 305-360.

Labie, M. (2005). Comprendre et améliorer la gouvernance des organisations à but non lucratif : vers un apport des tableaux de bord 1 ? *Gestion*, 30(1), 78-86.

Leland, H. & Pyle, D. (1977). Informational asymmetries, financial structure and financial Intermediation, *Journal of Finance*, Vol. 32, pp. 371-387.

Lelart, M. (2008). Proximité et risque dans la microfinance. *Gestion 2000*, pp. 37-46.

Lelogeais, L. (2004). Le rôle des variables qualitatives dans la détection précoce du risque de défaillance. *13^{ème} conférence de l'AIMS*, Normandie, 2, 3 et 4 juin.

Littlefield, E. & Rosenberg, R. (2004), « La démarcation entre microfinance et secteur financier formel s'estompe », *Finance & Développement*, Vol. 41, n°2, pp. 38-40.

Lotfi, S., & Mesk, H. (2020). Prédiction du risque de crédit : étude comparative des techniques de Scoring. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 1(2), pp. 511-527.

Lussier, R. N. (1995). A nonfinancial business success versus failure prediction model for young firm. *Journal of Small Business Management*, Vol. 33, n°1, pp. 8-20.

Mayoukou, C. (2000). La microfinance en Afrique centrale : états des lieux et perspectives de développement. *Revue TFD*, n°59-60, pp. 26-30.

Michaïlesco, C. (2009), « Qualité de l'information comptable », <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00540571/document>

Rafiq, M. (2021). Activités génératrices de revenus : quelles retombées sur la pauvreté des femmes au Maroc ? *Revue d'Études en Management et Finance d'Organisation*, 6(1), pp.1-16.

Rubio, J. L., Bolivar, M. P. R. & Canton, S. R. (2011). Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas Peruana. *Contabilidad y Negocios*, Vol. 6, pp. 21-30.

Servet, J-M. (1996). Risque, incertitude et financement de proximité en Afrique. Une approche économique. *Revue Tiers-Monde*, Vol. 37, n° 145, pp.41-59.

Viganò, L. (1993). A credit scoring model for development banks: an African case study. *Savings and Development*, N°4-XVII.