

**Rapport de stage
Master IMAFA**

**RECHERCHE DES DETERMINANTS DU DEFAUT
DE REMBOURSEMENT
DANS UNE INSTITUTION DE MICRO FINANCE :
Cas de la Faïtière des Caisses d'Epargne et de Crédit
Agricole Mutuel du Bénin**

Entreprise : Laboratoire de Mathématique J.A. Dieudonné de Nice

Lieu du stage : UMR 7351 CNRS UNS Université de Nice – Sophia Antipolis, UFR Sciences – Parc Valrose 06108 Cedex 02

Etudiant :
Arcadius Y. J. AKOSSOU

Maître de stage :
Marc Diener

Enseignant tuteur :
Anne-Marie HUGUES

Année
2013 - 2014

Remerciements

Au terme de ce travail, nous exprimons tous nos sincères remerciements à :

- Professeur Diener M. pour nous avoir suggéré cette piste de réflexion et accepté de superviser ce travail, malgré ses multiples occupations.
- Mme Hugues pour nous avoir accepté de suivre la formation et pour tous les efforts consentis dans la réalisation de ce stage.
- Madame Diener F. pour sa contribution et ses observations.

Nous exprimons également nos remerciements au jury qui sera chargé d'évaluer le travail.

Résumé

Cette étude vise à appréhender les déterminants de défaut de remboursement dans l'Institution de microfinance FECECAM Bénin. Pour ce faire, des données ont été collectées d'une part, à partir des dossiers des emprunteurs et d'autre part à partir d'enquête de terrain auprès des membres de groupe de crédit. Au total les informations ont été collectées dans les dossiers de 305 emprunteurs et les membres de 96 groupements ont été interrogés. Des résultats obtenus, il ressort que le risque de défaut chez l'emprunteur est lié à la relation de long terme que ce dernier entretient avec la structure, la garantie mise en jeu pour la demande et le niveau de richesse de l'emprunteur. Le risque lié au crédit de groupe s'explique par la distance moyenne des lieux de résidence des membres par rapport à leur lieu de travail, la fréquence des réunions, l'ethnie, l'activité exercée par les membres, l'importance du montant de crédit demandé et le niveau de richesse des membres du groupe.

Mots clés. Micro-finance, prêt individuel, prêt de groupe, défaut de remboursement, déterminants, Bénin

Abstract

This study aims to analyze the determinants of loan defaults in the microfinance institution FECECAM of Benin. To do this, data were collected on the one hand, from the records of borrowers and on the other hand from survey of member of credit group. In total, data were collected from the records of 305 borrowers and members of 96 groups were interviewed. Results obtained showed that the risk of default borrower is related to the long-term relationship that last conversation with the structure, the collateral involved for request and the level of wealth of the borrower. The credit risk group is explained by the average distance of places of residence of the members from their workplace, frequency of meetings, ethnicity, activity practiced by the members, the large amount credit requested and the wealth of the group members.

Keywords. Micro-finance, individual, loan group, loan default, determinants, Benin

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	iii
Liste des tableaux	iv
Liste des figures	v
1. Introduction	1
1.1. Problématique	1
1.2 Objectifs	2
2. Présentation de la FECECAM Bénin	2
2.1. Informations générales	2
2.2. Zone de couverture.....	3
2.3. Services et produits	3
2.4. Partenariat et collaboration	4
3. Etat des connaissances sur les déterminants du défaut de remboursement	4
4. Méthodologie	6
4.1. Choix de la structure et de la zone d'étude	6
4.2. Recensement des facteurs déterminant le défaut de remboursement	6
4.2.1. Collecte des données.....	6
4.2.2. Analyse des données.....	10
4.3. Catégorisation des emprunteurs et des groupements	10
4.3.1. Classification numérique	10
4.3.2. Analyse en composantes principales (ACP).....	11
4.3.3. Analyse des correspondances (AFC).....	12
4.4. Prédiction de la probabilité de défaut de remboursement (emprunteur, groupement)	13
4.4.1. Méthodes	13
4.4.2. Régression logistique.....	13
4.4.3. Sélection de variables	15
5. Résultats	19
5.1. Description des emprunteurs et des groupements enquêtés	19
5.2. Catégorisation des emprunteurs	24
5.2.1. Catégorisation des emprunteurs selon les variables qualitatives	24
5.2.2. Catégorisation des emprunteurs selon les variables quantitatives	24
5.3. Catégorisation des groupements	26
5.3.1. Catégorisation des groupements selon les variables catégorielles.....	26
5.3.2. Catégorisation des groupements selon les variables quantitatives	27
5.4. Prédiction de la probabilité de défaut de remboursement	29
5.4.1. Sélection de variables	29
5.4.2. Comparaison des différentes techniques de sélection.....	30
6. Discussion	31
Conclusion.....	33
Références	34
Annexes.....	37

Liste des tableaux

Tableau 1 : Répartition des agences par département	3
Tableau 2: Répartition des enquêtés selon la localité.....	7
Tableau 3 : Définition des variables quantitatives collectées dans les dossiers des emprunteurs	7
Tableau 4 : Définition des variables qualitatives collectées chez les emprunteurs	7
Tableau 5 : Définition des variables quantitatives collectées auprès des groupements.....	8
Tableau 6 : Définition des variables qualitatives collectées auprès des groupements	9
Tableau 7 : Valeur moyenne (Moy) et écart-type (s) des variables quantitatives collectées au niveau des emprunteurs.....	20
Tableau 8 : Valeur moyenne (Moy) et écart-type (s) des variables quantitatives collectées au niveau des emprunteurs (suite)	20
Tableau 9 : Effet des variables qualitatives (emprunteurs) sur le défaut de remboursement	21
Tableau 10 : Valeur moyenne et écart-type des caractéristiques quantitatives des groupements	22
Tableau 11: Variables sélectionnées par les procédures (cas des groupements).....	29
Tableau 12 : Paramètres d'ajustement des modèles sélectionnés.....	30
Tableau 13 : Modèle final (cas des groupements).....	31

Liste des figures

Figure 1. Distribution des groupements selon les caractéristiques qualitatives	23
Figure 2. Premier plan factoriel de la répartition des emprunteurs échantillonnés selon les variables catégorielles.....	24
Figure 3. Premier plan factoriel de la répartition des emprunteurs échantillonnés selon les variables quantitatives.	25
Figure 4. Premier plan factoriel de la répartition des groupements échantillonnés selon les variables catégorielles.....	27
Figure 5. Premier plan factoriel de la répartition des groupements échantillonnés selon les variables catégorielles.....	28

1. Introduction

1.1. Problématique

L'efficacité du système financier est un facteur primordial pour le développement de la plupart des pays. Les caractéristiques telles que la qualité, la quantité, le coût et l'accessibilité sont aussi importantes que celles des infrastructures traditionnelles (Banque Mondiale, 2000). Au Bénin, comme dans la plupart des pays en développement, une frange importante de la population active disposant d'une potentialité de croissance économique est exclue du système bancaire classique, du fait que celle-ci est incapable de satisfaire aux conditions requises pour l'obtention de crédits. Cette exclusion pose non seulement des problèmes d'équité, mais également des problèmes d'efficacité. Pour pallier à cette insuffisance, l'espace économique abandonné par les banques classiques est pris par les institutions de microfinance (IMF). Selon la Cellule de Surveillance des Systèmes Financiers Décentralisés (CSSFD) en 2012, le Bénin compte 47 Systèmes Financiers Décentralisés (SFD) qui opèrent dans le secteur de la microfinance à travers deux cent vingt-trois (223) représentations, parmi lesquelles, les Mutuelles et Coopératives d'Épargne et de Crédit occupent la plus grande part de marché (913 702 clients en 2010 sur un total de 1 439 096 clients soit 63,49% de la clientèle du secteur).

Partant du fait que le faible taux de pénétration des banques classiques s'explique en partie par les asymétries d'informations et les coûts de transactions qui augmentent les risques et les coûts liés aux opérations de banque notamment le crédit, l'une des innovations importantes des IMF est la substitution de la supervision mutuelle aux garanties matérielles. Cette stratégie serait doublement gagnante: permettre aux démunis d'accéder au crédit tout en évitant que les IMF soient handicapées par de mauvais taux de remboursement. Bien que les taux débiteurs des IMF soient supérieurs à ceux des banques commerciales, ils sont inférieurs à ceux des prêteurs informels usuriers qui représentent la principale solution de rechange (Banque Mondiale, 2000, Honlonkou 2002).

Le microcrédit est donc octroyé soit à des groupes solidaires constitués d'individus très pauvres qui ne peuvent pas fournir de garantie matérielle ou soit individuellement à des personnes un peu plus aisées disposant du nantissement. Plusieurs études ont été réalisées sur la performance des groupes de crédit solidaires bénéficiant du microcrédit auprès des IMF, nous avons entre autres Paxton (1996) qui mentionne qu'un "effet de domino" négatif peut plus que compenser l'effet positif de prêts groupés; Khandker et *al.* (1995) dans une étude sur la Grameen Bank ont noté l'effet positif du groupe sur le remboursement ; Godquin (2004) a révélé que le montant des prêts avait un impact négatif sur le remboursement au Bangladesh. Récemment, Mauk (2013) a signalé que le degré de responsabilité conjointe, la solidarité, la prise de décision commune, les sanctions, l'âge du groupe et le taux d'intérêt

influencent le défaut de remboursement. De même, Noglo et Androuais (2013) ont mentionné que la performance de remboursement de groupes est liée à la surveillance mutuelle entre membres du groupe, au capital social, à l'absence de sélection, à l'assistance financière et aux sources informelles de crédit.

En dépit de nombreuses études sur le sujet dans la littérature et des crises successives qui sont survenues dans le secteur au Bénin, force est de constater que très peu d'études ont été réalisées dans le domaine. Les quelques études qui existent se limitent au sud Bénin et ne rendent pas compte de la spécificité du secteur agricole. Nous avons par exemple l'étude de Honlonkou et *al.* (2006) sur les petites entreprises au sud Bénin. Ce travail se veut de combler le vide de recherche dans le domaine au Bénin, en prenant en compte aussi bien des emprunteurs individuels que des groupements agricoles.

1.2 Objectifs

L'objectif général de la présente étude est de rechercher les facteurs déterminant le défaut de remboursement dans une institution de micro finance en vue de combler le manque d'informations sur le sujet au Bénin. De manière spécifique, il s'agit de :

- O1 : recenser les facteurs susceptibles d'influencer le défaut de remboursement aussi bien au niveau des emprunteurs qu'au niveau des groupes de crédits ;
- O2 : catégoriser les emprunteurs et les groupes de crédits ;
- O3 : prédire la probabilité de défaut de remboursement.

2. Présentation de la FECECAM Bénin

2.1. Informations générales

La Faîtière des Caisses d'Epargne et de Crédit Agricole Mutuel du Bénin (FECECAM-BENIN) a été créée en 1977 sous le numéro d'autorisation L. 99.0002.A du 19 Mai 1999 renouvelé le 31/12/2008. Elle a pour mission d'offrir aux populations rurales et urbaines des services financiers et non financiers décentralisés afin d'améliorer leurs conditions de vie tout en assurant la pérennité du Réseau. Les cibles visés sont : les agriculteurs, les revendeurs, les Commerçants, les PME, PMI, les salariés tout secteur confondu, ...).

La FECECAM-BENIN, en dépit de la concurrence sans cesse grandissante, tient toujours la tête au niveau du secteur de la microfinance au Bénin avec 638 824 épargnants au 31/12/2010 sur 1 027 089 déposants dénombrés auprès des 28 MCEC et 1 473 095 déposants de tout le secteur d'après la base de données de la CSSFD (2010) ; soit respectivement 63% des déposants des MCEC et 44% de ceux de tout le secteur.

La FECECAM-BENIN a mobilisé à elle-seule FCFA 36 957 889 419 contre un montant total des dépôts collectés par l'ensemble des SFD du secteur de FCFA 57. 678 millions au 31/12/2010 ; soit 64% des dépôts du secteur. L'encours brut de crédit de la FECECAM-BENIN est de FCFA 25 733 668 989 contre FCFA 37.702 millions d'encours brut de crédits des MCEC et FCFA 82.937 millions d'encours brut de tout le secteur au 31/12/2010.

2.2. Zone de couverture

La FECECAM est présente dans les douze (12) départements du Bénin. Le nombre d'agences y compris le siège social est de 131. La configuration du Réseau au 31 décembre 2013 est résumée dans le tableau 1.

Tableau 1 : Répartition des agences par département

Délégations techniques régionales	Nombre de CLCAM	Nombre d'Agence	Nombre de guichets principaux	Nombre de guichets secondaires
Alibori	04	00	03	08
Atacora/Donga	04	02	05	10
Atlantique/Littoral	04	07	02	06
Borgou	03	03	03	13
Colline	05	01	02	05
Mono/Couffo	04	01	07	02
Ouémé/Plateau	06	08	01	03
Zou	03	02	02	06
Total	33	22	25	53

Source : <https://www.fececam.org/index.php?/Presentation/presentation.html>

2.3. Services et produits

Les activités essentielles de la FECECAM consistent à :

- collecter et gérer l'épargne et les dépôts de fonds de ses membres et des usagers y compris les domiciliations de salaire et tous autres services financiers ;
- consentir du crédit à court, moyen et long termes à ses membres ;
- favoriser la solidarité et la coopération entre les membres ;
- promouvoir l'éducation économique, sociale et coopérative de ses membres ;
- acquérir, disposer et gérer des biens mobiliers et immobiliers ;
- entreprendre toutes activités liées directement ou indirectement à son objet ;
- organiser si possible des échanges d'expériences entre ses membres ;
- régler si possible et préalablement à toute instance judiciaire, les conflits entre ses membres ;
- accepter en dépôt les lignes de crédit destinées au financement de ses membres et d'organismes intervenant en milieu rural et urbain ;
- créer et gérer des fonds spécifiques notamment les fonds de garantie et autres fonds.

Ainsi 15 produits sont offerts à la clientèle. Il s'agit de :

- Compte sur Livret
- Epargne Planifiée
- Compte Courant
- Dépôt à terme (DAT)
- Tout Petit Crédit aux Femmes (TPCF)
- Crédit Epargne avec Education (CEE)
- Crédits à l'agriculture, à l'élevage et à la pêche
- Les crédits d'achat de produits et leur stockage
- Les crédits aux micro-entrepreneurs
- Les crédits aux salariés
- Crédit scolarité aux salariés
- Les crédits sociaux
- Facilités sur Epargne Planifiée
- Le warrantage
- Instant Money Transfer (IMT)
- Régime de Prévoyance Crédit (RPC)
- Domiciliation des Salaires et Pensions de Retraite (DSPR)

En plus des produits offerts, la FECECAM propose à la population d'autres services notamment : Education dans le cadre du Crédit Epargne avec Education, Formation des bénéficiaires de crédit sur la gestion de leur crédit, Appui Conseils aux bénéficiaires de crédit sur la gestion de leurs activités.

2.4. Partenariat et collaboration

La FECECAM entretient beaucoup de relations avec d'autres structures du secteur financier tant à l'intérieur du Bénin qu'à l'extérieur. Ainsi, elle est membre actif de la Confédération des Institutions Financières de l'Afrique de l'Ouest (CIF) et bénéficie d'une assistance technique. La structure est aussi assistée par le DID (Développement International Desjardins), l'ACI (Alliance Coopérative Internationale dont elle est également membre, et le PASMIF (Programme d'Appui au Secteur de la Micro finance) qui lui apporte également un soutien financier.

3. Etat des connaissances sur les déterminants du défaut de remboursement

Dans la littérature, plusieurs études ont été menées sur les déterminants de défaut de remboursement dans les institutions de microfinance tant du point de vue des emprunteurs individuels que des groupes. De façon générale, ces recherches se basent sur l'existence d'asymétries d'informations à

différents niveaux sur le marché de la micro-finance. Viganò (1993) a identifié cinq grands déterminants du risque de défaut de remboursement : la capacité de rembourser, la volonté de rembourser, les conditions externes économiques et environnementales, la qualité de l'information qui sert de base de décision pour l'octroi de crédit, la capacité du prêteur à s'assurer de la bonne volonté de l'emprunteur à travers un contrat optimal. Boot (2000) relève que la relation à long terme contribue à réduire les problèmes de sélection adverse et d'aléa moral qui peuvent résulter notamment des nouveaux emprunteurs. Les garanties jouent également un rôle important dans l'analyse du défaut. D'un point de vue théorique, les garanties sont perçues comme éléments atténuateurs du problème de sélection adverse dont fait face le prêteur (Besanko et Thakor, 1987). Les garanties agissent alors 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. Toutefois, la nature et l'évaluation des garanties réelles posent problème, car l'évaluation faite des garanties est le plus souvent erronée et manque d'objectivité. Le recours au crédit de groupe en est une solution. Plusieurs auteurs ont démontré la performance de ce type de crédit. Toutefois, ces prêts aussi sont sujets à des problèmes. Simtowe et Zeller (2006), résumant ces problèmes en quatre catégories et donnent les solutions théoriques à ce type de prêts. Dans un premier temps, les auteurs évoquent que la sélection par les pairs permet de lutter contre la sélection adverse, car les membres éviteront de s'associer avec ceux dont ils ne connaissent pas bien le profil de risque. Ce principe permet la formation de groupes homogènes dans lesquels, tous les membres connaissent parfaitement les caractéristiques de leurs partenaires portant sur le risque du projet, le niveau de solvabilité (Van Tassel, 1999, Ghatak et Guinnane, 1999). La deuxième catégorie est liée à la surveillance des pairs pour réduire le choix d'un projet très risqué et le détournement des fonds à d'autres fins. Elle constitue un élément important permettant la réussite des crédits de groupe (Stiglitz, 1990, Aghion, 1999). Wenner (1995) observe cependant que le groupe doit être restreint. Le troisième groupe est relatif à l'échec du projet pour des raisons exogènes ou qui sont au-delà du contrôle du membre du groupe. La solidarité intra-groupe permet toutefois d'assurer un remboursement à temps (Huppi et Feder, 1990). La dernière catégorie est liée à la pression mutuelle pour éviter le défaut de remboursement. Cette pression des pairs permet de réduire le hasard moral ex- post et d'éviter le risque pour le groupe d'être privé de crédit futur (Wydick, 1999). Néanmoins, Diagne et *al.* (2000) signalent que la pression peut avoir un impact négatif ou faible sur le remboursement. En plus de ces quatre éléments, d'autres facteurs ont été mentionnés dans la littérature. Il s'agit entre autres du capital social et des options extérieures du crédit. Ces arguments font donc du groupe avec caution solidaire un instrument plus performant que le crédit individuel.

4. Méthodologie

4.1. Choix de la structure et de la zone d'étude

La FECECAM-BENIN a été choisie pour la présente étude, car elle est la seule institution de microfinance couvrant tout le territoire du Bénin et intervient particulièrement dans le secteur agricole. Compte tenu de l'inexistence d'une base de données numérique dans le domaine au Bénin, une enquête de terrain a été réalisée pour la collecte des données. Ainsi, dans le souci d'avoir une bonne représentativité, l'étude a été réalisée sur la clientèle de la FECECAM dans quatre agences situées respectivement dans les communes de Djougou, de Parakou, d'Allada et d'Abomey-Calavi (agence d'Akassato). Les agences de Djougou et de Parakou sont situées au nord du pays et les deux autres (Allada et Akassato) au sud. L'enquête a concerné aussi bien les zones rurales que semi-urbaines.

4.2. Recensement des facteurs déterminant le défaut de remboursement

4.2.1. Collecte des données

Les données des emprunteurs ont été obtenues en étudiant leur dossier de crédit à l'aide d'une fiche de collecte (annexe 1). Ces données ont pris en compte les quatre dernières années de prêts à savoir : 2010, 2011, 2012 et 2013 (emprunteurs de 2013 dont l'échéance est à terme). A défaut de disposer des statistiques globales sur les bons et les mauvais emprunteurs au niveau de chaque structure, le nombre d'emprunteurs pour chaque catégorie (bon et mauvais) a été choisi en respectant dans une certaine mesure leur proportion dans la population globale de clients fournie par le personnel. Quant aux données relatives aux groupements, une enquête a été réalisée à l'aide d'un questionnaire (annexe 1) auprès des membres de ces derniers. La technique utilisée pour le choix de ces groupements est une méthode d'échantillonnage accidentel, c'est-à-dire que les groupements qui ont été pris en compte dans l'étude sont ceux dont les membres sont présents et disponibles au moment de notre passage. Compte tenu des contraintes de temps liées à l'étude, les enquêtes relatives aux groupements ont été réalisées dans trois localités (Djougou, Parakou et Akassato). Nous avons par ailleurs eu recours aux agents de crédit pour avoir plus d'informations sur certains clients et sur les causes du défaut de remboursement. Les données des emprunteurs de l'agence de Djougou n'ont pas été considérées pour les analyses car elles contenaient beaucoup de données manquantes. Le tableau 2 fournit la distribution de l'échantillon selon l'agence.

Les tableaux 3, 4, 5 et 6 présentent respectivement une description des informations principales collectées au niveau des dossiers des emprunteurs et celles relatives au questionnaire d'enquête utilisé pour les membres des groupements.

Tableau 2: Répartition des enquêtés selon la localité

Agence	Emprunteur			Groupement		
	Bon	Mauvais	Total	Bon	Mauvais	Total
Djougou	28	4	32	39	20	59
Parakou	104	33	137	5	14	19
Allada	51	23	74	-	-	-
Akassato	61	34	95	11	5	16
Total	244	94	338	55	39	94

Tableau 3 : Définition des variables quantitatives collectées dans les dossiers des emprunteurs

Variables	Définition	Effet attendu
AGE	Age de l'emprunteur (en nombre d'années)	+
SOLDCPTE	Solde à la date de dépôt de dossier	-
MNTPARTSOC	Montant total des parts sociales libérées	-
NBCREDANT	Nombre de crédits antérieurs	-
MNTDEMAND	Montant demandé	+
ECHEANC	Durée proposée (en nombre de mois)	+
PERIOD	Périodicité de remboursement (nombre de mois)	-
NBCHARG	Nombre de personnes à charge	+
ANCACTIV	Ancienneté dans l'activité	-
APPERS	Montant de l'apport personnel	+
MNTPRETLAST	Montant du prêt antérieur	0
MNTCREDAIL	Montant du crédit obtenu dans une autre structure	-
REV	Revenu mensuel	-
CAPREMB	Montant total à rembourser/montant total disponible (en pourcent)	-
GARMAT	Montant de la garantie matérielle	-
MNTACCORD	Montant accordé	+

Tableau 4 : Définition des variables qualitatives collectées chez les emprunteurs

Variables	Définition	Effet attendu
DEFAUT	Défaut de remboursement	
SEXE	Sexe	
PRETANT	Indication sur le prêt antérieur	-
OBJET	Objet du prêt	
PROF	Profession	
LOC	Situation de logement	+
MARIE	Situation maritale	+
CONCURENC	Présence ou absence de concurrence sur l'activité	+
APPERS	Apport personnel	-
COMPTAB	Tenu de comptabilité	-
AUTRSOURC	Autres sources de revenus	-
CREDAIL	Demande de prêt dans une autre structure par le passé	+
ENGAGAIL	Existence d'engagement dans une autre structure	+

Tableau 5 : Définition des variables quantitatives collectées auprès des groupements

Variables	Définition	Effet attendu
DATEG	Ancienneté du groupement (en nombre d'années)	+
EFF	Effectif du groupe	-
ETHN	Pourcentage de chaque ethnie (Fon, Goun, Aïzo, Toffin, Adja, Mina, Bariba, Dendi, Peulhs, Nagot/Yoruba, Berba, Lokpa, Yom, Kotokoli, Autres) dans le groupe	
RELIG	Pourcentage de chrétien, de musulman, d'animistes et autres religions dans le groupe	
VILLAG1	Pourcentage de membre dans le village principal du groupement	+
MASC	Pourcentage d'hommes	
FEM	Pourcentage de femme	
FREQREUN	Fréquence des réunions par mois	+
DISTRES	Distance moyenne entre la résidence et le lieu de travail du groupe	-
SUPERFMOY	Superficie moyenne de terre possédée par membre du groupe	+
ACTIV	Activité des membres en pourcentage : COMMERCE, TRANSFORMATION, ARTISANAT, AGRICULTURE, AUTROCCUP	
LIENPAR	Pourcentage de personnes ayant un lien de parenté	-
MONTELV	Montant le plus élevé de prêt au cours des cinq dernières années	-
MONTBAS	Montant le plus faible de prêt au cours des cinq dernières années	-
REVMOYBON	Revenu moyen d'un membre du groupe l'an prochain pour une bonne année	+
REVMOYMAU	Revenu moyen d'un membre du groupe l'an prochain pour une mauvaise année	+
QUALTRAV	Reconnaissance de la qualité de travail par les pairs	

Tableau 6 : Définition des variables qualitatives collectées auprès des groupements

Variables	Définition	Effet attendu
ACTGRP	Domaine d'activité du groupement	
DESIRPERS	Intégration d'une personne étrangère au groupe	+
PRESS	Moyen de pression en cas de non remboursement : AGRESVERB = Agressions verbales, CONFISQMAT = Confiscation de matériel, DENONCAUT = Dénonciation devant les autorités locales, REPUT = Ostracisme sociale ou la perte de réputation, AUTRPRESS = Autres moyens	
AIDE	Source d'aide pour un membre défaillant : CONTREGAL = contribution à part égale de chaque membre, FAMIL = famille CONJOINT = conjointe, SOURCINFORM = sources informelles, AUTRSOLIDAR = autres sources	+
ANBON	Année la plus mauvaise du point de vue de revenu au cours des quatre dernières années	-
ANMAUV	Année la plus mauvaise du point de vue de revenu au cours des quatre dernières années	+
ENTRAID_IN	Entraides au sein du groupe au cours des 12 derniers mois	-
ENTRAID_EX	Entraides venant d'ailleurs pour un membre du groupe au cours des 12 derniers mois	-
PRISDECIS	Prise de décision finale sur les activités à réaliser	
SANCTION	Sanctions appliquées à un membre en cas de défaut de remboursement sur un prêt	-
INSTR	Plus haut niveau d'instruction des membres du groupe	+
RICHQUAT	Niveau de richesse du village/quartier	+
DEFAUT	Paiement de pénalité pour un remboursement tardif (défaut de remboursement)	
PRETLAST	Difficulté sur le remboursement du dernier prêt	-
CAUSDEF	Causes de défaut de remboursement	

4.2.2. Analyse des données

Les données collectées aussi bien au niveau des emprunteurs que des groupements ont subi une phase préliminaire d'analyse simple en utilisant les techniques de statistique descriptive. Cette description a consisté à calculer des moyennes, des écarts-types, des valeurs minimum, des valeurs maximum et des proportions. Le test de chi deux a également été utilisé pour vérifier l'indépendance des variables catégorielles avec le défaut de remboursement.

4.3. Catégorisation des emprunteurs et des groupements

Les données d'enquête ont été exploitées pour atteindre cet objectif. Ainsi, pour réaliser cette typologie, nous avons utilisé la méthode de classification numérique qui est suivie d'une méthode d'analyse factorielle (Analyse en composante principale ou de l'analyse des correspondances) afin d'observer les groupes constitués sur une carte factorielle.

4.3.1. Classification numérique

La méthode de classification numérique permet de réaliser une synthèse de l'information par la structuration de la population en "groupes homogènes". La réalisation d'une Classification ascendante hiérarchique passe par trois étapes fondamentales.

- Calcul de la matrice de distance (ou de ressemblance) et le choix de la métrique.
- Choix du critère d'agrégation.
- Représentation graphique : le dendrogramme

Mesures de distance

Supposons D la matrice de distance de dimensions n x n, n étant le nombre d'observations. d(i, j), représentent la distance entre les observations i et j.

Il existe plusieurs mesures de distance et le choix est fonction de la propriété des données. Nous avons entre autres : distance euclidienne, méthode de Pearson, distance Manhattan, méthode quadratique euclidienne et méthode quadratique de Pearson. La méthode utilisée dans la présente étude est la distance euclidienne définie comme la racine carrée de la somme des différences au carré :

$$d(i, j) = \sqrt{\sum (x_{ij} - x_{kj})^2}$$

où d(i, j) en ligne i et colonne j est la distance entre les observations i et j.

Méthodes de liaison

La méthode de liaison choisie détermine la stratégie de liaison de deux groupes. A chaque étape de fusion, les deux groupes les plus proches sont réunis. Au début, lorsque chaque observation constitue un groupe, la distance entre groupes est simplement la distance inter-observations. En conséquence, une fois les observations réunies, une règle de liaison est nécessaire pour calculer les distances inter-groupes lorsqu'il y a plusieurs observations dans un groupe. A cet effet, il existe plusieurs méthodes de liaison. Nous avons entre autres : la méthode de liaison simple, ou "voisin le plus proche", la méthode de liaison moyenne, la méthode de liaison centroïde, la méthode de liaison complète, ou "voisin le plus éloigné", la méthode de liaison de McQuitty et la méthode de liaison de Ward. Cette dernière méthode est celle qui a été utilisée dans la présente étude compte tenu de son efficacité. La distance entre deux groupes est la somme des écarts quadratiques des points aux centres. Le but de la liaison de Ward est de minimiser la somme des carrés à l'intérieur du groupe. Elle tend à produire des groupes avec des nombres d'observations similaires, mais elle est sensible aux observations aberrantes.

4.3.2. Analyse en composantes principales (ACP)

L'étude simultanée d'un nombre important de variables quantitatives nécessite une représentation graphique globale. L'objectif de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) est de remplacer les variables initiales par de nouvelles variables (espace de dimension réduite) en déformant le moins possible la réalité. Il s'agit donc d'obtenir le résumé le plus pertinent possible des données initiales. L'ACP a également l'avantage de résumer un ensemble de variables corrélées au départ en un nombre réduit de facteurs non corrélés. Le résumé pertinent de l'information est réalisé à partir de la diagonalisation matrice des variances-covariances (ou celle des corrélations), car, on analyse essentiellement la dispersion des données considérées. De cette matrice, on extrait les facteurs que l'on recherche. Ces facteurs sont utilisés pour réaliser les graphiques souhaités en déformant le moins possible la configuration globale des individus selon l'ensemble des variables initiales.

Supposons que nous disposons des observations relatives à p variables collectées sur n individus. Ces données peuvent se présenter sous forme d'une matrice Y de dimensions $n \times p$. Les p variables initiales sont souvent très hétérogènes du point de vue de leurs moyennes et de leur variance. En analysant ces données brutes on ne verra apparaître que les effets dus aux mesures brutes, c'est-à-dire aux unités de mesures. Pour réduire cet effet, on standardise la matrice des données. Le tableau Y de départ est alors remplacé par un tableau X en soustrayant la moyenne arithmétique calculée sur les mesures de la colonne (variables) et en divisant le résultat par la racine carrée du nombre de mesures dont le rôle est de faire coïncider la matrice $X'X$ avec la matrice de corrélation.

Le principe de l'analyse en composantes principales étant de définir des indices synthétiques ou composantes principales qui résument au mieux l'information contenue dans le tableau de départ.

La première composante z_{i1} représente la direction de plus grande dispersion du nuage de points et est défini de manière à respecter les contraintes suivantes :

- il doit être une combinaison linéaire des variables centrées réduites :

$$z_{i1} = \mu_{11}x_{i1} + \mu_{21}x_{i2} + \dots + \mu_{p1}x_{ip} ;$$

- les coefficients μ_{j1} qui interviennent dans cette combinaison linéaire doivent être tels que :

$$\mu_{11}^2 + \mu_{21}^2 + \dots + \mu_{p1}^2 = 1 ;$$

- les coefficients μ_{j1} doivent, en outre, être tels que la variance des z_{i1} soit maximum.

La deuxième composante représente la direction de plus grande dispersion des résidus, une fois l'effet de CP1 pris en compte et est défini de la manière suivante :

- il doit être une combinaison linéaire des variables centrées réduites :

$$z_{i2} = \mu_{12}x_{i1} + \mu_{22}x_{i2} + \dots + \mu_{p2}x_{ip} ;$$

- les coefficients μ_{j2} qui interviennent dans cette combinaison linéaire doivent être tels que :

$$\mu_{12}^2 + \mu_{22}^2 + \dots + \mu_{p2}^2 = 1 \text{ et } \mu_{11}\mu_{12} + \mu_{21}\mu_{22} + \dots + \mu_{p1}\mu_{p2} = 0 ;$$

- les coefficients μ_{j1} doivent, en outre, être tels que la variance des z_{i2} soit maximum tout en respectant les contraintes ci-dessus.

La même démarche est menée pour la détermination des autres composantes.

4.3.3. Analyse des correspondances (AFC)

L'Analyse Factorielle des Correspondances (AFC) est une analyse factorielle qui s'applique aux tableaux de contingence (comptage). Elle est basée sur une métrique du Chi-2. Elle considère d'une façon symétrique les lignes et les colonnes de la matrice.

L'analyse des correspondances simples effectue une analyse pondérée des composantes principales du tableau de contingence.

Si le tableau de contingence comporte r lignes et c colonnes, le nombre de dimensions sous-jacentes est le plus petit nombre entre (r - 1) et (c - 1).

Comme avec les composantes principales, la variabilité est partitionnée, mais plutôt que de partitionner la variance totale, l'analyse des correspondances simples partitionne la statistique du khi deux de Pearson.

Sa finalité, comme toutes les méthodes d'ordination, est de trouver le meilleur résumé possible dans un espace de dimensions réduites. Ce meilleur résumé est constitué d'un petit nombre d'axes qui

maximise l'inertie projetée Elle permet une représentation simultanée des lignes et des colonnes dans l'espace de dimensions réduites cherché.

L'Analyse des Correspondances Multiples est la réalisation d'une AFC simple sur un tableau réunissant en descripteurs plusieurs variables qualitatives exprimées dans un tableau disjonctif complet.

4.4. Prédiction de la probabilité de défaut de remboursement (emprunteur, groupement)

4.4.1. Méthodes

L'objectif principal de cette recherche est de développer un modèle statistique qui puisse permettre de distinguer les bons emprunteurs des mauvais. Un emprunteur est considéré comme bon s'il rembourse (ou a toujours remboursé) correctement son prêt et un mauvais emprunteur dans le cas contraire. Les données collectées sur les emprunteurs d'une part et sur les groupements d'autre part ont été exploitées pour atteindre cet objectif.

Dans la mesure où la variable défaut de remboursement est une variable qualitative, la méthode utilisée pour la modélisation est la régression logistique. Pour cette modélisation, une partie des données est utilisée pour construire les modèles (estimations des paramètres) et l'autre partie pour la validation. Compte tenu du nombre important de variables et de l'objectif de la recherche, une sélection pas à pas de variables a été opérée en utilisant les méthodes de backward, de forward et de backward/forward. Dans ces procédures la sélection des variables a été faite sur la base des critères AIC d'Akaike et BIC de Schwartz.

4.4.2. Régression logistique

L'objectif de la régression logistique est de modéliser une variable qualitative en fonction des variables quantitatives. Dans le cas où la variable qualitative a deux modalités comme dans la présente étude (variable défaut de remboursement) on parle de la régression logistique binaire. On cherche alors à expliquer une variable Y ayant deux modalités 0 ou 1 par des variables explicatives. Les variables explicatives X sont a priori quantitatives.

Pour effectuer l'estimation, on dispose d'un échantillon d'effectif n . Notons n_1 le nombre d'observation correspondant à la modalité 1 de Y et n_2 celui relatif à la modalité 0 et $p(1)$ et $p(0)$ les probabilités correspondantes.

$p(X/1)$ et $p(X/0)$ représentent la distribution conditionnelle des X sachant la valeur prise par Y . La probabilité a posteriori d'obtenir la modalité 1 de Y sachant la valeur prise par X est notée $p(1/X)$.

La régression logistique repose sur l'hypothèse fondamentale suivante :

$$\ln \frac{p(X/1)}{p(X/0)} = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_j x_j$$

On désigne par logit de $p(1/X)$ l'expression : $\ln \frac{p(1/X)}{1-p(1/X)} = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_j x_j$

Après transformation on obtient : $p(1/X) = \frac{e^{b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_j x_j}}{1 + e^{b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_j x_j}}$

La quantité $\frac{p(1/X)}{1-p(1/X)}$ exprime un odds c.-à-d. un rapport de chances.

La règle d'affectation peut être basée sur $p(1/X)$ de différentes manières :

$$\text{Si } \frac{p(1/X)}{1-p(1/X)} > 1 \text{ alors } Y = 1$$

$$\text{Si } p(1/X) > 0,5 \text{ alors } Y = 1$$

Elle peut être aussi basée simplement sur $C(X)$ avec : Si $C(X) > 0$ Alors $Y = 1$. $C(X)$ et $p(1/X)$ permettent de classer de nouvelles individus.

Estimation des paramètres

La méthode couramment utilisée pour estimer les paramètres du modèle est par la maximisation de la vraisemblance. Ainsi, l'estimation des paramètres de la régression logistique par la méthode du maximum de vraisemblance, nécessite la détermination de la loi de distribution de $P(Y/X)$.

En posant $\pi = p(1/X)$ alors pour un individu ω , on modélise la probabilité à l'aide de la loi binomiale $B(1, \pi)$, avec

$$P[Y(\omega)/X(\omega)] = \pi(\omega)^{y(\omega)} \times (1-\pi(\omega))^{(1-y(\omega))}$$

La vraisemblance d'un échantillon Ω s'écrit :

$$L = \prod_{\omega} \pi(\omega)^{y(\omega)} \times (1-\pi(\omega))^{(1-y(\omega))}$$

ou de manière simple $L = \prod_{\omega} \pi^y \times (1 - \pi)^{(1-y)}$ L

La vraisemblance correspond à la probabilité d'obtenir l'échantillon Ω à partir d'un tirage dans la population. Elle varie donc entre 0 et 1. La méthode du maximum de vraisemblance consiste à produire les paramètres $b = (b_0, b_1, \dots, b_j)$ de la régression logistique qui rendent maximum la probabilité d'observer cet échantillon.

Pour faciliter les manipulations, on préfère souvent travailler sur la log-vraisemblance (log-likelihood)

$$LL = \sum_{\omega} y \ln(\pi) + (1 - y) \ln(1 - \pi)$$

Le logarithme étant une fonction monotone, le vecteur b qui maximise la vraisemblance est le même que celui qui maximise la log-vraisemblance. Cette dernière en revanche varie entre $-\infty$ et 0. Puisque b est un estimateur du maximum de vraisemblance, il en possède toutes les propriétés : il est asymptotiquement sans biais; il est de variance minimale et il est asymptotiquement gaussien.

Déviance

La déviance DM ou déviance résiduelle est définie par la quantité :

$$DM = -2LL = -2 \times LL$$

Contrairement à la log-vraisemblance, cette quantité est positive. En parallèle avec la somme des carrés des résidus de la régression linéaire multiple, l'objectif de l'algorithme d'optimisation est de minimiser cette déviance. La null deviance (D0) calculée sur le modèle uniquement composée de la constante correspondrait alors à la somme des carrés totaux.

4.4.3. Sélection de variables

Les procédures de sélection de variables sont les stratégies développées pour optimiser les critères de sélection. En effet, les données collectées lors de l'observation d'un phénomène ou mesurées sur un système physique ne sont pas toutes aussi informatives : certaines variables peuvent correspondre à du bruit, être peu significatives, corrélées ou non pertinentes pour la tâche à réaliser. La sélection de variables est donc un problème complexe et fait l'objet de recherches dans de nombreuses disciplines. Dans le domaine de la régression, de nombreuses procédures de choix de variables sont présentées

dans la littérature. D'une manière générale, il n'y a pas de sous-ensemble meilleur aux autres, il en existe plusieurs la plupart du temps. La raison justifiant l'utilisation d'un sous-ensemble de variables plutôt que l'ensemble complet est que le modèle obtenu à partir du sous-ensemble peut estimer les coefficients de régression et prédire les réponses futures, avec une variance inférieure à celle du modèle complet (Hocking, 1976). La sélection de variables nécessite donc des mesures pour évaluer l'importance de chaque variable ou de chaque sous-ensemble de variables, en d'autre terme, une stratégie de sélection et une règle d'arrêt.

La seule façon de trouver avec certitude le meilleur sous-ensemble de variables en termes de qualité d'ajustement et de prédiction est évidemment l'étude de toutes les combinaisons de variables possibles. Cependant, les procédures exhaustives sont très lourdes, fastidieuses et difficiles à utiliser sans un ordinateur rapide. Elles ne sont réalisables que si le nombre de variables est faible. En effet, pour un nombre de k variables explicatives, on a 2^k équations de régression différentes (tous les modèles incluant un terme constant y compris le modèle constant qui ne contient aucune variable explicative). L'examen de tous les modèles serait donc sans intérêt, car nombre d'entre eux seront très voisins. Aussi, lorsque le nombre de variables disponibles est relativement élevé (plus de 10 ou de 20 variables par exemple), utilise-t-on généralement certaines procédures de sélection systématique des variables (Dagnelie, 1986). Dans la présente étude, nous avons opté pour la méthode de régression pas à pas, car elle est la plus utilisée et elle est disponible dans la plupart des logiciels statistiques.

Méthodes pas à pas

Les procédures pas à pas sont parmi les techniques de sélection de variables les plus utilisées : les variables sont introduites ou supprimées du modèle l'une après l'autre. Dans ces procédures, seulement un sous-ensemble de variables des 2^k équations possibles est examiné. Ces méthodes consistent à considérer d'abord un modèle faisant intervenir un certain nombre de variables explicatives puis on procède par élimination ou par ajout successif de variables explicatives. Il existe trois variantes de procédure de sélection pas à pas.

*La sélection ascendante*¹ qui consiste à partir de la meilleure régression à une seule variable, puis à rechercher parmi les $k-1$ modèles à deux variables incluant la première déjà sélectionnée. La procédure continue jusqu'au modèle maximal. Une variable n'est jamais supprimée une fois qu'elle a été incluse. Le nombre de modèles à calculer est alors $k(k+1)/2$. On constate ainsi un gain appréciable en termes de nombre de modèles à calculer.

¹ forward selection

*L'élimination descendante*² : est une procédure inverse à la précédente, elle consiste à partir du modèle maximal avec toutes les variables et à supprimer successivement les variables les moins intéressantes. Les variables exclues ne sont plus réintégrées au modèle. La procédure se termine lorsqu'aucune des variables incluses dans le modèle ne peut être supprimée. On aboutit au même constat que précédemment. Pour une valeur fixée du critère de choix des variables, ces deux méthodes ne donnent pas toujours le même modèle.

La régression *pas à pas* ou *stepwise* (Efroymsen, 1960) est la plus connue des procédures de sélection. Elle est une combinaison des deux précédentes méthodes et consiste à réviser le choix déjà fait pour chaque nouveau modèle sélectionné. A un palier donné certaines variables déjà introduites peuvent ne plus être intéressantes si d'autres variables, introduites après, leur sont très liées. On utilise alors des règles simples pour inclure ou pour exclure une variable du modèle.

Critères de choix des variables

Pour sélectionner un sous-modèle parmi les sous-modèles possibles ou pour donner un jugement objectif sur la qualité d'un modèle de régression, différents critères ou règles d'arrêt sont utilisés. De manière générale, le principe d'utilisation de ces critères est de rechercher parmi l'ensemble des sous-modèles possibles, un sous-modèle qui optimise un critère donné. Dans la littérature, il existe plusieurs critères. Nous avons choisi dans la présente étude d'en utiliser deux : les critères AIC et BIC.

Critère AIC

Le critère *AIC* ou critère d'information d'Akaike (Akaike, 1973) est considéré comme l'un des critères les plus utilisés. Dans son approche, la technique essaye de prendre en compte la qualité de l'ajustement et le nombre de paramètres inconnus (Tomassone et *al.* 1983).

De façon générale, le critère *AIC* se définit comme suit :

$$AIC = -2 \log(f) + 2 \times \text{nombre de paramètres}$$

où f est la fonction de densité de probabilité des résidus du modèle. Le critère *AIC* a été adapté à plusieurs catégories de modèles.

² backward selection

- Critère *BIC*

Deux auteurs, Akaike (1978) et Schwarz (1978), ont proposé dans la même année deux critères de sélection équivalents dont le concept est basé sur une approche bayésienne. Le critère *SIC* de Schwarz a été conçu à partir de la sélection des modèles de la famille de Koopman-Darmois dont la fonction de densité de probabilité est de la forme $f(x, \theta) = \exp(\theta \cdot y(x) - b(\theta))$ avec $\theta \in \Theta$ qui est une partie de l'ensemble \mathfrak{R}^K et y est une statistique fonction de θ , de dimension K (McQuarrie et Tsai, 1998). Le critère *BIC* ou critère d'information bayésienne par contre, a été obtenu à partir des modèles de régression linéaire. Les deux critères se formulent de la même manière :

$$BIC = SIC = n \log(\hat{\sigma}_k^2) + k \log(n)$$

Le terme $2k$ ou fonction de pénalité du critère *AIC* est remplacé ici par $k \log(n)$. Cette fonction est considérée comme une fonction de pénalité qui diminue fortement la surestimation sur les échantillons de petite taille. La sélection d'un modèle à k variables explicatives est basée sur la recherche du modèle qui donne la valeur minimale pour ce critère.

5. Résultats

5.1. Description des emprunteurs et des groupements enquêtés

Les tableaux 7 et 8 présentent les valeurs moyennes et les écarts-types des caractéristiques quantitatives relatives aux emprunteurs. Il ressort de ces tableaux que l'âge de l'emprunteur, le montant de la part sociale libérée, le nombre de personne à charge et l'ancienneté dans l'activité sont presque identiques quel que soit la localité et la qualité de l'emprunteur. Par contre, le nombre de crédits antérieur, la périodicité, le montant de l'apport personnel, le revenu et la capacité de remboursement sont plus élevés chez les emprunteurs de la localité d'Akassato. L'échéance, le montant demandé et le montant accordé sont plus importants chez les emprunteurs de Parakou.

Le tableau 9 présente l'effet des variables catégorielles sur le défaut de remboursement selon la localité. De l'examen de ce tableau, il apparaît que dans la localité d'Akassato, l'indication sur le prêt antérieur autrement la relation de l'emprunteur avec l'agence, la situation maritale et l'existence ou non de demande de prêt dans une autre structure ont un effet sur le défaut de remboursement. Dans la localité d'Allada, deux caractéristiques, l'indication sur le prêt antérieur et la tenue ou non comptabilité influencent la qualité de l'emprunteur. A Parakou, seule l'indication sur le prêt antérieur a un effet sur la qualité de l'emprunteur.

Tableau 7 : Valeur moyenne (Moy) et écart-type (s) des variables quantitatives collectées au niveau des emprunteurs

Agence	Défaut	Age		Solde à la date de dépôt de dossier (FCFA)		Montant total des parts sociales (FCFA)		Nombre de crédits antérieurs		Montant demandé (FCFA)		Echéance		Périodicité de remboursement		Nombre de personne à charge		Ancienneté dans l'activité	
		Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s
Akassato	1	43	10,4	146278,3	194940,4	19323,5	20295,9	2	3	1430000	1316766	12	0	4	2,5	6	3,4	10	8,7
	0	44	8,1	141957,2	193165,6	21098,4	18835,0	3	3	1396721	1456362	12	0	4	3,3	6	4,9	11	8,2
Allada	1	40	10,8	167591,6	452029,5	20869,6	19927,8	3	3	1036957	1258807	12	0	3	3,2	5	2,9	12	8,6
	0	41	10,0	147986,9	279175,1	24598,0	33628,0	2	3	1124706	1389910	12	0	4	3,6	5	3,1	13	10,3
Parakou	1	39	8,3	135244,7	297127,6	18727,3	30027,4	1	1	2206970	3642421	13	4	2	2,4	5	3,0	11	7,7
	0	41	8,0	110894,8	256114,7	15500,0	23946,1	1	1	1610512	1513083	13	4	2	2,7	5	3,4	11	8,2

Tableau 8 : Valeur moyenne (Moy) et écart-type (s) des variables quantitatives collectées au niveau des emprunteurs (suite)

Agence	Défaut	Montant de l'apport personnel (FCFA)		Montant du dernier prêt antérieur (FCFA)		Montant du crédit dans une autre structure (FCFA)		Revenu mensuel (FCFA)		Capacité de remboursement		Montant de la garantie matérielle (FCFA)		Montant accordé (FCFA)	
		Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s	Moy	s
Akassato	1	885750	1604987	608823,5	797103,7	172352,9	564441,6	229535,3	177200,6	31,55	12,52	10676471	42447472	1153529	1069735
	0	1303279	2782615	847311,5	1223141	57377,05	251965	182252,2	123862,4	31,65	13,56	6873770	9078067	1218033	1274560
Allada	1	378913	667468	630434,8	1033500	0	0	134273,8	117890	20,68	14,48	2741774	3554110	854347,8	1135873
	0	374705,9	756376,5	682686,3	1159972	35294,12	177565,2	163059,4	114838,2	23,73	12,56	3901373	6935037	938235,3	1265132
Parakou	1	286424,2	561053,2	1569697	3348856	25757,58	104673	142777,8	165320,6	27,28	12,72	4939712	54390838	1727424	2424592
	0	516634,6	1149197	781019,2	1216969	879134,6	5350058	175455,4	230653	27,70	13,54	7458750	7360846	1317346	1320239

Tableau 9 : Effet des variables qualitatives (emprunteurs) sur le défaut de remboursement

Variables	Définition	Akassato		Allada		Parakou	
		Chi deux	p	Chi deux	p	Chi deux	p
SEXE	Sexe	1,59	0,21	0,48	0,49	0,06	0,82
PRETANT	Indication sur le prêt antérieur	4,61	0,03*	0,05	0,82	2,55	0,11
OBJET	Objet du prêt	10,4	0,89	3,29	0,65	5,55	0,52
OBSPRETANT	Observation sur le prêt antérieur	8,25	0,02*	8,14	0,02*	16,51	0***
PROF	Profession	7,47	0,72	3,21	0,63	12,52	0,99
LOC	Situation de logement	0,01	0,93	0,02	0,9	0,08	0,78
MARIE	Situation maritale	5,56	0,02*	0,46	0,5	0,02	0,89
CONCURENC	Présence ou absence de concurrence sur l'activité	5,99	0,05*	1,45	0,48	1,84	0,60
APPERS	Apport personnel	0,18	0,33	2,31	0,13	1,15	0,28
COMPTAB	Tenu de comptabilité	0,51	0,48	8,13	0***	0,15	0,70
AUTRSOURC	Autres sources de revenus	0,02	0,9	0,17	0,68	0,79	0,38
CREDAIL	Demande de prêt dans une autre structure par le passé	4,2	0,04*	0,93	0,67	0,4	0,53

Le tableau 10 montre les caractéristiques quantitatives des groupements. Il se dégage de ce tableau que nombre moyen d'années de création est de 5 ans avec un effectif moyen de 17 membres. Les ethnies les plus représentées parmi les groupements enquêtés sont les Dendi suivis de l'ethnie Lokpa. Le pourcentage de ces ethnies par groupement défaillant est relativement élevé. La religion dominante des membres est l'islam (spécifiquement pour les groupements situés au nord). La plupart des membres résident dans le même village. Le pourcentage de commerçant par groupement est le plus élevé (plus de 50%). Les montants les plus élevés et les plus bas de prêt sont plus élevés chez les défaillant que chez les bon emprunteurs. Le revenu estimé pour une bonne année est d'environ 250000 FCFA et celui d'une mauvaise année est de 120000 FCFA.

Tableau 10 : Valeur moyenne et écart-type des caractéristiques quantitatives des groupements

Variable	DEFAUT	Moy	EcTyp	Variable	DEFAUT	Moy	EcTyp
DATEG	0	5,732	5,058	ANIMISTE	0	3,13	10,75
	1	5,692	3,473		1	0,452	2,212
EFF	0	16,59	13,5	AUTRRELIG	0	7	16,46
	1	17,74	17,54		1	5,72	19,45
FON	0	8,75	22,16	VILLAGE1	0	80,78	28,07
	1	4,95	15,23		1	81,4	28,56
GOUN	0	0,595	4,454	MASC	0	13,49	29,81
	1	0	0		1	19,21	36,06
AIZO	0	5,87	20,84	FEM	0	86,51	29,82
	1	10,26	30,74		1	80,79	36,06
TOFFIN	0	6,86	23,95	FREQREUN	0	2,411	1,616
	1	0	0		1	1,821	1,254
ADJA	0	0,614	2,931	DISTRES	0	1,329	1,765
	1	0,632	2,93		1	1,944	2,481
BARIBA	0	3,08	8,99	SUPERFMOY	0	0,262	1,247
	1	27,05	43,41		1	0,149	0,8
DENDI	0	20,69	30,87	COMMERCE	0	53,09	42,54
	1	31,28	38,33		1	68,11	38,85
PEULHS	0	1,42	5,887	TRANSFORMAT	0	22,51	35,45
	1	0,342	1,538		1	2,18	7,81
NAGOTYORUB	0	3,36	10,15	ARTISANAT	0	10,28	21,01
	1	3,94	10,95		1	10,26	17,09
BERBA	0	0,119	0,891	AGRICULTURE	0	12,34	31,05
	1	2,2	7,8		1	17,91	36,26
LOKPA	0	28,9	38,35	AUTROCCUP	0	1,479	5,21
	1	5,13	16,7		1	1,365	4,087
YOM	0	14,55	30,52	LIEPARENT	0	34,35	37,21
	1	10,6	25,79		1	24,39	34,17
KOTOKOLI	0	3,77	10,04	MONTELV	0	921304	2323188
	1	2,29	9,49		1	1757282	6300560
AUTRETH	0	0,74	3,881	MONTBAS	0	238179	523336
	1	1,327	5,171		1	742808	3171184
CHRETIEN	0	36,05	35,9	REVMOYBON	0	269113	498055
	1	24,63	32,3		1	215315	310205
MUSLMAN	0	51,92	39,84	REVMOYMAUV	0	127400	338153
	1	69,2	37,87		1	109154	141096

De l'analyse des variables catégorielles observées (figure 1), les grandes tendances obtenues sont : le commerce comme activité principale ; l'agression verbale comme moyen de pression par les pairs ; la contribution à part égale est considérée comme l'aide la plus importante apportée à un membre en difficulté de remboursement ; le niveau primaire comme le plus haut niveau d'instruction du membre instruit dans le groupe ; 2012 a été signalée comme une bonne année du point de vue des revenus et 2013 comme l'année la plus mauvaise ; l'exclusion est la sanction la plus appliquée en cas de défaut. Les principales causes de défaut signalées sont la mévente, la maladie et la mauvaise volonté du membre.



Figure 1. Distribution des groupements selon les caractéristiques qualitatives

5.2. Catégorisation des emprunteurs

5.2.1. Catégorisation des emprunteurs selon les variables qualitatives

La méthode de la classification des emprunteurs selon les variables catégorielles a permis d'identifier trois catégories d'emprunteurs.

Le premier groupe est constitué de 74 emprunteurs parmi lesquels 54,05% proviennent de la commune de Parakou, 35,14% d'Akassato et 10,81 % d'Allada. Ces emprunteurs sont essentiellement des nouveaux clients qui sont à leur premier prêt mais qui ont des engagements ailleurs.

Le deuxième groupe qui contient 52 emprunteurs est réparti en 59,62% d'emprunteurs d'Akassato, 38,46% d'emprunteurs d'Allada et 1,92% d'emprunteurs de Parakou. Ce groupe représente essentiellement les agriculteurs.

Le troisième groupe contient 180 emprunteurs parmi lesquels 53,33% proviennent de Parakou, 25,56% d'Allada et 21,11% d'Akassato. Ce groupe représente essentiellement les commerçantes.

La figure 2 montre la représentation des emprunteurs dans le premier plan factoriel. Le deuxième axe oppose le deuxième groupe au troisième groupe. Autrement, en matière de prêt les deux groupes (agriculteurs et commerçants) se comportent différemment.

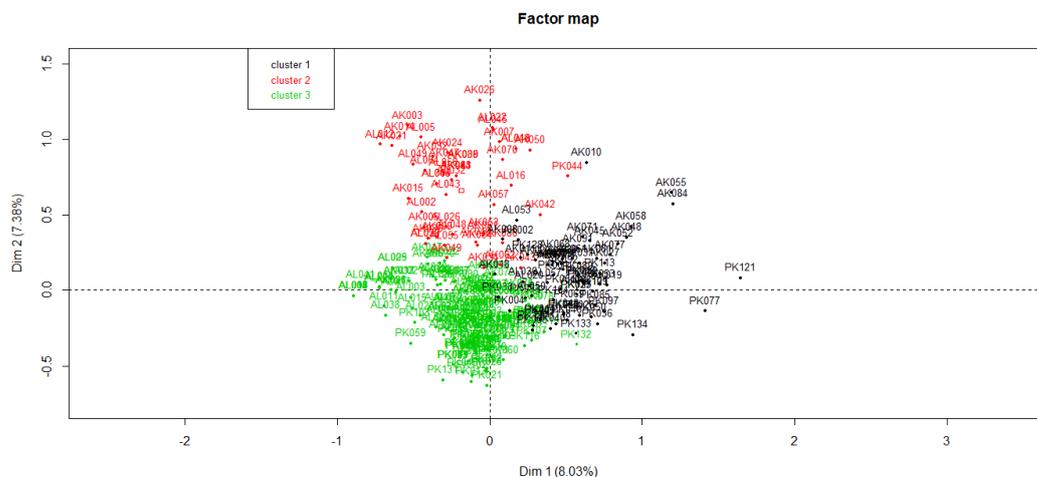


Figure 2. Premier plan factoriel de la répartition des emprunteurs échantillonnés selon les variables catégorielles.

5.2.2. Catégorisation des emprunteurs selon les variables quantitatives

Trois catégories d'emprunteurs ont également été identifiées à partir des variables quantitatives.

La première catégorie prend en compte 16,45% des emprunteurs échantillonnés. Parmi cette proportion, 50% proviennent de Parakou, 28% d'Akassato et 22% d'Allada. Cette classe est constituée des gros emprunteurs possédant un solde en compte estimé à 356695,40 FCFA avec un revenu

mensuel de 346324 FCFA. La moyenne des montants demandés est estimée à 4220000 FCFA avec une échéance de 13 mois et une périodicité de 4 mois. En moyenne, la garantie matérielle a une valeur de 18874000 FCFA. La capacité de remboursement de ces emprunteurs est estimée à 31,49%. La totalité du montant demandé n'est pas accordé. La part accordée est estimée à 3584000 FCFA.

La deuxième catégorie comprend 157 emprunteurs soit 51,64% des individus de l'échantillon. Elle est constituée des emprunteurs des trois communes (Parakou 52%, Akassato 28 et Allada 21%). Cette classe regroupe les petits emprunteurs. Ils sont en moyenne âgés 37 ans, possédant un solde en compte estimé à 76218 FCFA et ont un revenu de 109870 FCFA. La moyenne des montants demandée est estimée à 789451 avec une périodicité de deux mois, mais reçoivent en moyenne de la CLCAM 617114 FCFA. Leur capacité de remboursement est estimée à 29,29%.

L'effectif de la troisième classe est de 97 répartis en 38,1% d'emprunteurs d'Akassato, 30,9% d'Allada et 30,9% de Parakou. Cette classe représente une situation intermédiaire aux précédentes classes. L'âge moyen des emprunteurs est estimé à 48 ans. Le montant de crédit demandé est estimé à 1027012 FCFA avec une périodicité de remboursement de 4 mois. Le montant accordé est estimé à 886288,7 et leur capacité de remboursement est de 22,90%.

Compte tenu du nombre important de variables, l'analyse en composante principale a été réalisée en deux étapes. La première étape a consisté à identifier les variables qui sont corrélées aux axes factoriels. Ces variables ont été utilisées dans la deuxième phase pour réaliser l'analyse. La représentation des variables et des individus dans le premier plan factoriel montrant les différentes classes est donnée à la figure 3. Ce plan explique environ 53% de l'inertie de départ. Sur le premier axe factoriel, la distribution des emprunteurs se fait selon l'importance des montants demandés, accordés, de prêt antérieur, de la garantie du matériel et du solde au compte. Le deuxième axe montre par contre la répartition des emprunteurs selon l'âge et leur ancienneté dans l'activité.

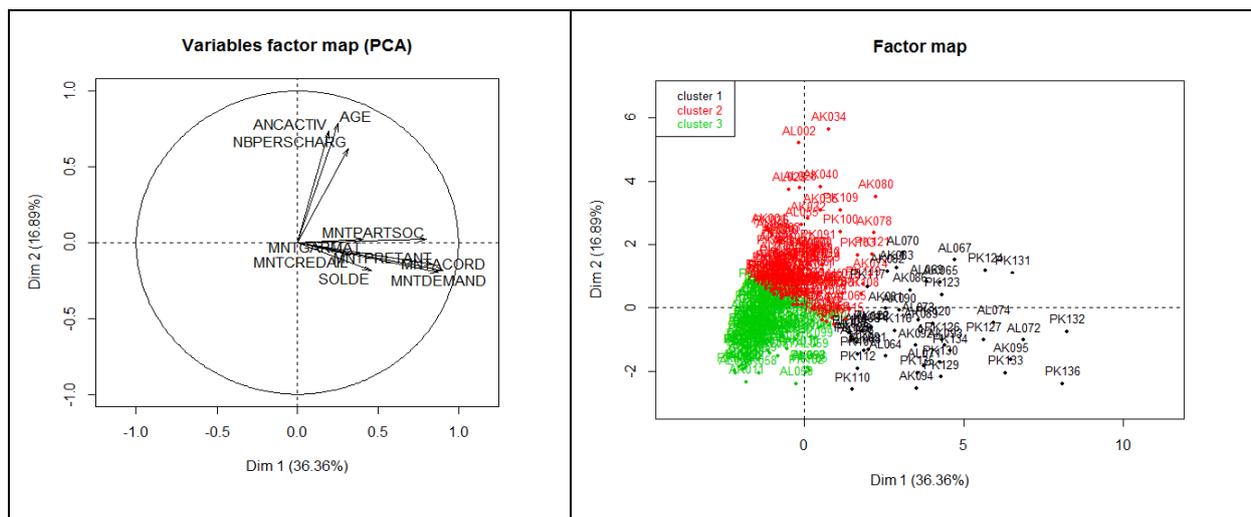


Figure 3. Premier plan factoriel de la répartition des emprunteurs échantillonnés selon les variables quantitatives.

5.3. Catégorisation des groupements

5.3.1. Catégorisation des groupements selon les variables catégorielles

La typologie réalisée sur les groupements avec les variables qualitatives a permis de distinguer quatre groupes.

Le premier groupe est constitué de 32,63% des groupements échantillonnés. Ces groupements sont essentiellement ceux de la Commune de Djougou (100%). Le groupe est caractérisé par des individus non instruits ayant un domaine d'activité de type mixte, une prise de décision individuelle et utilise l'ostracisme social comme moyen de pression pour amener un membre à rembourser. Les aides apportées à un membre en difficultés de remboursement proviennent du conjoint et de la famille. La sanction appliquée à un membre en cas de défaut de remboursement est un avertissement.

Le deuxième groupe constitué également des groupements issus de Djougou représente 29,47% des groupements échantillonnés. Il se caractérise par des groupements d'agriculture dont un des membres est de niveau supérieur. Ce groupe accepte l'intégration d'une personne étrangère au groupe. Les membres contribuent également pour venir en aide à un membre en difficulté de remboursement. La sanction appliquée à un membre en cas de défaut de remboursement est la suspension.

Le troisième groupe représente les groupements de Parakou avec la présence de quelques groupements d'Akassato. Ce groupe représente 21,05% des groupements échantillonnés. Leur domaine d'activité est le commerce. La prise de décision est collégiale. Les membres utilisent l'avertissement pour prévenir un défaut de remboursement et l'exclusion comme sanction en cas de défaut de remboursement.

Le quatrième groupe est constitué des groupements de la Commune d'Akassato et représente 16,84% des groupements échantillonnés. Il se caractérise par des commerçants. Ces groupements n'acceptent pas l'intégration d'une personne étrangère au groupe. Les membres utilisent l'agression verbale comme moyen de pression des pairs.

La représentation des individus obtenus dans le premier plan factoriel montrant les différents groupes est donnée à la figure 4. Ce plan explique environ 30% de l'inertie de départ. Ce pourcentage est suffisant compte tenu de la nature catégorielle des variables. Le premier axe oppose le premier groupe au troisième groupe. Alors qu'on observe une opposition entre les groupements du deuxième groupe et ceux du quatrième groupe selon l'axe 2.

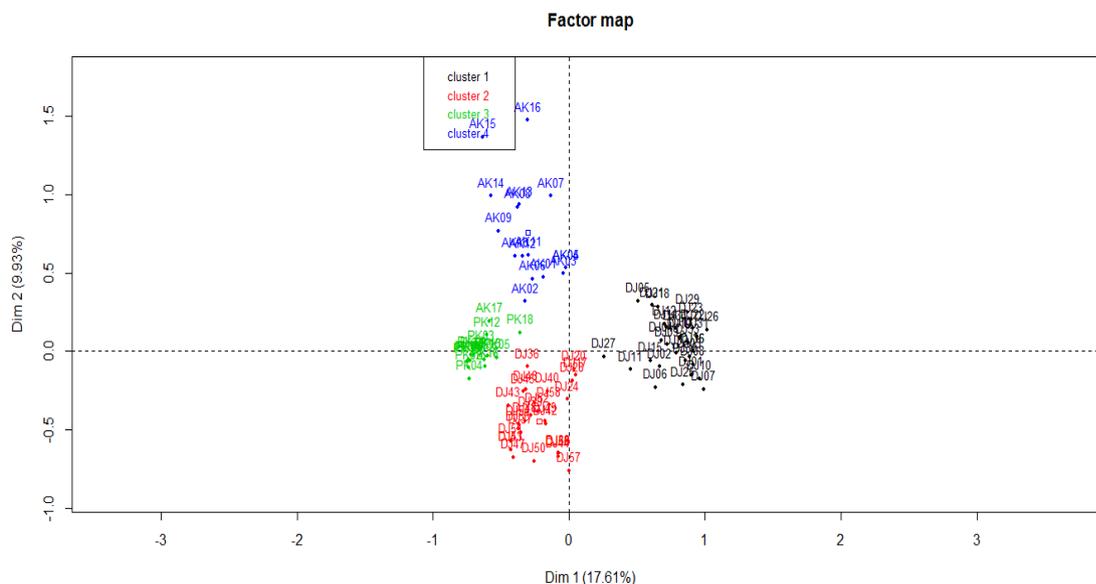


Figure 4. Premier plan factoriel de la répartition des groupements échantillonnés selon les variables catégorielles.

5.3.2. Catégorisation des groupements selon les variables quantitatives

L'utilisation des variables quantitatives pour catégoriser les groupements a également permis de distinguer quatre catégories.

La première classe contient 11,58% des groupements échantillonnés. Cette classe contient des groupements ayant en moyenne une ancienneté de 8 ans et constitué en moyenne de 29 membres dont la proportion moyenne d'homme est estimée à 99,24%. Dans un groupement de cette catégorie, les membres sont pour la plupart des agriculteurs avec une proportion estimée en moyenne à 90,91%. La proportion d'individus ayant un lien de parenté est estimée à 51,61%. La distance entre la résidence et le lieu de travail est d'environ 3 km. Le montant le plus bas de prêt demandé par un groupement de cette catégorie est estimé à 1924091 FCFA et le montant le plus élevé à 4003636 FCFA.

Le nombre de groupement dans la deuxième classe est de 20 parmi lesquels 75% de groupements proviennent d'Akassato et 18% de Djougou. Le nombre d'année d'existence du groupe est estimé à 4 ans. La proportion de femme par groupement est en moyenne de 98,33 et celle des membres pratiquant la religion chrétienne est estimée à 73,98%. Les membres exercent pour la plupart le commerce avec une proportion estimée à 94,74%. Les membres résident en grande partie dans un même village (98,75% par groupement). Le revenu estimé pour une bonne année est de 52981,25 FCFA.

L'effectif de la troisième classe est de 25 groupements. De cet effectif, 68% sont des groupements issus de Parakou et 15% de Djougou. Le troisième groupe représente les groupements de Parakou avec

la présence de quelques groupements d’Akassato. En moyenne par groupement les proportions de femmes, de commerçants, de musulmans et de membres résidant dans un même village sont estimées respectivement à 98,15%, 91,72%, 91,99% et 95,84%. Le revenu estimé pour une bonne année est 90040 FCFA.

La quatrième classe représente le groupe le plus important en nombre et comprend 39 groupements issus de la commune de Djougou. Cette classe comprend les groupements ayant une situation mixte. Par groupement 61,97% des membres résident dans le même village. Le revenu estimé pour une année mauvaise est de 21166,70 CFA.

Compte tenu du nombre important de variables, ici également, l’analyse en composante principale a été réalisée en deux étapes. La première étape a permis d’identifier les variables qui sont corrélées aux axes factoriels et de reprendre l’analyse avec ces variables. La représentation des variables et des individus dans le premier plan factoriel montrant les différents groupes est donnée à la figure 5. Ce plan explique environ 63% de l’inertie de départ. Les trois premiers axes en expliquent 78% de l’inertie totale. Sur le premier axe la répartition des groupements se fait selon la proportion d’homme et de femme dans le groupe et selon la proportion de membres ayant comme activité le commerce ou l’agriculture. C’est donc un axe de répartition selon l’importance d’homme et de femme dans le groupe et selon l’importance de membres exerçant le commerce ou l’agriculture. Le deuxième axe est un axe qui oppose les groupements selon la proportion de membres pratiquant la religion musulman ou chrétienne dans le groupe. C’est donc un axe de répartition des groupements selon la religion. Le troisième axe qui n’a pas été présenté donne la distribution des groupements selon la proportion de membres résidant dans un même village.

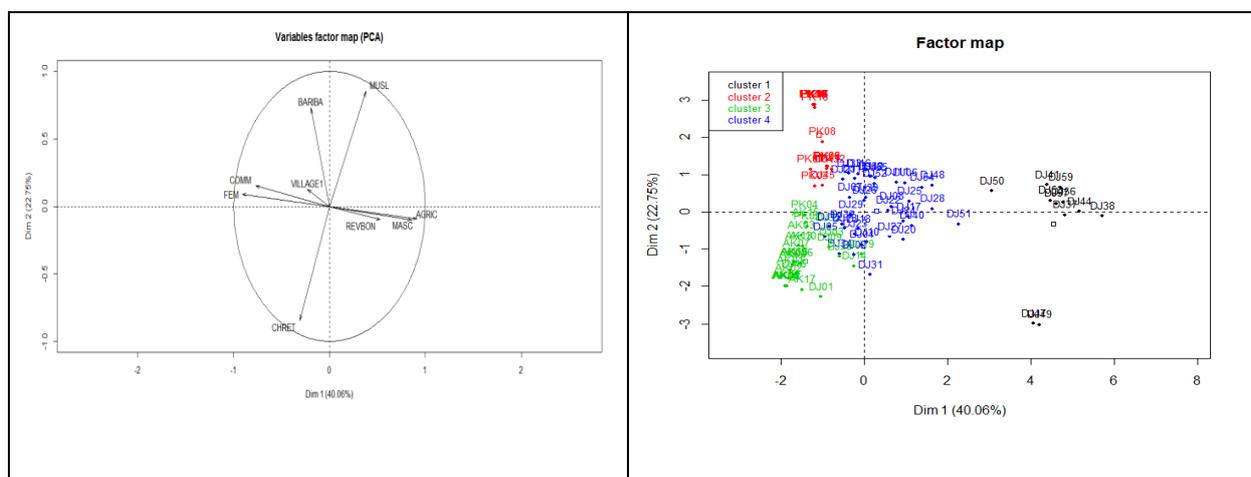


Figure 5. Premier plan factoriel de la répartition des groupements échantillonnés selon les variables catégorielles.

5.4. Prédiction de la probabilité de défaut de remboursement

Dans cette partie de l'étude, nous avons considéré uniquement les variables quantitatives pour prédire la variable défaut de remboursement (variable binaire). Compte tenu du nombre important de variables explicatives, les procédures de sélection de variables ont été utilisées. Les résultats détaillés sont présentés en annexe 2.

5.4.1. Sélection de variables

Dans le cas des données quantitatives relatives aux emprunteurs, l'usage du critère BIC dans les différentes procédures ne sélectionne aucune variable. Le critère AIC par contre sélectionne les variables montant de l'apport personnel et montant de la garantie.

Pour les variables relatives aux groupements (tableau 11) plusieurs variables ont été sélectionnées par les différentes procédures. Les variables les plus sélectionnées sont : le pourcentage par groupe de Bariba, de Toffin, de Berba, l'effectif du groupe, le pourcentage d'homme et de femme dans le groupe, la fréquence des réunions du groupe, le pourcentage de membre exerçant une activité de transformation, le prêt le plus élevé et le plus faible obtenus par le groupe et le revenu moyen par membre pour une mauvaise année.

Tableau 11: Variables sélectionnées par les procédures (cas des groupements)

Variables	BIC				AIC			
	Backward/ Forward	Forward/ Backward	Backward	Forward	Backward/ Forward	Forward/ Backward	Backward	Forward
DATEG					*		*	
EFF		*		*		*		*
FON					*	*	*	*
GOUN					*		*	
AIZO						*		*
TOFFIN	*	*	*	*	*	*		*
ADJA	*				*	*	*	*
MINA						*		*
BARIBA	*	*	*	*	*		*	*
DENDI								
PEULHS								
NAGYORU								
BERBA	*		*		*		*	
LOKPA				*	*	*	*	*
YOM					*		*	
KOTOK					*		*	
AUTRETH								
CHRET					*		*	

MUSL				*			*	*
ANIM						*		*
AUTRELIG	*						*	
VILLAGE1								
MASC	*		*		*		*	
FEM	*		*		*		*	
FREQREUN	*				*	*	*	*
DISTRES					*		*	
SUPMOY								
COMM					*		*	
TRANSF	*	*		*		*		*
ARTIS					*		*	
AGRIC					*		*	
AUTRACT					*		*	
LIEPARENT					*		*	
MONTELV	*		*		*		*	
MONTBAS	*		*		*		*	
REVBON					*		*	
REVMAUV	*		*		*		*	

* indique que la variable a été sélectionnée.

5.4.2. Comparaison des différentes techniques de sélection

Pour comparer les différentes techniques de sélection de variables utilisées dans la présente étude, nous avons retenu les résultats de sélection relatifs aux groupements, car ces résultats nous paraissent intéressants en matière de sélection. Le tableau 12 reprend les paramètres d'ajustement des différents modèles obtenus. A la lecture de ce tableau, il ressort que les méthodes Forward/Backward et Forward ont tendance à être sévère au niveau de la sélection contrairement aux méthodes Backward/Forward et Backward. La comparaison des critères montre que le critère BIC pénalise plus les variables. La comparaison des déviations montre que la valeur de la déviance obtenue dans le cas de la procédure Backward/Forward est la plus faible. Il s'ensuit que le groupe de variables obtenues dans ce schéma est le meilleur sous ensemble à retenir. L'élimination des variables non significatives du modèle donne le modèle final de la modélisation (tableau 13).

Tableau 12 : Paramètres d'ajustement des modèles sélectionnés

Paramètres	BIC				AIC			
	Backward/ Forward	Forward/ Backward	Backward	Forward	Backward/ Forward	Forward/ Backward	Backward	Forward
nombre de variables	12	4	8	5	27	12	27	12
Valeur	102,61	101,72	102,98	98,57	84,82	84,68	84,82	84,68
Déviante	26,61	91,72	84,98	86,57	28,82	58,68	28,82	58,68
Nombre d'itération	19	18	21	18	22	17	22	17

Tableau 13 : Modèle final (cas des groupements)

Variables	Coefficients:	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	0,3399000	0,624	0,545	0,586
BARIBA	0,0467700	0,016	3,016	0,003**
FREQREUN	-0,4528000	0,244	-1,858	0,063*
MONTBAS	0,0000069	0,000	2,815	0,005**
MONTELV	-0,0000028	0,000	-2,883	0,004**
REVMAUV	0,0000048	0,000	2,188	0,029*
TRANSF	-0,0615500	0,026	-2,364	0,018*

6. Discussion

L'analyse des résultats a révélé que la clientèle de la FECECAM est relativement jeune avec un âge moyen de 40 ans quelle que soit la localité et la qualité de l'emprunteur. Nous avons également noté que le nombre de crédits antérieur, le montant de l'apport personnel, le revenu et la capacité de remboursement sont plus élevés chez les emprunteurs de la localité d'Akassato que chez les autres. Ce constat s'explique par le fait que la localité d'Akassato est située plus au sud dont le niveau de vie et le développement sont beaucoup plus avancés que les autres localités. L'échéance, le montant demandé et le montant accordé sont plus importants chez les emprunteurs de Parakou dans la mesure où cette zone située au nord du pays concentre majoritairement des agriculteurs, les transporteurs de camion et les commerçants.

L'analyse des variables catégorielles sur le défaut de remboursement chez les emprunteurs a montré que l'existence ou non d'informations sur les prêts antérieurs a un effet sur le défaut de remboursement. Ceci traduit la relation de long terme de l'emprunteur avec la structure financière. En effet, la relation de long terme réduit significativement le risque de crédit 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).

Les variables sélectionnées par le modèle sont le montant de la garantie et le montant de l'apport personnel. Ces deux variables traduisent le niveau de richesse de l'emprunteur et sa capacité de remboursement. En effet, plus les conditions financières sont élevées, moins grande est la probabilité de défaut. L'exigence de conditions financières vise à tester la disposition de l'emprunteur à contribuer financièrement au projet à financier et son engagement envers ce projet. Ensuite, elles visent à sécuriser l'institution contre le risque de crédit et le risque de liquidité. Un résultat similaire a été obtenu par Zeller (1994) en analysant les déterminants du rationnement de crédit parmi les prêteurs informels et les groupes de crédit formels au Madagascar.

Contrairement à la littérature qui affirme que le taux de remboursement chez les femmes est nettement supérieur à ceux des hommes, car les femmes sont plus disciplinées, plus sensibles à la pression sociale, moins mobiles et plus actives dans les groupes de caution solidaire (Montalieu, 2002), nos résultats ont montré que le sexe n'a pas d'effet sur le défaut de remboursement. Ce résultat est cependant conforme au résultat de Chirwa (1997) qui avait également montré au Malawi que le sexe n'est pas un déterminant du taux de remboursement. Ce résultat est par contre contraire à ceux de Honlonkou et al. (2006) qui ont constaté au sud Bénin que les hommes remboursent mieux que les femmes.

Sur le premier axe factoriel, la distribution des emprunteurs se fait selon l'importance des montants demandés, accordés, de prêt antérieur, de la garantie du matériel et du solde au compte. Le deuxième axe montre par contre la répartition des emprunteurs selon l'âge et leur ancienneté dans l'activité.

Les résultats obtenus sur les groupements ont montré que le pourcentage de groupements défaillants est élevé (42%). Le nombre moyen d'année de création estimé à 5 ans est relativement faible. Ceci peut être l'une des causes du nombre élevé de défaillant. Les groupements comportant les ethnies Dendi et Lokpa sont les plus représentées dans l'échantillon. Ceci s'explique par le fait que le nombre de groupements provenant de la localité où on retrouve ces ethnies est élevé. Cela explique également le pourcentage relativement important de groupements défaillants dont les membres sont de ces ethnies. Les résultats ont également montré que les membres sont pour la plupart des commerçants. Ceci montre que la CLCAM, contrairement à sa devise octroie plus de prêts pour le commerce que pour l'agriculture. Ceci a été confirmé par la catégorisation réalisée.

Pour appréhender la pression des pairs, les variables telles que la fréquence mensuelle des réunions, et la distance moyenne entre leur activité et la taille du groupe. Les résultats ont montré que la taille du groupe n'a pas d'effet sur le défaut de remboursement. En effet, comme l'a souligné Wenner (1995), une taille importante de groupes n'est pas source de monitoring efficace car, ceci peut donner lieu à des défaillances stratégiques. Elle favorise aussi le jeu d'une asymétrie d'information particulière entre les membres car, l'une des raisons de défaillance dans le crédit de groupe n'est pas l'incapacité mais une absence de volonté à rembourser le prêt (Diagne, 1998). En effet, puisque l'information sur la volonté à rembourser est privée, les membres du groupe ne sont pas sûrs des intentions de remboursement de leurs coéquipiers. La mauvaise foi a été citée parmi les causes les plus importantes de défaillance d'un membre.

La distance entre les membres et la fréquence des réunions par contre sont relativement plus faibles dans les groupements défaillants que dans les groupements non défaillants. La distance est estimée à 1 km pour les groupes non défaillants et 2 km pour les défaillants. La fréquence mensuelle des réunions est de 2 pour les groupements défaillants et de 3 trois pour les non défaillants. Ce résultat est conforme à ceux de Stiglitz (1990), Varian (1990) et Noglo et Androuais (2013) qui ont montré qu'une surveillance de plus en plus assidue agit positivement sur le remboursement car il y a réduction du hasard moral ex ante. Ce monitoring intense entre membres, destiné à pousser à l'effort, est dû au fait

qu'ils anticipent chez leur prochain un bénéfice espéré faible du financement futur (Aghion, 1999). L'effet de la distance a également été signalé par Wydick (1999) et Noglo et Androuais (2013).

La surveillance des pairs a aussi l'avantage de favoriser l'assistance des pairs si les raisons de la défaillance sont justifiées. Elle permet également d'exercer plus de pression en cas de défaillance volontaire. La méthode la plus utilisée pour couvrir les arriérés est la contribution à part égale de chaque membre. Ce résultat est en conformité avec l'affirmation de Huppi et Feder (1990) et les résultats de Noglo et Androuais (2013). Les membres défaillants bénéficient également des aides de leur famille et de leur conjoint.

La modélisation de la probabilité du défaut de remboursement a permis de dégager les variables suivantes le pourcentage de Bariba dans le groupe (BARIBA), le pourcentage de membre ayant pour activité la transformation de produits agricoles (TRANSF), la fréquence mensuelle des réunions (FREQREUN), le montant le plus bas de prêt (MONTBAS), le montant du prêt le plus élevé (MONTELV) et le revenu obtenu pour une mauvaise année (REVMAUV). Le choix du pourcentage d'ethnie Bariba ne doit pas être considéré comme péjoratif. Cette variable a été choisie compte tenu du nombre de groupement provenant de cette ethnie. Les variables pourcentage d'ethnie Bariba, le montant le plus faible des prêts obtenu par le groupe et le revenu pour une mauvaise année présentent un signe positif. Cela implique que l'augmentation de ces variables entraîne une augmentation du risque de défaut. Par contre, l'augmentation des variables fréquence mensuelle des réunions, pourcentage de membre ayant une activité de transformation de produits agricoles et montant du prêt le plus élevé obtenu à la CLCAM diminuent le risque de défaut. Ces résultats confirment les discussions menées plus haut.

La comparaison des procédures de sélection a montré que la méthode Backward/Forward en utilisant le critère BIC fait le meilleur choix de sous ensemble de variables. Ceci justifie le choix de cette procédure et de ce critère comme option par défaut dans les logiciels de traitement statistique comme R.

Conclusion

L'objectif de ce stage étant de relier la théorie à la pratique, le thème abordé a permis d'une part d'appréhender les réalités dans une structure de micro finance, notamment celles liées aux problèmes de remboursement de crédits, et d'autre part d'utiliser les outils théoriques pour mieux expliquer certaines réalités.

Le thème abordé porte sur une étude de terrain et a pour objet d'identifier les déterminants de la performance de remboursement des emprunteurs et des groupes de crédit. Faute de statistiques existantes en la matière, des données primaires ont été collectées à partir des dossiers des emprunteurs d'une part, et des enquêtes de terrain ont permis de disposer des données relatives aux crédits de

groupe. Les taux de défaut de remboursement dans les échantillons considérés sont relativement élevés. Plusieurs facteurs expliquent ce taux tant au niveau des crédits individuels que de groupe.

Le risque de défaut chez l'emprunteur est lié à la relation de long terme que ce dernier entretient avec la structure, la garantie mise en jeu pour la demande et le niveau de richesse de l'emprunteur. Le risque de défaut lié au crédit de groupe s'explique par la distance moyenne des lieux de résidence des membres par rapport à leur lieu de travail, la fréquence des réunions, l'ethnie, l'activité exercée par les membres, l'importance du montant de crédit demandé et le niveau de richesse des membres du groupe.

Références

- Aghion B. A., (1999). On the Design of a Credit Agreement with Peer Monitoring, *J. Dev. Econ.*, 60, 79-104.
- Akaike, H. [1973]. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In B. N. Petrov and F. Csaki ed. *2nd International Symposium on Information Theory* 267-281. Akademia Kiado, Budapest.
- Akaike, H. [1978]. A bayesian analysis of the minimum AIC procedure. *Ann. Inst. Stat. Math.*, 30, Part A, 9-14.
- Banque mondiale, (2000). *L'Afrique peut-elle revendiquer sa place dans le vingt et unième siècle*, Washington D.C.: Banque Mondiale.
- Boot, A. W. A. (2000). "Relationship banking: What Do We Know?" *J. Fin. Inter.* 9, 7-25.
- Dagnelie P. [1986]. *Analyse statistique à plusieurs variables*. Gembloux, Presses agronomiques.
- Diagne A. (1998) Default Incentives, Peer-Pressure, and Equilibrium Outcomes in Group-Based Lending Programs, International Food Policy Research Institute.
- Diagne A., Simtowe F., Chimombo W., Mataya C. (2000). Design and Sustainability Issues of Rural and Savings Programs for the Poor in Malawi: An Action-Oriented Research, International Food Policy Research Institute.
- Chirwa E.W., 1997, 'An econometric analysis of the determinants of agricultural credit repayment in Malawi', *African Review of Money Finance and Banking, Saving and Development*, 1-2, 107-121.
- Efroymson M.A. [1960]. Multiple Regression Analysis, in Anthony Ralston and Herbert S. Wilf, eds., *Mathematical Methods for Digital computers*. John Wiley and Sons, Inc., New York.
- Ghatak M., Guinnane T.W. (1999) The Economics of Lending with Joint Liability: Theory and Practice, *J. Dev. Econ.*, 60 (1), 195-228.
- Godquin M. (2004). Microfinance Repayment Performance in Bangladesh: How to Improve the Allocation of Loans by MFIs, *World Development*, 32 (11), 1909-1926

- Hocking R. R. [1976]. The analysis and selection of variables in linear regression. *Biometrics* **32**, 1-49.
- Honlonkou A.N., 2002, Evaluation de la performance de remboursement dans les institutions de micro-finance au Bénin', Mondes en développement N° 119: la microfinance et l'évolution des systèmes financiers. 30, 73-77.
- Honlonkou A. N., Acclassato D. H. et 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), 53-81.
- Huppi M., Feder G. (1990). The Role of Groups and Credit Cooperatives in Rural Lending, *The World bank Research Observer*, 5 (2), 187-204.
- Khandker S. R., Khalily B., Khan K. (1995). Grameen Bank: performance and sustainability, *World Bank Discussion Paper*, 306, The World Bank, Washington, DC.
- Mauk P. (2013). Modélisation Mathématique du Microcrédit. Thèse de doctorat. Université de Nice Sophia Antipolis, 141 p.
- McQuarrie A.D.R., Tsai C. L. [1998]. *Regression and time series model selection*. Singapore, New Jersey : World Scientific.
- Montalieu T., 2002, 'Les institutions de micro-crédit: entre pro- messes et doutes. Quelles pratiques bancaires pour quels effets?'. Mondes en en développement N 119: la microfinance et l'évolution des systèmes financiers, Tome 30, année 2002, 21-32.
- Noglo, Y. A. et Androuais, A. (2013). « Micro-finance et performance de remboursement des groupes de crédits au Togo : une enquête de terrain auprès de deux institutions de micro-finance (FUCEC et WAGES) ». http://www.erudite.univ-paris-est.fr/evenements/colloques-et-conferences/atm-2013communications-full-papers/?eID=dam_frontend_push&docID=25269, consulté le 28 mars 2014.
- Paxton J. A. (1996). Determinants of successful group loan repayment: an application to Burkina Faso, PHD. Thesis, Ohio State University
- Schwarz G. [1978]. Estimating the dimension of the model. *Ann. Stat.*, **6**, 461-464.
- Simtowe F., Zeller M. (2006). Determinants of Moral Hazard in Microfinance : Empirical Evidence From Joint Liability Lending Programs in Malawi, MPRA Paper, 461, 1-27.
- Stiglitz J. (1990). Peer Monitoring and Credit Markets, *World Bank Economic Review*, 4(3), 197-203.
- Tomassone R., Audrin S., Lesquoy De Turckheim E., Miller C. [1983]. *La régression : nouveaux regards sur une ancienne méthode statistique*. 1e éd. Paris, Masson.
- Tomassone R., Audrin S., Lesquoy De Turckheim E., Miller C. [1992]. *La régression : nouveaux regards sur une ancienne méthode statistique*, Paris, Masson.
- Van Tassel E. (1999). Group Lending under Asymmetric Information, *J. Dev. Econ.*, 60 (1), 3-25.
- Varian (1990) Monitoring Agents with Other Agents, *Journal of Institutional and Theoretical Economics*, 146 (1), 153-174.

- Viganò, Laura. (1993). "A credit scoring model for development banks": an African case study, *Savings and Development*, N4-XVII
- Wenner M. (1995). Group Credit: A Means to Improve Information Transfer and Loan Repayment Performance, *J. Dev. Stud.*, 32 (2), 263-281.
- Wydick B. (1999). Can Social Cohesion be Harnessed to Repair Market Failures? Evidence from Group Lending in Guatemala, *The Econ. J.*, 109, 463 -475.
- Zeller M. (1998) Determinants of repayment performance in credit groups: the role of program design, intragroup risk pooling and social cohesion, *Economic Development and Cultural Change*, 46 (3), 599-621

Annexes

Annexe 1 : Questionnaire d'enquête

Fiche de collecte des informations dans les dossiers des emprunteurs

Date : Commune : -----Arrondissement : -----

Village : -----Enquêté n^o :-----

Questions	Code	Réponse
PRET REMBOURSE	NON = 0 OUI = 1 PASSABLE = 2	/____/
ADRESSE (ESTIMATION DE LA DISTANCE MAISON-AGENCE)	
AGE	EN NOMBRE D'ANNEES	/____/
SEXE	FEMININ = 0 MASCULIN = 1	/____/
DATE ADHESION CLCAM	DATE	/____/
SOLDE A LA DATE DEPOT DOSSIER	MONTANT	/____/
SOLDE A LA DATE REUNION COMITE CREDIT	MONTANT	/____/
MONTANT TOTAL DES PARTS SOCIALES LIBEREES	MONTANT	/____/
EPARGNE	NON = 1 PAR MOMENT = 2 REGULIEREMENT = 3	/____/
DERNIER PRET ANTERIEUR TOTALEMENT REMBOURSE	NON = 0 OUI = 1 MONTANT	/____/ /____/
PRETS ANTERIEURS ECHUS MAIS NON REMBOURSES (IMPAYES) ?	NON = 0 OUI = 1 MONTANT	/____/ /____/
PRETS ENCOURS NON ENCORE ECHUS ?	NON = 0 OUI = 1 MONTANT	/____/ /____/
OBSERVATIONS SUR LES PRETS ANTERIEURS	
MONTANT DEMANDE	MONTANT	/____/

OBJET DU PRET	AGRICULT = 1, PETIT COMMERCE = 2, PECHE = 3, ELEVAGE = 4, ARTISANAT = 5, SOCIAL = 6, EQUIPT CULTURE ATTELE = 7, HABITAT RURAL =8, AUTRE (A PRECISER) =9	/_____/
PRECISION SUR L'OBJET	
DUREE PROPOSEE	NOMBRE DE MOIS	/_____/
PERIODICITE DE REMBOURSEMENT	MENSUELLE = 1, BIMESTRIELLE = 2, TRIMESTRIELLE = 3, SEMESTRIELLE = 4, ANNUELLE = 5, A L'ECHEANCE = 6	/_____/
PROFESSION	1 = AGRICULTEUR, 2 = ELEVEUR, 3 = PECHEUR, 4 = COMMERCANT, 5 = FONCTIONNAIRE RETRAITE, 6 = CONDUCTEUR DE TAXI MOTO, 8 = AUTRES (A PRECISER)	/_____/
ETES-VOUS LOCATAIRE ?	NON = 0 OUI = 1	/_____/
ETES VOUS MARIE ?	NON = 0 OUI = 1	/_____/
NOMBRE DE PERSONNES A CHARGE	NOMBRE	/_____/
ANCIENNETE DANS L'ACTIVITE	NOMBRE D'ANNEES	/_____/
CONCURRENCE SUR L'ACTIVITE	NON = 0 OUI = 1	/_____/
IMPORTANCE DE LA CONCURRENCE	ELEVE = 1 MOYEN = 2 FAIBLE = 3	/_____/
EXISTENCE DE PRODUITS DE SUBSTITUTION	NON = 0 OUI = 1	/_____/
APPORT PERSONNEL	NON = 0 OUI = 1 MONTANT	/_____/
TENU DE COMPTABILITE	NON = 0 OUI = 1	/_____/
LIEU DE DEPOT DES RECETTES	CLCAM = 1 AUTRES (A PRECISER) = 2	/_____/
AUTRES SOURCES DE REVENUS	NON = 0 OUI = 1 MONTANT	/_____/
CREDITS ANTERIEUR A LA CLCAM	NON = 0 OUI = 1	/_____/
	MONTANT	/_____/
	OBJET :	
	DIFFICULTE :	

CREDIT D'UNE AUTRE INSTITUTION	NON = 0 OUI = 1	/_____/
	OU	/_____/
	MONTANT	/_____/
	OBJET :.....	
	DIFFICULTE :.....	
AUTRES ENGAGEMENT	NON = 0 OUI = 1	/_____/
	OU	/_____/
	MONTANT	/_____/
	ECHEANCE	/_____/
	PERIODICITE	/_____/
REVENU MENSUEL	INSCRIVEZ LE MONTANT	/_____/
DEPENSE MENSUEL	INSCRIVEZ LE MONTANT	/_____/
MONTANT A REMBOURSER / MONTANT TOTAL DISPONIBLE	INSCRIVEZ LE POURCENTAGE	/_____/
CAUTION SOLIDAIRE	NON = 0 OUI = 1 SI OUI PRECISER LE NOMBRE D'INDIVIDUS ET LE LIEN	/_____ /_____ /_____/
GARANTIES MATERIELES	MONTANT	/_____/
GARANTIES FINANCIERES	MONTANT	/_____/
MONTANT ACCORDE	INSCRIVEZ LE MONTANT	/_____/

Questionnaire destiné aux groupements

Date : ----- Commune : ----- Arrondissement : -----

Village : ----- Groupement : -----

Questions	Code			Réponse
Domaine d'activité du groupe (ACTGRP) ?			
Date de création du groupe (DATEG)	Inscrivez le nombre d'années			/_____/
Effectif du groupe (EFF)	Inscrivez le nombre			/_____/
Répartition des membres du groupe par ethnie (POURCENTETH)	Fon :	Goun :	Aïzo :	Toffin :
	Adja :	Mina :	Bariba :	Dendi :
	Peulhs :	Nagot/Yoruba :	Berba :	Autre à préciser :
Répartition des membres du groupe par religion (POURCENTREL)	Chrétien :	Musulman :	Animiste :	Autre à préciser :
Répartition des membres du groupe par village ou quartier (POURCENTQUA)				
Répartition des membres du groupe par sexe (POURCENTSEX)	M (en pourcentage)			/_____/
	F (en pourcentage)			/_____/
Une personne désireuse peut-il intégrer le groupe? (DESIRPERS)	0= non 1 = oui			/_____/
Quel est la fréquence des réunions par mois (FREPREUN) ?	Inscrivez le nombre			/_____/
Quelle est la distance moyenne entre la résidence et le lieu de travail du groupe (DISTRES) ?	Inscrivez la distance en km			/_____/
Quels sont les moyens de pression en cas de non remboursement d'un prêt par un membre du groupe (PRESS) ?	1 = agressions verbales, 2 = confiscation de matériel, 3 = dénonciation devant les autorités locales, 4 = l'ostracisme sociale ou la perte de réputation, 5 = autres (à préciser)			/_____ -----
Quel est le type de solidarité utilisée pour venir en aide à un membre qui a des difficultés de	1 = contribution à part égale de chaque membre, 2 = famille, 3 = conjoint(e), 4 = sources informelles de			/_____ -----

remboursement (SOLID)	crédit, 5 = autre (à préciser)			
Quelle est la superficie de terre possédée par chaque membre du groupe (SUPERF) ?	1 :	2 :	3 :	4 :
	5 :	6 :	7 :	8 :
	9 :	10 :	11 :	12 :
	13 :	14 :	15 :	16 :
	17 :	18 :	19 :	20 :
Au cours des cinq dernières années quelle est l'année la plus mauvaise du point de vue de revenu ? (ANBON)	Inscrivez l'année			/...../
Au cours des cinq dernières années, quelle est la meilleure année du point de vue de revenu ? (ANMAUV)	Inscrivez l'année			/...../
Quelle est l'activité principale de chaque membre du groupe (OCCUP) ?	1 :	2 :	3 :	4 :
	5 :	6 :	7 :	8 :
	9 :	10 :	11 :	12 :
	13 :	14 :	15 :	16 :
	17 :	18 :	19 :	20 :
Au cours des 12 derniers mois, est-ce qu'il y a eu des entraides dans le groupe? (préciser) (ENTRAIDMB)	0= non 1= oui			/...../
Au cours des 12 derniers mois, est-ce qu'il a eu des entraides venant d'ailleurs pour un membre du groupe? (préciser) (ENTRAEX)	0= non 1= oui			/...../
Qui prend la décision finale sur les activités culturelles à réaliser (cultures à développer, pesticides ou engrais et techniques de production)? (DECISION)	0 = individuellement 1 = collégialement 2 = autres (préciser)			/...../
Combien de personnes dans le groupe ont un lien de parenté ? (POURCPRO)	En pourcentage de l'effectif du groupe			/...../
Est-ce que dans le groupe chaque membre reconnaît la qualité de travail de son prochain? (QUALIMEMB) ?	0 = non 1 = oui			/...../
Quelles sont les sanctions appliquées à un membre en cas de défaut de remboursement sur un prêt ? (SANCTION) ?			

Quel est le plus haut niveau d'instruction des membres du groupe (INSTR) ?	0 = aucun niveau, 1 = primaire incomplet, 2 = primaire complet, 3 = collège premier cycle, 4 = collège deuxième cycle et 5 = niveau supérieur.				/ _____ /
Quel est le montant le plus élevé de prêt au cours des cinq dernières années (MNTLV) ?	Inscrivez la somme				/ _____ /
Quel est le montant le plus faible de prêt au cours des cinq dernières années (MNTBAS) ?	Inscrivez la somme				/ _____ /
Quel serait le revenu de chaque membre du groupe l'an prochain pour une bonne année (REVMBAB) ?	1 :	2 :	3 :	4 :	
	5 :	6 :	7 :	8 :	
	9 :	10 :	11 :	12 :	
	13 :	14 :	15 :	16 :	
	17 :	18 :	19 :	20 :	
Quel serait le revenu de chaque membre du groupe l'an prochain pour une mauvaise année (REVBAM)	1 :	2 :	3 :	4 :	
	5 :	6 :	7 :	8 :	
	9 :	10 :	11 :	12 :	
	13 :	14 :	15 :	16 :	
	17 :	18 :	19 :	20 :	
Niveau de richesse du village/quartier (RICHQUAT)	0 = pauvre, 1 = moyen, 2 = riche (apprécier à partir des ressources comme des étangs, des infrastructures ...).				/ _____ /
Est-ce qu'il y a eu dans l'histoire de votre groupe un moment où vous avez payé de pénalité pour un remboursement tardif ? (DEFAULT)	0 = non 1 = oui				/ _____ /
Aviez-vous eu des difficultés pour rembourser votre dernier prêt ? (DEFAULT2)	0 = non 1 = oui				/ _____ /
Arrive-t-il qu'un membre du groupe sacrifie l'éducation de ses enfants pour pouvoir rembourser ?	0 = non 1 = oui Si oui dans quelle proportion				/ _____ /
Arrive-t-il qu'un membre du groupe réduise ses dépenses alimentaires pour pouvoir rembourser ?	0 = non 1 = oui Si oui dans quelle proportion				/ _____ /
Quelles autres causes peuvent empêcher un membre de rembourser (CAUSDEF) ?	----- ----- -----				

Annexe 2. Sélection de variables

Tableau. Emprunteurs : Sélection backward/forward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
intercept	-0,88				intercept	-0,88			
Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual					Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual				
Null Deviance: 370.7					Null Deviance: 370.7				
Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7					Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7				

Tableau. Emprunteurs : Sélection forward/backward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
intercept	-0,88				intercept	-0,88			
Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual					Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual				
Null Deviance: 370.7					Null Deviance: 370.7				
Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7					Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7				

Tableau. Emprunteurs :Sélection backward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
intercept	-0,88				intercept	-0,88			
Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual					Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual				
Null Deviance: 370.7					Null Deviance: 370.7				
Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7					Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7				

Tableau. Emprunteurs :Sélection forward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
intercept	-0,88				intercept	-0,88			
Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual					Degrees of Freedom: 305 Total (i.e. Null); 305 Residual				
Null Deviance: 370.7					Null Deviance: 370.7				
Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7					Residual Deviance: 370.7 AIC: 372.7				

Tableau. Emprunteurs : Sélection backward/forward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***	(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***
MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20	MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20
MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10'	MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10'
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)					(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom					Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom				
Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom					Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom				
AIC: 371.2					AIC: 371.2				
Number of Fisher Scoring iterations: 4					Number of Fisher Scoring iterations: 4				

Tableau. Emprunteurs : Sélection forward/backward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***	(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***
MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20	MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20
MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]	MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)					(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom					Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom				
Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom					Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom				
AIC: 371.2					AIC: 371.2				
Number of Fisher Scoring iterations: 4					Number of Fisher Scoring iterations: 4				

Tableau. Emprunteurs : Sélection backward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***	(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***
MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20	MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20
MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]	MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)					(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom					Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom				
Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom					Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom				
AIC: 371.2					AIC: 371.2				
Number of Fisher Scoring iterations: 4					Number of Fisher Scoring iterations: 4				

Tableau. Emprunteurs : Sélection forward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***	(Intercept)	-0,88	0,14	-6,15	0,00***
MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20	MNTAPPERS	-0,00000016	0,00000013	-1,29	0,20
MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]	MNTGARMAT	0,00000001	0,00000001	1,66	0,10 [†]
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)					(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)				
Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom					Null deviance: 370.75 on 305 degrees of freedom				
Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom					Residual deviance: 365.20 on 303 degrees of freedom				
AIC: 371.2					AIC: 371.2				
Number of Fisher Scoring iterations: 4					Number of Fisher Scoring iterations: 4				

Tableau. Groupements : Sélection backward/forward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-1565000,00	171900000,00	-0,01	0,99	(Intercept)	0,3399000	0,624	0,545	0,586
ADJA	-3,14	4604,00	0,00	1,00	BARIBA	0,0467700	0,016	3,016	0,003**
AUTRELIG	0,06	0,03	2,17	0,03*	FREQREUN	-0,4528000	0,244	-1,858	0,063*
BARIBA	0,06	0,02	2,89	0,00**	MONTBAS	0,0000069	0,000	2,815	0,005**
BERBA	20,81	2294,00	0,01	0,99	MONTELV	-0,0000028	0,000	-2,883	0,004**
FEM	15650,00	1719000,00	0,01	0,99	REVMAUV	0,0000048	0,000	2,188	0,029*
FREQREUN	-0,77	0,33	-2,35	0,02*	TRANSF	-0,0615500	0,026	-2,364	0,018*
MASC	15650,00	1719000,00	0,01	0,99					
MONTBAS	0,00	0,00	3,00	0,00**					
MONTELV	0,00	0,00	-3,08	0,00**					
REVMAUV	0,00	0,00	2,20	0,03*					
TOFFIN	-0,39	469,40	0,00	1,00					
TRANSF	-0,10	0,04	-2,90	0,00**					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 26.607 on 57 degrees of freedom AIC: 102.61 Number of Fisher Scoring iterations: 19					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 86.735 on 88 degrees of freedom AIC: 100.74 Number of Fisher Scoring iterations: 6				

Tableau. Groupements : Sélection forward/backward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,97	0,49	-1,96	0,05*	(Intercept)	-1,10	0,47	-2,35	0,02*
TRANSF	-0,05	0,02	-2,72	0,01**	TRANSF	-0,05	0,02	-2,61	0,01**
BARIBA	0,03	0,01	2,65	0,01**	BARIBA	0,03	0,01	2,80	0,01**
TOFFIN	-0,69	77,33	-0,01	0,99	EFF	0,05	0,02	1,97	0,05*
EFF	0,05	0,03	1,89	0,06*					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 91.719 on 90 degrees of freedom AIC: 101.72 Number of Fisher Scoring iterations: 18					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 97.292 on 91 degrees of freedom AIC: 105.29 Number of Fisher Scoring iterations: 6				

Tableau. Groupements : Sélection backward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-1518000	175100000	-0,01	0,99	(Intercept)	-1,16	0,34	-3,39	0,00***
BARIBA	0,06	0,02	3,52	0,00***	BARIBA	0,06	0,02	3,61	0,00***
BERBA	20,32	2339,00	0,01	0,99	MONTBAS	0,0000064	0,0000023	2,83	0,00***
FEM	15180	1751000	0,01	0,99	MONTELV	-0,0000025	0,0000009	-2,77	0,01**
MASC	15180	1751000	0,01	0,99	REVMAUV	0,0000047	0,0000021	2,22	0,03*
MONTBAS	0,0000076	0,0000028	2,72	0,01**					
MONTELV	-0,0000028	0,0000011	-2,71	0,01**					
REVMAUV	0,0000052	0,0000024	2,17	0,03*					
TOFFIN	-0,79	336,70	0,00	1,00					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 84.978 on 86 degrees of freedom AIC: 102.98 Number of Fisher Scoring iterations: 21					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 99.493 on 90 degrees of freedom AIC: 109.49 Number of Fisher Scoring iterations: 6				

Tableau. Groupements : Sélection forward (BIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-0,66	0,50	-1,33	0,18	(Intercept)	-0,85	0,47	-1,82	0,07*
TRANSF	-0,04	0,02	-2,27	0,02**	TRANSF	-0,04	0,02	-2,18	0,03*
BARIBA	0,03	0,01	2,36	0,02**	BARIBA	0,03	0,01	2,57	0,01*
TOFFIN	-0,70	76,99	-0,01	0,99	LOKPA	-0,02	0,01	-1,79	0,07*
LOKPA	-0,02	0,01	-1,99	0,05*	EFF	0,05	0,02	1,96	0,05*
EFF	0,05	0,03	1,87	0,06*					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.64 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 86.57 on 89 degrees of freedom AIC: 98.57 Number of Fisher Scoring iterations: 18					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 93.239 on 90 degrees of freedom AIC: 103.24 Number of Fisher Scoring iterations: 5				

Tableau. Groupements : Sélection backward/forward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-2780000	251800000	-0,01	0,99	(Intercept)	-5,85	2,16	-2,71	0,01*
ADJA	-2,90	2745	0,00	1,00	AGRIC	0,05	0,02	2,31	0,02*
AGRIC	0,49	0,25	1,93	0,05*	ARTIS	0,07	0,03	2,32	0,02*
AIZO	-0,30	0,13	-2,25	0,02*	BARIBA	0,05	0,02	3,47	0,00***
ARTIS	0,48	0,23	2,05	0,04*	COMM	0,05	0,02	2,29	0,02*
AUTRACT	0,51	0,36	1,41	0,16	MONTBAS	0,0000059	0,0000021	2,85	0,00***
AUTRELIG	1,16	0,48	2,42	0,02*	MONTELV	-0,0000028	0,0000010	-2,92	0,00***
BARIBA	0,07	0,03	2,14	0,03*	REVMAUV	0,0000053	0,0000024	2,24	0,02*
BERBA	34,79	3365	0,01	0,99					
CHRET	1,03	0,43	2,39	0,02*					
COMM	0,50	0,23	2,14	0,03*					
DATEG	-0,41	0,22	-1,83	0,07'					
DISTRES	1,47	0,87	1,68	0,09'					
FEM	27800	2518000	0,01	0,99					
FON	-0,34	0,15	-2,23	0,03*					
FREQREUN	-1,49	0,84	-1,77	0,08'					
GOUN	-1,09	2384,00	0,00	1,00					
KOTOK	-0,15	0,10	-1,52	0,13					
LIEPARENT	0,07	0,05	1,44	0,15					
LOKPA	-0,23	0,10	-2,26	0,02*					
MASC	27800	2518000	0,01	0,99					
MONTBAS	0,00	0,00	2,59	0,01**					
MONTELV	0,00	0,00	-2,35	0,02*					
MUSL	0,72	0,32	2,24	0,03*					
REVBON	0,00	0,00	-2,07	0,04*					
REVMAUV	0,00	0,00	2,39	0,02*					
TOFFIN	-0,84	230,00	0,00	1,00					
YOM	0,10	0,06	1,66	0,10'					

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom
Residual deviance: 28.818 on 67 degrees of freedom
AIC: 84.818
Number of Fisher Scoring iterations: 22

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom
Residual deviance: 88.647 on 87 degrees of freedom
AIC: 104.65
Number of Fisher Scoring iterations: 6

Tableau. Groupements : Sélection forward/backward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	7,12	2,93	2,43	0,02*	(Intercept)	-0,85	0,47	-1,82	0,07'
TRANSF	-0,08	0,04	-2,13	0,03*	TRANSF	-0,04	0,02	-2,18	0,03*
BARIBA	0,03	0,01	2,10	0,04*	BARIBA	0,03	0,01	2,57	0,01*
TOFFIN	-0,27	36,91	-0,01	0,99	LOKPA	-0,02	0,01	-1,79	0,07'
LOKPA	-0,09	0,03	-2,79	0,01*	EFF	0,05	0,02	1,96	0,05*
EFF	0,09	0,04	2,12	0,03*					
FREQREUN	-0,45	0,28	-1,60	0,11					
MUSL	-0,08	0,03	-2,66	0,01*					
ADJA	-1,41	299,76	-0,01	1,00					
ANIM	-0,24	0,15	-1,64	0,10					
FON	-0,15	0,06	-2,68	0,01*					
MINA	2,62	332,78	0,01	0,99					
AIZO	-0,05	0,03	-1,81	0,07'					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 58.676 on 82 degrees of freedom AIC: 84.676 Number of Fisher Scoring iterations: 17					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 93.239 on 90 degrees of freedom AIC: 103.24 Number of Fisher Scoring iterations: 5				

Tableau. Groupements : Sélection backward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	-2780000,00	251800000,00	-0,01	0,99	(Intercept)	-1,16	0,34	-3,39	0,00
ADJA	-2,90	2745	0,00	1,00	BARIBA	0,06	0,02	3,61	0,00
AGRIC	0,49	0,25	1,93	0,05*	MONTBAS	0,0000064	0,0000023	2,83	0,00
AIZO	-0,30	0,13	-2,25	0,02*	MONTELV	-0,0000025	0,0000009	-2,77	0,01
ARTIS	0,48	0,23	2,05	0,04*	REVMAUV	0,0000047	0,0000021	2,22	0,03
AUTRACT	0,51	0,36	1,41	0,16					
AUTRELIG	1,16	0,48	2,42	0,02*					
BARIBA	0,07	0,03	2,14	0,03*					
BERBA	34,79	3365	0,01	0,99					
CHRET	1,03	0,43	2,39	0,02*					
COMM	0,50	0,23	2,14	0,03*					
DATEG	-0,41	0,22	-1,83	0,07'					
DISTRES	1,47	0,87	1,68	0,09'					
FEM	27800	2518000	0,01	0,99					
FON	-0,34	0,15	-2,23	0,03*					
FREQREUN	-1,49	0,84	-1,77	0,08'					
GOUN	-1,09	2384	0,00	1,00					
KOTOK	-0,15	0,10	-1,52	0,13					
LIEPARENT	0,07	0,05	1,44	0,15					
LOKPA	-0,23	0,10	-2,26	0,02*					

MASC	27800	2518000	0,01	0,99					
MONTBAS	0,00	0,00	2,59	0,01*					
MONTELV	0,00	0,00	-2,35	0,02*					
MUSL	0,72	0,32	2,24	0,03*					
REVBON	0,00	0,00	-2,07	0,04*					
REVMAUV	0,00	0,00	2,39	0,02*					
TOFFIN	-0,84	230	0,00	1,00					
YOM	0,10	0,06	1,66	0,10'					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 28.818 on 67 degrees of freedom AIC: 84.818 Number of Fisher Scoring iterations: 22					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 99.493 on 90 degrees of freedom AIC: 109.49 Number of Fisher Scoring iterations: 6				

Tableau. Groupements : Sélection forward (AIC)

Modèle sélectionné					Modèle final				
Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)	Variables	Coefficients	Std. Error	z	Pr(> z)
(Intercept)	7,12	2,93	2,43	0,02*	(Intercept)	-0,85	0,47	-1,82	0,07
TRANSF	-0,08	0,04	-2,13	0,03*	TRANSF	-0,04	0,02	-2,18	0,03
BARIBA	0,03	0,01	2,10	0,04*	BARIBA	0,03	0,01	2,57	0,01
TOFFIN	-0,27	36,91	-0,01	0,99	LOKPA	-0,02	0,01	-1,79	0,07
LOKPA	-0,09	0,03	-2,79	0,01*	EFF	0,05	0,02	1,96	0,05
EFF	0,09	0,04	2,12	0,03*					
FREQREUN	-0,45	0,28	-1,60	0,11					
MUSL	-0,08	0,03	-2,66	0,01*					
ADJA	-1,41	299,76	-0,01	1,00					
ANIM	-0,24	0,15	-1,64	0,10					
FON	-0,15	0,06	-2,68	0,01*					
MINA	2,62	332,78	0,01	0,99					
AIZO	-0,05	0,03	-1,81	0,07'					
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 58.676 on 82 degrees of freedom AIC: 84.676 Number of Fisher Scoring iterations: 17					Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1) Null deviance: 128.639 on 94 degrees of freedom Residual deviance: 93.239 on 90 degrees of freedom AIC: 103.24 Number of Fisher Scoring iterations: 5				

