

Afriland First Bank

Place de l'Indépendance

BP : 11 834 Yaoundé - Cameroun

Tél. : (237) 2 22 23 30 68 / 2 22 23 63 27

Fax : (237) 2 22 22 17 85 / 2 22 23 91 55

E-mail : firstbank@afilandfirstbank.com

Site web : <http://www.afilandfirstbank.com/>

Communauté Economique et Monétaire de l'Afrique Centrale

(CEMAC)

Institut Sous-régional de Statistique et d'Economie Appliquée

(ISSEA)

Organisation Internationale

BP 294 Yaoundé (Cameroun)

Tel : (+237) 222 22 01 34

Fax : (+237) 222 22 95 21

E-mail : isseacemac@yahoo.fr

Site Web : www.issea-cemac.org

Groupe de Travail (GT)

Identification des facteurs déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank et modélisation prédictive du risque de défaut par client

Ce Travail de groupe s'inscrit dans le cadre d'obtention de nos diplômes d'ingénieurs statisticiens économistes

Rédigé par :

**MISSENGUE MOULOMBO Exaucée
NSIMOUESSA Dieuveil Nathan**

Elève Ingénieur Statisticiens Economiste, 3ème Année

Sous la supervision de :

M. NDE Archimede

Directeur de la recherche et de l'investissement, Afriland

Année académique :2024-2025

Sommaire

SOMMAIRE	2
LISTE DES GRAPHIQUES	3
LISTE DES TABLEAUX	4
RESUME.....	5
ABSTRACT	6
INTRODUCTION.....	8
CONTEXTE ET JUSTIFICATION DE L'ETUDE	8
PROBLEMATIQUE	10
OBJECTIFS.....	10
INTERETS DE L'ETUDE.....	11
HYPOTHESES	11
METHODOLOGIE	12
ORGANISATION DU TRAVAIL	12
CADRE CONCEPTUELS ET THEORIQUES EN MATIERE D'IMPAYES ET DU LEASING	13
CHAPITRE 1 : GENARALITES SUR LE LEASING	14
PRESENTATION DU LEASING.....	14
LE CADRE LEGAL ET REGLEMENTAIRE DU LEASING	22
DEFINITION D'AUTRES CONCEPTS	23
COMPARAISON DU LEASING ET DE L'EMPRUNT CLASSIQUE.....	25
PROCEDURE D'OCTROI DE CREDIT LEASING A AFRILAND	26
RISQUE DE CREDIT DANS LES FINANCEMENTS LEASING	27
CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTERATURE EN RAPPORT AVEC LES IMPAYES DE LEASING	29
REVUE THEORIQUE	29
REVUE EMPIRIQUE	32
CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES APPROCHE METHODOLOGIE.....	39
DONNEES	39
DEMARCHE METHODOLOGIE.....	44
SECONDE PARTIE : RESULTATS EMPIRIQUES.....	46

CHAPITRE 4 : DESCRIPTION DES ECHEANCES DE CREDIT BAIL A AFRILAND FIRST BANK	47
ANALYSE DES ECHEANCES DE CREDIT-BAIL	47
INFLUENCE DES CARACTERISTIQUES DES ECHEANCES DE LEASING SUR LEURS STATUTS	62
CHAPITRE 5 : MODELISATION DE LA PROBABILITE D'IMPAYE D'UN ECHEANCE DU LEASING A AFRILAND FIRST BANK	77
RESUME DE L'APPROCHE ADOPTEE POUR LA PREDICTION	77
PERFORMANCE DES MODELES	78
LIMITES ET RECOMMANDATIONS DE L'ETUDE	88
CONCLUSION GENERALE	89
REFERENCES BIOGRAPHIQUES	90
TABLE DE MATIERE	91

Liste des graphiques

Figure 1: répartition des échéances selon leurs statuts	47
Figure 2: distribution du taux de paiement aux échéances	49
Figure 3: distribution de l'âge du crédit à chaque échéance	50
Figure 4: répartition des retards de paiements en catégorie	51
Figure 5 : Distribution de la proportion des échéances	52
Figure 6: distribution du nombre des échéances précédentes impayées.....	53
Figure 7: Distribution de l'âge de l'entreprise	54
Figure 8: Distribution du nombre de compte bancaire que possède le client.....	55
Figure 9: Répartition des clients selon leur réseau d'agence bancaire	56
Figure 10 ; Répartition des clients selon le type de l'entreprise	57
Figure 11 : Répartition des clients selon le secteur d'activité	59
Figure 12 : Répartition des clients selon la forme juridique.....	59
Figure 13: Répartition des clients selon le réseau d'agence	60
Figure 14 : Statut de paiement de l'échéance selon le réseau d'agence.....	63
Figure 15 : Statut de paiement de l'échéance selon le statut juridique.....	64

Figure 16 : Statut de paiement de l'échéance selon le secteur d'activité.....	65
Figure 17: Statut de paiement de l'échéance selon le segment de l'entreprise	66
Figure 18: Statut de paiement de l'échéance selon le type de l'entreprise.....	67
Figure 19 : Statut de paiement de l'échéance selon l'objet du crédit.....	68
Figure 20: Statut de paiement en fonction du taux de paiement.....	69
Figure 21: Statut de paiement en fonction de l'âge du crédit	70
Figure 22: Statut de paiement en fonction de la proportion d'échéance	71
Figure 23: Statut de paiement en fonction du nombre d'échéance impayés	72
Figure 24: Statut de paiement en fonction de l'âge de l'entreprise	73
Figure 25: Statut de paiement en fonction du nombre de compte bancaire.....	74
Figure 26 Evolution du score sur les données d'entraînement et sur les données tests de la Régression logistique	79
Figure 29 Evolution du score sur les données d'entraînement et sur les données tests du XGBoost.....	82
Figure 30 Courbe de ROC de la Régression Logistique.....	83
Figure 31 Détermination du seuil de prédiction.....	84
Figure 32 Les top 10 variables contribuant le plus à la prédiction du phénomène (Régression Logistique)	85

Liste des tableaux

Tableau 1 : Variables de l'étude.....	41
Tableau 2: informations échéances.....	48
Tableau 3 : Répartition de la taille des clients.....	58
Tableau 4 : Corrélation entre les variables quantitatives explicative	75
Tableau 5: Valeurs du V de cramer entre les variables explicatives qualitatives.....	76
Tableau 6 Matrice de confusion et classification de la Régression Logistique.....	78
Tableau 7 Matrice de confusion et de classification de Random Forest	80
Tableau 8 Matrice de confusion et de classification de XGBoost	82
Tableau 9 Simulation des prédictions des défauts de paiement.....	86

Résumé

Cette étude vise à identifier les facteurs déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank et à développer un modèle prédictif du risque de défaut au niveau de chaque échéance. Pour ce faire, nous avons exploité une base de données consolidée regroupant 15 096 échéances de crédit-bail (octobre 2022–mars 2025) issues de plusieurs sources internes à la banque (données client, caractéristiques des contrats et transactions bancaires). Les techniques employées comprennent des analyses univariées et bivariées, des tests non paramétriques de Kruskal–Wallis pour évaluer les liens entre variables explicatives et statut de paiement, ainsi qu’une modélisation par apprentissage automatique (régression logistique, Random Forest, XGBoost, LightGBM) pour prédire la probabilité de défaut à la prochaine échéance.

Nous avons testé quatre algorithmes (régression logistique, Random Forest, XGBoost, LightGBM) en traitant le déséquilibre (46 % impayés vs 54 % payés) via une partition train/test (80 %/20 %) et normalisation. La régression logistique s’est révélée la plus stable ($AUC \approx 0,99$, $accuracy \approx 98\%$) sans surapprentissage, tandis que les modèles d’ensemble, bien qu’obtenant 100 % de précision en apprentissage, souffraient d’un surapprentissage marqué. Les facteurs les plus influents dans la régression logistique sont, dans l’ordre, le nombre d’impayés antérieurs, le retard en jours, la forme juridique, la

proportion d'échéances déjà échu et le taux de paiement partiel, suivis par le segment de l'entreprise. Enfin, ce modèle a été intégré dans une application Streamlit offrant, pour chaque échéance, un score de probabilité de défaut et un seuil de décision optimal.

En conséquence, nous recommandons de renforcer ses critères d'octroi en intégrant systématiquement des indicateurs comportementaux (nombre d'impayés antérieurs, taux de paiements partiels, avancement du crédit) pour classer les dossiers à risque et exiger, le cas échéant, des garanties ou des conditions de financement adaptées ; d'adapter les durées et modalités de leasing en fonction du profil sectoriel et de l'ancienneté des entreprises (durées plus courtes et suivi renforcé pour les PME jeunes ou évoluant dans des secteurs à haut risque ; conditions plus favorables pour les entreprises matures ou actives dans des secteurs moins exposés) ; de déployer un système de suivi dynamique des échéances via le modèle prédictif pour prioriser les relances préventives avant l'apparition d'un défaut.

Mots clés : leasing, impayé, risque de défaut.

Abstract

This study aims to identify the key drivers of defaults in leasing financings at Afriland First Bank and to develop a predictive model for the probability of default at each installment. To achieve this, we leveraged a consolidated dataset containing 15,096 leasing installments (October 2022–March 2025) drawn from multiple internal sources of the bank (client data, contract details, and transaction histories). Our methodology included univariate and bivariate descriptive analyses, nonparametric Kruskal–Wallis tests to assess associations between explanatory variables and payment status, and machine learning modeling (logistic regression, Random Forest, XGBoost, LightGBM) to predict default risk at the next installment.

We evaluated four algorithms—logistic regression, Random Forest, XGBoost, and LightGBM—addressing class imbalance (46 % defaults vs. 54 % paid) through normalization and an 80 %/20 % train/test split. Logistic regression proved the most stable (test AUC ≈ 0.99 , accuracy ≈ 98 %) without overfitting, whereas the ensemble methods achieved perfect training accuracy (100 %) but exhibited significant overfitting. In the logistic model, the most influential predictors (in descending order) are: number of prior defaults, days of delay, legal form, proportion of installments already due, and partial

payment rate, followed by the company's segment. Finally, this model was deployed in a Streamlit web application that provides each installment with a probability-of-default score and an optimal decision threshold.

As a result, we recommend that Afriland First Bank strengthen its credit approval criteria by systematically incorporating behavioral indicators (number of prior defaults, partial payment rate, advance of the lease cycle) to classify high-risk dossiers and, where necessary, require additional guarantees or tailored financing terms; adapt lease durations and conditions based on sector profile and company age (shorter terms and closer monitoring for young SMEs or those in high-risk sectors; more favorable conditions for mature companies or those in lower-risk industries); and deploy a dynamic, predictive monitoring system for installments that prioritizes preventive follow-up actions before defaults materialize.

Keywords: leasing, default, credit risk.

INTRODUCTION

Contexte et justification de l'étude

Le marché du leasing, également appelé crédit-bail, constitue une alternative stratégique au financement traditionnel des entreprises, en particulier pour les petites et moyennes entreprises (PME). Ce modèle financier, qui permet aux entreprises d'acquérir des équipements sans les acheter directement, a connu une croissance significative à l'échelle mondiale. En 2021, le marché mondial du leasing a atteint plus de 1,2 trillion de dollars, enregistrant une croissance de 6,8 % par rapport à l'année précédente, selon l'International Finance Corporation (IFC). Ce modèle est devenu essentiel dans un contexte économique mondial où les entreprises doivent s'adapter aux évolutions du marché tout en restant compétitives. En Afrique, bien que le marché du leasing soit encore embryonnaire, il connaît une dynamique croissante grâce aux politiques de financement mises en place par les gouvernements et aux investissements dans les infrastructures financières.

Le marché du leasing en Afrique reste sous-développé, mais il se distingue par son potentiel de croissance. Les entreprises africaines, particulièrement les PME, font face à un accès limité au financement bancaire traditionnel, ce qui rend le leasing particulièrement pertinent. Ce mode de financement représente une solution viable pour surmonter les obstacles rencontrés par ces entreprises. Cependant, malgré ces avantages, le taux de pénétration du leasing reste faible. La méfiance envers ce mode de financement, le manque de connaissance et la faible adoption demeurent des obstacles majeurs à surmonter.

Le Cameroun, acteur clé de la Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC), est un exemple de pays africain qui commence à embrasser le leasing. Bien que ce marché reste encore embryonnaire, le Cameroun présente un grand potentiel de croissance pour ce secteur, notamment dans des domaines clés comme l'agro-industrie, le commerce et les services. Cependant, le pays fait face à des défis significatifs qui limitent la pleine exploitation du leasing, tels que la faible compréhension de ce mode de financement et la méfiance des entreprises à son égard. Selon la Société Financière Internationale (SFI), le leasing représente une alternative pertinente pour les entreprises camerounaises, leur permettant d'acquérir des équipements sans immobiliser des fonds importants, tout en offrant plus de flexibilité.

Afriland First Bank, l'une des principales banques du Cameroun, joue un rôle crucial dans le financement par leasing. En 2022, Afriland First Bank détenait près de 50 % des parts de marché du leasing dans le

pays, avec un encours de financement de 93,469 milliards de FCFA, selon le Comité National Économique et Financier (CNEF). Cependant, malgré cette position de leader, la banque fait face à un taux de créances en souffrance de 8,3 % en 2020, et ce taux continue d'augmenter, ce qui soulève des inquiétudes sur la gestion des risques dans le secteur du leasing. Entre mars et septembre 2021, le montant des créances en souffrance a augmenté de 1,4 milliard à 1,6 milliard de FCFA. Cette situation met en évidence la nécessité de comprendre les facteurs sous-jacents qui contribuent à ces impayés et de mettre en place des stratégies efficaces pour gérer le risque de défaut.

L'augmentation des créances en souffrance, associée à la faible adoption du leasing par les entreprises camerounaises, souligne l'urgence d'analyser les déterminants de ces impayés afin d'améliorer les pratiques de gestion du leasing à Afriland First Bank. Une telle analyse permettrait de mieux comprendre les facteurs qui influencent le taux de défaut et d'adopter des stratégies proactives pour réduire les risques financiers. Cela pourrait également conduire à une amélioration de la rentabilité du secteur du leasing, tout en renforçant la confiance des clients envers ce mode de financement.

Ainsi, cette étude est d'une importance capitale pour Afriland First Bank, car elle permettra d'identifier les facteurs qui influencent les impayés dans les financements en leasing et de proposer des solutions concrètes pour améliorer la gestion des risques. Une meilleure compréhension de ces déterminants aidera la banque à mettre en place des politiques plus adaptées et à garantir une adoption plus large et plus réussie du leasing par les entreprises camerounaises, contribuant ainsi à la croissance économique du pays. Le leasing à la First Bank, qui est un pilier stratégique de son offre financière, rencontre une situation préoccupante avec un taux de casse (taux de défaut) en forte progression. En juin 2024, ce taux a atteint 21% d'après le rapport mensuel de la direction du Leasing, Afriland, bien au-delà de l'objectif fixé par la note de cadrage de la banque, qui visait un taux de créances en souffrance inférieur à 5%. Ce taux de casse élevé représente une proportion importante de financements en leasing qui rencontrent des impayés ou des anomalies par rapport aux engagements financiers. Malgré des procédures rigoureuses et l'introduction de mécanismes de financement comme le crédit programme depuis 2019, cette situation dégradée soulève des questions sur les facteurs sous-jacents influençant ce taux élevé et l'efficacité des mesures de gestion des risques en place.

Problématique



Le financement par leasing est aujourd'hui l'un des instruments les plus populaires pour permettre aux entreprises, notamment les petites et moyennes entreprises (PME), d'acquérir des équipements sans avoir à immobiliser une grande partie de leur capital. Cependant, si cette méthode représente une solution adaptée aux besoins financiers des entreprises camerounaises, elle n'est pas sans risques, notamment en ce qui concerne le recouvrement des créances. Afriland First Bank, leader sur le marché du crédit-bail au Cameroun, fait face à un taux inquiétant de créances en souffrance, qui a atteint 21% en juin 2024, bien au-dessus de l'objectif de 5% fixé par la banque. Cette situation met en lumière un problème majeur : les défauts de paiement. Ces impayés affectent la rentabilité de la banque et augmentent le coût des opérations de financement, ce qui peut mener à une réduction des ressources disponibles pour d'autres prêts. De plus, un taux de défaut élevé nuit à la réputation de l'établissement et menace sa stabilité financière à long terme.

Les causes de ces impayés sont multiples et variées. La relation client, la qualité des dossiers de crédit, la solvabilité des emprunteurs et les obstacles dans le suivi des paiements sont autant de facteurs susceptibles d'expliquer cette situation préoccupante. Pourtant, ces éléments sont souvent sous-évalués au moment de l'octroi des crédits. Les processus d'identification et de gestion du risque de défaut sont encore trop basés sur des approches réactives, plutôt que préventives. En conséquence, une question fondamentale se pose : Quels sont les facteurs déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank et comment peut-on prédire le risque de défaut par client ?

Objectifs

L'objectif général de cette étude est Analyser les déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank et développer un modèle bayésien avec un système d'alerte précoce pour améliorer la gestion des risques et la rentabilité de la banque.

En termes d'objectifs Spécifiques, nous avons :

-  Déterminer les facteurs liés à la vie du crédit et à la relation client pouvant influencer la capacité de remboursement des financements leasing ;
-  Modéliser le risque d'impayé et anticiper la probabilité de défaut à l'aide d'un modèle bayésien ;

- ☞ Mettre en place un système d'alerte précoce pour anticiper les impayés et orienter la gestion proactive de la relation client.

Intérêts de l'étude

Cette étude revêt une importance stratégique capitale pour Afriland First Bank en raison des enjeux financiers croissants associés aux impayés dans le secteur du leasing. Cette recherche fournira à la banque une vision claire et précise des causes des défaillances de paiement au sein du portefeuille de crédit-bail. En comprenant mieux ces facteurs, la banque sera en mesure de revoir ses stratégies d'octroi de crédits et d'affiner ses processus de sélection des clients, ce qui contribuera à une gestion plus rigoureuse du risque de défaut.

De plus, grâce à la modélisation prédictive, la banque pourra anticiper plus efficacement les risques de défaut et mettre en place des mesures d'alerte précoce. Cela permettra non seulement de réduire les créances impayées, mais aussi de protéger la rentabilité de la banque en limitant les pertes potentielles. L'étude offrira ainsi à Afriland First Bank les outils nécessaires pour optimiser sa gestion du crédit-bail, renforcer son processus décisionnel et améliorer ses performances financières à long terme.

Hypothèses

Des hypothèses sont établies à partir de l'analyse de la littérature existante et des avis des experts au sein de la banque. Il s'agit de :

- ☞ Hypothèse 1 : Le secteur d'activité du client ainsi que son nombre d'années d'expérience influencent positivement le comportement de remboursement du crédit preneur.
- ☞ Hypothèse 2 : Le niveau de mouvements créditeurs confiés par le client, tel qu'observé au niveau des comptes de remboursement, a un impact positif sur le remboursement des loyers.
- ☞ Hypothèse 3 : Les impayés en leasing sont influencés par les conditions du financement, notamment le taux d'intérêt et la durée du prêt, ces facteurs pouvant influencer négativement le remboursement des loyers.
- ☞ Hypothèse 4 : La gestion des créances et des suivis réguliers des comptes clients par la banque peut réduire le risque d'impayés et améliorer la récupération des loyers dus.

Méthodologie

L'objectif de cette étude est d'identifier les facteurs déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank, tout en développant un modèle prédictif du risque de défaut par client. Pour ce faire, l'analyse des données sera réalisée à l'aide de statistiques descriptives univariées et bivariées, permettant de mieux comprendre la distribution des crédits et les comportements de paiement. En parallèle, des modèles basés sur l'apprentissage automatique seront appliqués tels que la régression logistique, les forêts aléatoires et XGboost pour prédire les défauts de paiement et identifier les facteurs influençant ces comportements.

En complément, un système d'alerte précoce (Tableau de bord de prédiction) sera mis en place pour identifier les clients à risque avant qu'ils ne fassent défaut, permettant ainsi à la banque de prendre des mesures préventives.

Organisation du travail

L'étude se structure en deux grandes parties. La première partie, relative au cadre théorique, présente succinctement les concepts clés liés au leasing, au risque de crédit et aux facteurs influençant les impayés dans les financements leasing. Elle aborde également les travaux empiriques existants concernant la gestion du risque de défaut et la modélisation prédictive dans ce domaine, ainsi que la méthodologie adoptée pour analyser ces éléments.

La seconde partie, quant à elle, est dédiée à la présentation des résultats obtenus.

**CADRE CONCEPTUELS ET THEORIQUES EN MATIERE
D'IMPAYES ET DU LEASING**

CHAPITRE 1 : GENERALITES SUR LE LEASING

Le leasing, ou crédit-bail, est un mode de financement vieux de plusieurs siècles. Toutefois, étant donné qu'il reste encore mal compris par une large partie du public, il est essentiel de définir et d'expliquer certains concepts clés associés à ce mécanisme de financement. Ce chapitre a pour objectif de clarifier ces concepts fondamentaux, afin de fournir une compréhension approfondie et nécessaire au bon déroulement de cette étude

Présentation du Leasing

Historique et évolution du leasing au niveau mondial

Le leasing, ou crédit-bail, est un mode de financement ancien qui remonte à l'Antiquité. Cependant, la forme moderne du leasing tel que nous le connaissons aujourd'hui a émergé au 19ème siècle et a connu une véritable explosion dans la deuxième moitié du 20ème siècle. Voici une analyse détaillée de son évolution, en partant des premiers concepts jusqu'à la situation actuelle à l'échelle mondiale.

Origines et premiers développements

Le leasing trouve ses racines dans les pratiques commerciales de l'Antiquité. Par exemple, dans la Rome antique, les contrats de location de bateaux et d'outils agricoles se rapprochaient de ce que nous appelons aujourd'hui du leasing. Cependant, il faudra attendre le 19ème siècle, en Angleterre, pour voir émerger les premières formes modernes du leasing, principalement utilisées dans le secteur immobilier.

Au début du 20ème siècle, les entreprises américaines commencent à utiliser des contrats de location pour financer des équipements industriels et des véhicules. La pratique se répand rapidement aux États-Unis en raison de la révolution industrielle, qui augmente la demande en équipements lourds, coûteux et à la pointe de la technologie.

Le leasing au 20ème siècle

L'après-guerre marque un tournant majeur dans l'histoire du leasing. Aux États-Unis, le leasing devient un instrument de financement populaire, en particulier dans les années 1950 et 1960. Ce phénomène est amplifié par l'essor des grandes entreprises et la demande de plus en plus forte pour des équipements technologiques tels que des ordinateurs et des véhicules de transport. C'est au cours de cette période que des sociétés comme General Electric Capital, CitiCorp et IBM commencent à offrir des solutions de leasing aux entreprises.

Les années 1970 et 1980 voient le développement des mécanismes de leasing opérationnel et financier, avec un focus particulier sur les équipements informatiques, les véhicules et les biens d'équipement. En 1973, le Financial Accounting Standards Board (FASB) aux États-Unis introduit la norme comptable qui distingue clairement le leasing financier du leasing opérationnel, en fonction des risques et des avantages liés à la propriété des biens.

Dans les années 1980, les pays européens commencent à adopter les modèles de leasing en vigueur aux États-Unis, ce qui permet au leasing de devenir un instrument de financement clé dans les secteurs industriels et commerciaux en Europe.

Le leasing mondial à la fin du 20ème et au début du 21ème siècle

Le leasing prend une ampleur mondiale dans les années 1990, grâce à la globalisation des marchés financiers et à l'intégration croissante des marchés mondiaux. En Europe, en Asie et en Amérique Latine, de nombreux pays adoptent des législations favorables au leasing, permettant à ce mode de financement de se développer rapidement.

La **Société Financière Internationale (SFI)**, une filiale de la Banque mondiale, a joué un rôle majeur dans la diffusion du leasing dans les économies émergentes. Elle a soutenu de nombreux projets de leasing dans des pays comme le Brésil, la Chine, l'Inde et l'Afrique du Sud, contribuant ainsi à démocratiser l'accès à ce mode de financement dans les marchés en développement.

Le leasing aujourd'hui : un modèle financier moderne

Aujourd'hui, le leasing est un instrument financier de plus en plus utilisé, non seulement pour les équipements industriels, mais aussi pour les technologies de pointe (tels que les ordinateurs, les smartphones, etc.), les véhicules, les infrastructures et même l'immobilier commercial.

Les principaux acteurs du marché mondial du leasing sont les institutions financières, les banques, les sociétés spécialisées et les constructeurs. Selon l'International Finance Corporation (IFC), le marché mondial du leasing a atteint 1,2 trillion de dollars en 2021, avec une croissance soutenue de 6,8% par rapport à 2020. Cette croissance est particulièrement notable dans les pays émergents, où le leasing devient un moyen essentiel de financement pour les petites et moyennes entreprises (PME).

En Europe, le marché du leasing représente une part importante du financement des équipements, avec des pays comme la France, l'Allemagne et le Royaume-Uni en tête. Aux États-Unis, les sociétés de leasing continuent de jouer un rôle essentiel dans l'économie, en particulier dans les secteurs de l'automobile et des technologies.

Le leasing en Afrique

En Afrique, bien que le marché du leasing soit encore en développement, il connaît une croissance rapide. Des initiatives telles que CAMLEASE (l'Association Camerounaise de Crédit-Bail) et le soutien d'institutions financières internationales comme la SFI ont permis de promouvoir le leasing comme une alternative viable au financement traditionnel. Le Cameroun est devenu un leader du crédit-bail en Afrique centrale, avec Afriland First Bank dominant le marché du leasing, capturant près de 50% des parts de marché. Toutefois, le taux de pénétration du leasing en Afrique reste faible, représentant moins de 1% du financement total dans la région.

Le marché du leasing en Afrique reste confronté à des défis majeurs tels que l'absence de culture de leasing, la méfiance des entreprises et un accès limité aux informations financières. Cependant, le potentiel de croissance demeure élevé, avec des secteurs clés comme l'agro-industrie, l'énergie et le commerce qui commencent à adopter de plus en plus le leasing comme mode de financement.

Définition des concepts

Leasing

Le leasing, ou crédit-bail en français, est une solution de financement qui permet à une entreprise ou à un particulier d'utiliser un bien (comme un véhicule, une machine ou un immeuble) sans en devenir propriétaire. Bien que cette pratique remonte à l'Antiquité grecque, où elle était utilisée pour la location d'outils agricoles, le leasing moderne tel que nous le connaissons aujourd'hui a émergé au cours des années 1950, notamment grâce aux travaux de Henry Schoenfeld.

Notons que La loi N° 2010/020 du 21 décembre 2010 du Cameroun définit le crédit-bail, ou leasing, comme une opération de financement destinée à permettre l'acquisition ou l'utilisation de biens meubles ou immeubles à des fins professionnelles. Elle consiste en la location de biens d'équipement, de matériel, ou de biens immobiliers spécialement achetés ou construits pour cette location par des entreprises qui en conservent la propriété. Ces contrats de location, peu importe leur appellation, offrent au locataire la possibilité d'acquérir tout ou une partie des biens loués, moyennant un prix convenu, prenant en compte, en partie, les paiements effectués sous forme de loyers.

La norme comptable internationale IAS¹ 17, quant à elle, définit un contrat de leasing comme « un accord par lequel le bailleur cède au preneur, pour une période déterminée, le droit d'utilisation d'un actif en échange d'un paiement ou d'une série de paiements. » Pour l'INSEE, le crédit-bail est une opération financière qui permet d'acquérir un bien par un paiement forfaitaire mensuel appelé redevance et de faire valoir une option d'achat à l'échéance du contrat de crédit-bail.

La principale caractéristique de ce mode de financement réside dans le fait que le preneur d'un bien n'en devient pas le propriétaire. Il détient uniquement un droit d'usage du bien, similaire au locataire d'un appartement qui bénéficie de l'usage du bien sans en être le propriétaire. Cependant, l'article 11 de la loi N° 2010/020 sur le crédit-bail au Cameroun stipule que, si le preneur exerce son option d'achat, il devient automatiquement propriétaire du bien à compter de la date de levée de cette option, sauf si cette possibilité n'a pas été spécifiée dans le contrat. En d'autres termes, il est possible pour le locataire de devenir

¹ International Accounting Standards

propriétaire juridique du bien à la fin du contrat, à condition que cette option d'achat soit clairement mentionnée dans les termes du contrat.

De toutes ces définitions, nous retiendrons que le leasing est une technique contractuelle de financement d'un investissement par laquelle le crédit bailleur acquiert un bien dans le but de le donner en location à un client appelé preneur ou locataire. Le bien est loué par le preneur pour une durée déterminée avec un échéancier de paiement des redevances ou des loyers, fixé à l'avance.

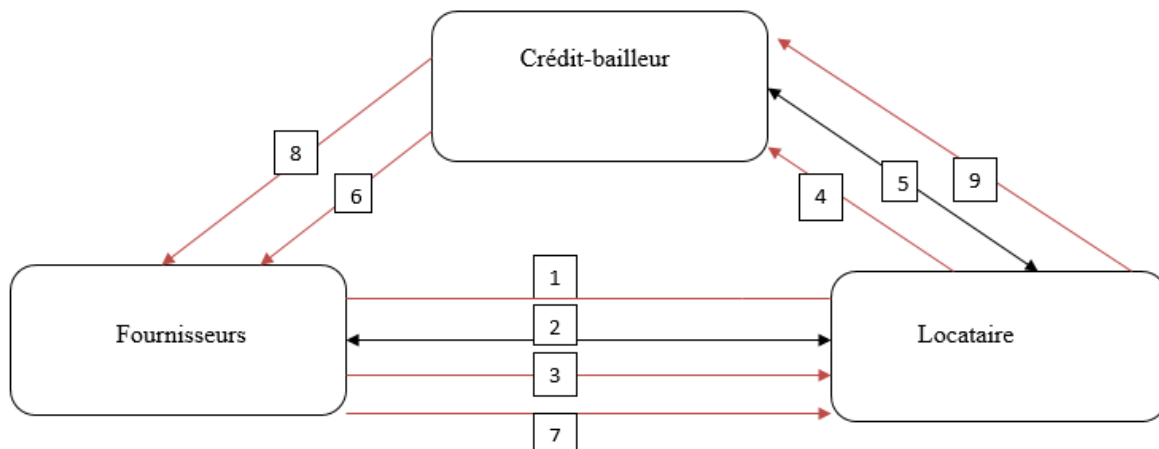
Les intervenants

Dans une opération de leasing, trois acteurs principaux interviennent :

- ☞ Le crédit-bailleur : Il s'agit d'un établissement de crédit ou de microfinance qui finance les opérations de crédit-bail, en fournissant le bien à louer.
- ☞ Le crédit-preneur : C'est la personne physique ou morale qui utilise les biens loués dans le cadre de son activité professionnelle, en contrepartie du paiement de loyers.
- ☞ Le fournisseur : Il s'agit de la personne physique ou morale qui met à disposition, à des fins commerciales, le bien choisi et spécifié par le crédit-preneur. Ce bien fera l'objet d'un contrat de crédit-bail, conclu selon un accord d'achat/vente ou de construction, établi avec le crédit-bailleur selon un cahier des charges.

Le schéma ci-dessous illustre de manière générale le processus d'une opération de leasing, mettant en lumière les interactions entre ces trois principaux acteurs.

Figure 1 : Principe de fonctionnement du leasing et principaux acteurs



- | | |
|---|--|
| 1) <i>Choix des fournisseurs et du matériel</i> | 6) <i>Commande du matériel</i> |
| 2) <i>Conclusion des termes de ventes</i> | 7) <i>Livraison du matériel</i> |
| 3) <i>Remise d'une facture proforma</i> | 8) <i>Paielement au comptant TTC</i> |
| 4) <i>Dépôt de la demande et des dossiers</i> | 9) <i>Paielement périodique des loyers</i> |
| 5) <i>Signature du contrat</i> | |

Source : NJANPOU Philbert Legrand, 2018

Les types de leasing

Il existe principalement deux types de leasing, chacun offrant des avantages spécifiques selon les besoins et la stratégie financière des entreprises :

1. Leasing financier (ou crédit-bail financier) :

- Ce type de leasing permet au locataire de prendre en charge une large part des risques et des bénéfices associés à la possession du bien.
- Le bailleur (la société de leasing) finance l'achat du bien choisi par le locataire.
- Le contrat de leasing financier est souvent conçu de manière à offrir au locataire une option d'achat à la fin de la période de location, généralement à un prix résiduel préalablement convenu.

2. Leasing opérationnel :

- Le leasing opérationnel se concentre principalement sur l'usage du bien, en offrant une location à court ou moyen terme, sans obligation d'acquérir le bien à la fin du contrat.

- Dans ce modèle, le bailleur assume la majeure partie des risques liés à la propriété du bien, y compris la gestion de la valeur résiduelle en fin de contrat.
- À la fin du contrat, le locataire a plusieurs options : renouveler la location, retourner le bien au bailleur, ou parfois, acheter le bien à sa valeur résiduelle, bien que cette dernière option ne soit pas systématique.

Ces deux formes de leasing offrent aux entreprises et aux particuliers des solutions flexibles d'acquisition et d'utilisation de biens d'équipement, répondant à des besoins variés en termes de gestion financière, de fiscalité et de stratégie d'entreprise.

Catégories de crédit-bail

Le crédit-bail peut être classifié selon trois critères principaux : le transfert de risque, l'objet du prêt, et la nationalité des parties contractantes².

Critère du transfert de risque

Selon ce critère, on distingue le leasing financier du leasing opérationnel.

Le **leasing financier** se caractérise par la possibilité pour le crédit-preneur de financer l'acquisition d'un bien mobilier ou immobilier, avec la possibilité d'en devenir propriétaire à la fin du contrat, en exerçant une option d'achat. Cette option n'est pas une obligation, mais elle fait partie des droits du preneur. Si ce dernier choisit de racheter le bien, le bailleur lui cède le bien à la valeur résiduelle, généralement faible, c'est-à-dire au prix convenu pour la vente du bien à la fin du contrat. Le crédit-preneur rembourse l'intégralité du prix d'acquisition du bien, y compris les intérêts. En d'autres termes, les loyers payés couvrent le coût total de l'investissement du bailleur, y compris le financement (intérêts). La maintenance et l'assurance du bien sont à la charge du preneur, et non du bailleur. Tous les risques, obligations et droits liés à la propriété du bien financé sont transférés au preneur³. Un inconvénient majeur de ce type de leasing réside dans le fait que le contrat est généralement non résiliable.

Le **leasing opérationnel**, en revanche, permet au locataire de louer un bien mobilier ou immobilier pour une période souvent inférieure à la durée de vie économique du bien. Par conséquent, les loyers payés par le preneur ne couvrent qu'une partie des coûts engagés par le bailleur lors de l'achat du bien. Ce type de

² <https://partiels-droit.com/credit-bail-definition/>

³ Cité par ATIK Fatima Zohra, Étude du financement par leasing en Algérie Cas : Arab Leasing Corporation

leasing concerne principalement des biens d'équipement tels que le matériel de bureau, les équipements informatiques, ainsi que les véhicules et camions. Contrairement au leasing financier, l'option d'achat n'est généralement pas prévue dans le contrat. Le locataire peut annuler le contrat à tout moment, tandis que le bailleur assume l'ensemble des charges liées à la gestion du bien (entretien, assurance, réparations éventuelles, taxes, etc.), charges qu'il inclut dans le montant du loyer.

Critère lié à l'objet du prêt

L'objet du prêt permet de distinguer deux types de leasing : le leasing mobilier et le leasing immobilier.

Le **leasing mobilier** porte sur le financement des biens meubles, tels que les équipements, les matériels d'outillage, ou encore les véhicules. Ce type de leasing est généralement utilisé pour les biens à usage professionnel ou industriel.

Le **leasing immobilier**, quant à lui, concerne la mise en location de biens immeubles, tels que les terrains, immeubles, ateliers ou entrepôts. Ce type de financement s'étend généralement sur une période plus longue que le leasing mobilier, et la valeur résiduelle du bien à la fin du contrat est également plus élevée, étant donné la longévité et la durabilité des biens immobiliers concernés.

Critère lié à la nationalité des parties contractantes

Le critère de la nationalité des parties contractantes distingue le **leasing national** du **leasing international**. Un leasing est dit national lorsque le bailleur et le locataire résident dans le même pays, peu importe la nationalité du fournisseur. En revanche, le leasing est international lorsqu'il implique des parties situées dans des pays différents, soit entre le locataire et le bailleur, soit entre l'un de ces derniers et le fournisseur.

Il est important de différencier le leasing international de la vente internationale. Dans le leasing international, le bailleur et le locataire ne sont pas nécessairement dans le même pays, tandis que dans une vente internationale, ce sont le bailleur et le fournisseur qui résident dans des pays distincts.

Une autre forme particulière de leasing à mentionner est le lease-back ou cession-bail. Le lease-back permet à une entreprise de vendre un bien immobilier ou mobilier qu'elle possède à une société de leasing, puis de conclure immédiatement un contrat de leasing pour continuer à utiliser ce bien. Dans ce cas, le fournisseur et le locataire sont la même entité, l'entreprise cédant et louant le bien à la société de leasing. Ce mécanisme est souvent utilisé par les entreprises en difficulté de trésorerie ou lorsqu'elles ont besoin

de financer de nouveaux équipements urgents. Le lease-back présente des similarités avec le leasing financier, la seule différence étant que, dans ce cas, le fournisseur est également le crédit-preneur.

Il ne faut pas confondre le **leasing et le renting/location**. En effet, contrairement au leasing, avec le renting, la société de leasing reste le propriétaire économique et juridique du bien. Par conséquent, le bien n'apparaît pas au niveau du bilan comptable du locataire. Les loyers mensuels sont considérés comme des dépenses.

Le cadre légal et réglementaire du leasing

Les réglementations locales encadrant le leasing

La loi N° 2010/020 du 21 décembre 2010 régit le crédit-bail au Cameroun. Elle encadre les opérations de leasing en définissant les acteurs impliqués (le crédit-bailleur, le crédit-preneur et le fournisseur), ainsi que les modalités et obligations associées à ces opérations. La loi établit le cadre juridique applicable à toutes les transactions de crédit-bail, qu'elles concernent des biens meubles ou immeubles destinés à un usage professionnel. Elle s'applique à toutes les entreprises de crédit-bail opérant au Cameroun, ainsi qu'aux biens loués sur le territoire camerounais. Cette loi veille également à la sécurité juridique des contrats de leasing en exigeant que ceux-ci soient inscrits dans les registres appropriés, ce qui permet de rendre les contrats opposables aux tiers.

Les obligations légales des parties prenantes

Les obligations légales des parties prenantes dans un contrat de crédit-bail sont clairement définies par la loi. Le crédit-bailleur est responsable de la fourniture des biens et doit garantir au crédit-preneur une jouissance paisible du bien loué. En cas de défaillance dans la livraison ou de non-conformité du bien, le crédit-bailleur doit réparer le préjudice. De son côté, le crédit-preneur est tenu de payer les loyers selon les modalités convenues et de respecter les conditions du contrat, notamment en ce qui concerne l'entretien et l'usage du bien. Le fournisseur, quant à lui, doit fournir le bien dans les délais et selon les spécifications convenues dans le contrat.

Le traitement comptable et fiscal du leasing

Les règles comptables applicables aux contrats de crédit-bail sont définies par le plan comptable des établissements de crédit arrêté par la commission bancaire de l'Afrique Centrale, et ces règles doivent être suivies lors de la comptabilisation des opérations de leasing. D'un point de vue fiscal, le crédit-bail est régi par les dispositions du Code général des impôts. Les entreprises de crédit-bail doivent se conformer à ces réglementations fiscales et comptables lors de l'établissement de leurs bilans et dans le calcul des amortissements. La fiscalité applicable permet de définir les modalités de déclaration et d'imposition des loyers payés par le crédit-preneur et des recettes perçues par le crédit-bailleur.

Ces réglementations locales visent à sécuriser les transactions, assurer une bonne gestion des risques et établir un cadre transparent pour la pratique du leasing au Cameroun.

Définition d'autres concepts

Crédit

Le terme "crédit" provient du latin *credere*, signifiant "croire" ou "avoir confiance". Il désigne un accord par lequel une partie prête une somme d'argent ou un bien, en contrepartie de la promesse de remboursement de l'autre partie, avec ou sans paiement d'intérêts. Selon plusieurs auteurs, le crédit peut être défini comme une relation de confiance entre le créancier et le débiteur, qui stipule un remboursement dans un délai défini. Le crédit est essentiel dans l'économie moderne, permettant aux entreprises d'acquérir des biens ou de financer leur croissance sans disposer immédiatement de la totalité des fonds nécessaires.

Les crédits peuvent être classés selon plusieurs critères :

- **Durée** : crédit à court, moyen, ou long terme
- **Nature** : crédit à la consommation, crédit immobilier, crédit mobilier, crédit-bail, etc.
- **Bénéficiaire** : particulier, entreprise, ou professionnel
- **Type de crédit** : crédit à la consommation, crédit bancaire, leasing, etc.

Créances

Le terme "créance" désigne l'existence d'un droit que possède un créancier envers un débiteur, qui lui doit une prestation (argent ou biens). Selon la définition du Dictionnaire juridique de Serge Braudo, une créance est un droit d'obtenir une prestation de la part d'un débiteur, généralement en raison d'un contrat de prêt, de vente ou de location.

Dans le cadre du leasing, une créance peut également être le montant que le crédit-bailleur attend d'un preneur pour le financement de biens mobiliers ou immobiliers. Le règlement COBAC R-2018/01 définit les créances en souffrance comme les créances impayées, celles qui n'ont pas été régularisées dans un délai supérieur à 90 jours. Trois types de créances sont utilisés pour décrire les impayés : **les créances en souffrance, les créances irrécouvrables, et les engagements par signature douteux.**

Créances en souffrance

Les créances en souffrance se distinguent par leur non-remboursement à l'échéance contractuelle. Elles sont classées en plusieurs catégories :

- **Créances immobilisées** : sont des créances directes sur l'État ou garanties par ce dernier, les avances sur les marchés publics inscrits au budget de l'État et nantis et dont les paiements sont domiciliés de façon irrévocable dans les livres de l'établissement de crédit, et les avances sur les titres émis par l'État, échues depuis plus de 90 jours mais dont le remboursement final, sans être compromis, ne peut être effectué immédiatement par l'État ou le débiteur garanti (article 7 du règlement COBAC révision 2018).
- **Créances impayées** : créances non payées depuis plus de 90 jours. Elles comprennent les échéances de crédits non remboursées à temps, y compris les loyers de location-simple ou de crédit-bail, ou les dépassements de crédits. En d'autres termes, il s'agit des sommes non payées à l'échéance contractuelle (article 8 du règlement COBAC révision 2018).
- **Créances douteuses** : créances dont le recouvrement est incertain ou qui présentent un risque de non-remboursement total ou partiel. Elles incluent les créances des contrats en défaut depuis plus de 90 jours et celles faisant l'objet de litiges juridiques. Ce sont des créances toute nature, même assorties de garantie, qui présentent un risque probable de non-recouvrement total ou partiel (article 9 du règlement COBAC révision 2018).

Engagements par signature douteux

Les engagements par signature douteux sont des engagements hors bilan qui présentent un risque probable ou certain de défaillance totale ou partielle du donneur d'ordre lors de leur réalisation (article 7 du règlement COBAC R-98/03).

Créances irrécouvrables

Les créances irrécouvrables sont les créances dont le non recouvrement est jugé certain après épuisement de tous les voies et moyens amiables ou judiciaires, ou pour toute autre considération pertinente (article 11 du règlement COBAC révision 2018).

Comparaison du Leasing et de l'Emprunt Classique

Le coût d'un financement par leasing ou par emprunt classique sous forme de crédit à la consommation moyen ou long terme a fait l'objet de plusieurs études. Il est question de mettre en exergue les éléments de comparaison entre ces modes de financement afin de permettre aux entreprises d'opérer un choix éclairé pour l'acquisition de son matériel, au cas où elle ne peut le faire au comptant.

Rappelons que l'emprunt classique consiste pour une entreprise ou un particulier à emprunter de l'argent auprès d'une banque ou d'une institution financière et par la suite utiliser cet argent pour acquérir son bien.

Tableau 1 : Comparaison entre le leasing et l'emprunt classique

Critères	Crédit-bail/leasing	Emprunt classique
Garantie	En principe, pas de garantie en dehors du bien financé. Mais, une garantie supplémentaire peut être exigée	Exigence d'une garantie (hypothèque, nantissement, caution solidaire...)
Propriété du bien au terme du contrat	Propriétaire si l'option d'achat est levée	Propriétaire dès le début
Coût total	Peut être supérieur ou égal à celui du crédit classique en général	Inférieur à celui du crédit-bail
Taux d'intérêt	Plus faible	Plus élevé
Apparition dans le bilan	Considéré comme une charge et non une dette (selon l'écriture comptable il s'agit d'un flux)	Apparaît dans le bilan comme une dette

comptable de l'entreprise		
Coûts engendrés par la défaillance du crédit preneur	Moins élevés en général, car le bailleur peut à tout moment récupérer le bien	Plus élevés que celui du leasing
Financement intégral de l'actif par la banque	Toujours	Pas toujours car le crédit peut être rationné
Limitation des biens financés	Tous les biens ne sont pas toujours financés. La société de leasing finance le bien si elle est certaine de l'existence d'un marché secondaire où elle pourra revendre le bien au terme du contrat	Toute catégorie de bien

Procédure d'octroi de crédit leasing à Afriland

La procédure d'octroi de crédit leasing à Afriland First Bank diffère suivant la nature du leasing.

En plus des classifications de leasing présentées plus haut, Afriland subdivise les crédits en général et le crédit-bail en particulier en deux groupes : les leasings programmes et les leasings classiques. La principale différence entre ces deux groupes est le montant du crédit. Un bien financé par leasing programme ne peut excéder 300 millions de FCFA. Par ailleurs, les leasings programmes ne nécessitent pas la convocation d'un comité de crédit pour objecter ou non l'octroi du financement ; certaines directions ont la latitude de prendre ces décisions. Ce qui induit un délai de traitement de la demande de crédit court relativement au leasing classique. Le client qui désire obtenir un crédit leasing se rapproche généralement de son gestionnaire qui lui présente l'ensemble des modalités propres au financement souhaité. Une fois informé de toutes ces modalités, il pourra constituer un dossier de demande de crédit leasing qu'il soumettra à Afriland. Tout dossier de demande de crédit à la banque doit comporter un certain nombre de pièces obligatoires (voir tableau 11 en annexe). Après réception du dossier de demande de crédit, ce dernier est acheminé (si tous les documents sont conformes) au fur et à mesure auprès des différentes directions habilitées à porter un jugement sur les dossiers de crédit. Chacune d'elles donne son avis et en dernier ressort, c'est soit l'avis du directeur du crédit et des engagements (pour le leasing programme), soit l'avis du comité de crédit (leasing classique) qui est maintenue. Les analyses faites par chacune des instances ont vocation à examiner en général l'exhaustivité, la conformité et la régularité des pièces demandées, la moralité, l'expérience, la solvabilité, la rentabilité, l'autonomie financière, le taux de recouvrement et l'activité du client.

Pour les leasings programmes, la banque a constitué une liste de matériels qu'elle est en mesure de financer ainsi que les différents fournisseurs avec qui elle est en collaboration. Ainsi, un client désireux de faire appel au financement par leasing programme, sauf exception, ne peut solliciter un matériel ne figurant dans la liste constituée par la banque. Lorsque le crédit est accordé, il est enregistré dans le système de la banque ; on parle de mise en place du crédit. Avant cette mise en place, les deux parties s'entendent sur les modalités de remboursement : la périodicité (mensuelle, trimestrielle, hebdomadaire, etc.), le taux d'intérêt, la durée du contrat et bien d'autres. Le client souscrit également à une police d'assurance tout risque sur le bien à louer ainsi que le paiement des frais du tracking uniquement pour les biens mobiliers ; le tracking étant une technique de surveillance du matériel loué pour se rassurer de sa localisation à chaque instant. Le tableau d'amortissement ou échancier de remboursement du prêt est dès lors dressé et mis à la disposition du client. Ce tableau précise toutes les échéances du crédit et le montant du loyer à verser pour chacune d'elle. Il précise également pour chaque loyer la partie qui correspond à l'amortissement du capital et la partie qui constitue les intérêts. Le remboursement se fait généralement à mensualités constantes c'est-à-dire que tous les mois, le client débourse la même somme pour le remboursement de son crédit. Cependant, le montant du premier loyer est généralement majoré : c'est l'apport personnel du client. Chaque loyer est calculé toute taxe comprise en sommant le principal et les intérêts à chaque date d'échéance. La TVA de 19,25% frappe aussi bien le principal que les intérêts. Il est possible pour le client de solliciter un différé (en capital ou en intérêt) sur les premières périodes de remboursement. Par ailleurs, chaque client paye un montant qui représente la valeur résiduelle du bien. En effet, lorsque le bien est utilisé sur toute la période du contrat, il perd de la valeur, il s'amortit. La banque s'attend alors à être dédommée et estime une valeur dite résiduelle qui représente le montant auquel elle peut revendre le bien au terme du contrat. À Afriland First Bank, elle oscille autour de 1% de la base locative.

Risque de Crédit dans les Financements Leasing

Le risque de crédit est un événement incertain qui peut avoir un impact négatif sur les objectifs financiers d'une institution bancaire. Ce risque se caractérise par la probabilité qu'un emprunteur ne respecte pas ses engagements de remboursement, un aspect crucial dans le cadre des financements leasing. Dans le contexte du leasing, le risque de crédit se définit comme la probabilité qu'un client, bénéficiaire du

financement, ne parvienne pas à honorer ses paiements de loyers conformément aux clauses établies dans le contrat.

Impact des impayés du leasing

La survenue de ce risque génère des créances en souffrance au sein du portefeuille bancaire, augmentant ainsi le volume d'impayés, ce qui nuit directement à la rentabilité de la banque. Cela est particulièrement vrai dans le secteur du leasing, où l'acquisition de biens par le biais de financements nécessite un suivi rigoureux des paiements effectués par les clients. En cas de défaut, les créances impayées représentent une perte potentielle de revenus pour l'institution, ce qui rend la gestion du risque de crédit indispensable pour maintenir la stabilité financière.

Gestion du Risque de Crédit et Mesures Préventives

Pour se prémunir contre ce risque, les banques dans le secteur du leasing exigent généralement des garanties de la part des emprunteurs. Ces garanties peuvent être réelles (biens physiques, équipements, etc.) ou personnelles (engagements de tiers). Cependant, la saisie et la vente de ces garanties ne sont pas toujours des solutions idéales. En effet, le processus de recouvrement de créances et de vente des biens peut être long et complexe, souvent sans la garantie d'une revente rapide ou à un prix compétitif. De plus, la valeur des biens saisis peut se déprécier au fil du temps, ce qui limite les possibilités de recouvrement total des sommes dues.

Dans ce contexte, il devient essentiel pour les institutions financières d'adopter une approche raisonnée et orientée dans la sélection des clients bénéficiaires de financements leasing. Une analyse minutieuse des profils des clients, basée sur des critères solides tels que leur historique de paiement, leur stabilité financière et leur secteur d'activité, permettrait de mieux identifier les clients à haut risque et de prévenir les défauts de paiement.

Dans cette optique, la mise en place d'une modélisation prédictive du risque de défaut par client devient un outil stratégique. Cette approche permettrait non seulement de mieux comprendre les facteurs influençant les impayés dans les financements leasing, mais aussi d'identifier les clients les plus susceptibles de faire défaut dès les premières étapes du processus de financement. Par conséquent, une gestion proactive du risque de crédit dans les financements leasing est cruciale pour réduire le volume des créances en souffrance et optimiser la rentabilité de l'institution.

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTÉRATURE EN RAPPORT AVEC LES IMPAYES DE LEASING

Dans la littérature bancaire, de nombreux auteurs ont déjà traité la problématique des impayés de crédit de manière générale, et du leasing en particulier. Ce chapitre propose de passer en revue certains de ces travaux. Cependant, en guise d'introduction, nous mettrons un accent particulier sur les aspects théoriques susceptibles d'éclairer les causes des impayés. Nous aborderons ainsi la théorie de l'asymétrie de l'information, qui se décline en sélection adverse (ou antisélection), en aléa moral (ou hasard moral), et en théorie de la signalisation.

Revue théorique

Asymétrie de l'information

D'après la théorie néoclassique, la concurrence pure et parfaite repose sur la transparence du marché, impliquant une information exhaustive accessible à l'ensemble des agents économiques. La microéconomie traditionnelle postule, en effet, l'existence d'agents rationnels opérant dans un système de

marché complet, c'est-à-dire un marché où toutes les informations sont disponibles. Cependant, dans la réalité, l'information est fréquemment imparfaite. Telle est l'hypothèse de la nouvelle microéconomie. Il en résulte des défaillances du marché en présence d'asymétries d'information, mais également d'externalités et de biens collectifs.

L'asymétrie de l'information survient lorsque l'une des parties impliquées dans une transaction dispose de plus d'informations pertinentes que l'autre. Dans le cadre du financement en leasing, l'asymétrie de l'information est un facteur clé influençant les risques d'impayés. Ce déséquilibre informationnel peut affecter les décisions de financement et les relations contractuelles entre les bailleurs et les preneurs. L'asymétrie d'information peut se manifester sous différentes formes, notamment la sélection adverse, l'aléa moral et la signalisation. Ces concepts, développés par des économistes renommés, aident à comprendre et à atténuer les risques associés aux impayés dans les contrats de leasing.

a. La sélection adverse

La sélection adverse survient lorsque les informations inégales entre les parties conduisent à des décisions de financement défavorables. Ce concept a été formalisé par George Akerlof dans son article de 1970, « The Market for 'Lemons' ».

George Akerlof (1970)

Akerlof illustre la sélection adverse avec l'exemple du marché des voitures d'occasion, où les vendeurs possèdent plus d'informations sur la qualité des voitures que les acheteurs. Cette asymétrie pousse les acheteurs à offrir un prix moyen pour se protéger contre le risque d'acheter des voitures de mauvaise qualité. En conséquence, les vendeurs de voitures de bonne qualité (les « prunes ») quittent le marché, laissant une proportion plus élevée de voitures de mauvaise qualité (les « lemons »).

Ce concept est directement applicable au leasing, où les preneurs peuvent avoir plus d'informations sur leur capacité réelle à rembourser les baux, tandis que les bailleurs doivent prendre des décisions basées sur des informations limitées ou incomplètes.

Stiglitz et Andrew Weiss (1981)

Joseph Stiglitz et Andrew Weiss ont étendu le concept de sélection adverse au domaine bancaire dans leur célèbre article « Credit Rationing in Markets with Imperfect Information », publié dans l'**American Economic Review**. Ils ont démontré que lorsque les banques augmentent les taux d'intérêt pour se protéger contre le risque de défaut, elles attirent involontairement les emprunteurs les plus risqués. En effet, seuls ceux qui prévoient de prendre des risques élevés et ont des projets douteux sont prêts à accepter des taux d'intérêt élevés, car ils anticipent soit un échec probable soit un bénéfice suffisamment élevé pour compenser le coût du taux élevé.

L'aléa moral

L'aléa moral est une forme d'asymétrie d'information qui se produit après la conclusion d'un contrat, lorsque l'une des parties modifie son comportement en raison des nouvelles incitations créées par le contrat. Ce concept est crucial pour comprendre les risques dans les contrats de financement, y compris le leasing, car il affecte la manière dont les parties gèrent et respectent leurs obligations contractuelles.

Kenneth Arrow (1963)

Kenneth Arrow est l'un des premiers économistes à formaliser le concept d'aléa moral dans son article sur l'assurance médicale, « Uncertainty and the Welfare Economics of Medical Care ». Arrow a démontré que les contrats d'assurance pourraient changer les incitations des assurés, les conduisant à adopter des comportements plus risqués puisqu'ils ne supportent pas pleinement les conséquences de leurs actions. Par exemple, une personne assurée peut devenir moins prudente en matière de santé, sachant que les coûts des soins médicaux seront couverts par l'assurance.

La signalisation

La signalisation est un mécanisme par lequel les parties mieux informées communiquent leur information aux autres parties pour réduire l'asymétrie. Ce concept a été introduit par Michael Spence.

Michael Spence (1973).

Spence a développé la théorie de la signalisation pour expliquer comment les personnes ou les entreprises peuvent transmettre des informations crédibles sur leur qualité ou leurs intentions. Par exemple, dans le

marché du travail, les diplômés peuvent utiliser leur niveau d'éducation comme signal de leur productivité potentielle.

Dans le financement en leasing, les preneurs peuvent utiliser divers signaux pour indiquer leur solvabilité et leur fiabilité aux bailleurs. Ces signaux peuvent inclure un bon historique de crédit, des états financiers audités ou des références d'autres institutions.

Revue empirique

Cette section présente une série d'études consacrées à l'analyse du risque de crédit au sein des sociétés de leasing. Ces recherches intègrent des modèles **fréquentistes et bayésiens visant** à prédire à la fois la probabilité de défaut des emprunteurs et la perte encourue en cas de défaillance. Ces approches permettent d'identifier les facteurs clés qui influencent les risques de crédit dans le leasing, tout en fournissant des outils de modélisation pour évaluer la solvabilité des clients et optimiser les processus décisionnels des établissements financiers. Toutefois, les auteurs se distinguent suivant les approches abordées (Fréquentiste et Bayésienne)

Approche fréquentiste

Dans l'étude « **Decision Tree Approach for Predicting the Credit Risk of Leasing Customers in Sri Lanka** » (2019), **Prabath Perera** élabore un modèle visant à prédire la probabilité de remboursement des crédits leasing en utilisant un arbre de décision. Il postule que la gestion efficace du risque de crédit des clients souscrivant à des contrats de leasing pourrait significativement réduire le problème des crédits non performants.

L'auteur a recueilli des données auprès d'une des principales compagnies de leasing au Sri Lanka, en se concentrant uniquement sur les clients dont les contrats étaient arrivés à échéance depuis 2015, soit un total de 8235 individus. Pour évaluer l'efficacité de son modèle, il a divisé son échantillon en un groupe d'apprentissage, représentant 60% de l'échantillon total (4942 clients), et un groupe de test, représentant

40% de l'échantillon total (3295 clients). Huit variables potentielles explicatives ont été retenues, notamment le statut matrimonial, la province, le type de crédit demandé, le type de véhicule, le fabricant du produit, le montant accordé au client, la durée du prêt en mois et la valeur du loyer mensuel. En utilisant l'algorithme **Decision Tree J48**, l'auteur a réussi à élaborer un modèle d'arbre de décision avec un pouvoir prédictif de 63% (AUC), considéré comme acceptable et pouvant être mis en œuvre dans la société de leasing objet de l'étude.

Dans son mémoire de fin d'études à l'ISSEA, intitulé « **Surveillance des Engagements : Anticipation de la Première Tombée en Impayé** », **Ganou Voutsas Blondo (2023)** s'est donné pour objectif de développer un indicateur dynamique pour suivre la probabilité de défaillance des crédits accordés à la clientèle entreprise de la First Bank. La variable dépendante de son étude est le statut des échéances, qui prend la valeur « payée » si l'échéance est réglée dans les délais, et « non payée » ou « impayée » si l'échéance n'a pas été réglée à la date convenue. Pour mener son analyse, l'auteur a divisé sa base de données en deux échantillons : un échantillon d'apprentissage et un échantillon de test, utilisant un **modèle de régression logistique** pour prédire la probabilité d'impayé. Les résultats de cette étude ont révélé que les principaux facteurs influençant la survenance d'un impayé sont le motif du financement, avec un risque plus élevé pour les crédits d'équipement, le secteur d'activité, en particulier le secteur des transports, et la région, avec une prévalence plus élevée d'impayés dans les régions du Centre et du Littoral.

L'étude « **Deep Learning for Repayment Prediction in Leasing Companies** » (2021) menée par **Marcin H. et al.** se concentre sur la prédiction des remboursements de crédits dans les sociétés de leasing à travers l'utilisation d'un modèle de deep learning (réseaux de neurones). L'objectif principal est de classer de manière précise les bons et les mauvais clients tout en minimisant le nombre de mauvais clients lors de l'octroi des crédits. Les auteurs comparent leur modèle avec d'autres méthodes d'intelligence artificielle couramment utilisées dans la littérature sur la modélisation des défauts de crédit, telles que la régression multiple, les arbres de décision, les forêts aléatoires et le bagging classifier. Ils démontrent l'efficacité des méthodes de prédiction avancées pour une application pratique.

Pour la mise en place du modèle, des données de 6 714 clients ont été collectées entre 2012 et 2019, comprenant 60 variables explicatives. Ces données étaient liées aux détails des contrats (montant, objet

financé en leasing, etc.), à la situation financière des locataires (revenus, bénéfices, etc.), aux caractéristiques juridiques et comptables des clients, ainsi qu'à des informations administratives telles que la région d'origine et la structure de gestion du locataire.

Les modèles ont été calibrés et évalués à partir des mêmes bases de données. L'échantillon d'apprentissage comprenait 5000 clients ayant souscrit à un leasing, tandis que l'échantillon de test comptait 1714 clients. La modélisation s'est déroulée en trois étapes : le perceptron, qui est le neurone artificiel le plus simple avec une seule couche, le **deep learning sans dropout**, et le **deep learning avec dropout**. Le dropout est une technique consistant à supprimer de manière aléatoire certains neurones lors de l'entraînement afin de réduire le sur apprentissage.

Après avoir estimé les différents modèles, notamment le deep learning, la régression multiple, les arbres de décision, les forêts aléatoires et le bagging classifier, les résultats montrent que le modèle de deep learning avec dropout est le plus performant. Il parvient à détecter les défauts de remboursement dans plus de 75 % des cas. De plus, les résultats révèlent que le bagging classifier, qui améliore la classification des arbres de décision, offre également de très bonnes performances, avec un taux de classification correcte de 73 % et un AUC proche de 81 %.

Dans son mémoire de fin d'étude intitulé « **Déterminants des Impayés de Leasing à Afriland First Bank** », **Tsofack Arielle (2022)** a pour objectif d'identifier les facteurs susceptibles d'expliquer les impayés de leasing au sein de la banque. Elle a utilisé une mesure de défaut fondée sur le nombre de jours de retard de paiement, appelée « intensité de défaut », et l'a discrétisée en quatre catégories : défaut nul, défaut faible, défaut moyen et défaut fort. Afin d'atteindre son objectif, l'auteure a estimé trois modèles économétriques, à savoir le **modèle polytomique ordonné**, l'arbre de décision et les forêts aléatoires. Les résultats de son étude ont révélé que le risque d'impayé augmente avec le prix du bien financé, que les entreprises très expérimentées sont trois fois moins susceptibles de faire défaut par rapport aux plus jeunes entreprises, et que des facteurs tels que l'ancienneté du locataire avec la banque, la base locative et le montant des mouvements créditeurs confiés influencent également le risque de défaillance des contrats de leasing.

Approche Bayésienne

Dans l'étude de « **Class imbalance Bayesian model averaging for consumer loan default prediction: The role of soft credit information** » réalisée par les auteurs Futian Weng, Miao Zhu d, Mike Buckle , Petr Hajek f, Mohammad Zoynul Abedin (2025), porte sur la prédiction des défauts de paiement dans les prêts à la consommation à l'aide d'une approche bayésienne intégrant les déséquilibres de classes et l'information "soft".

L'Objectif principal est de développer un modèle robuste de prédiction des défauts basé sur, **le Bayesian Model Averaging (BMA)**, des données réelles issues d'une plateforme de prêt conjointe entre une banque commerciale et un site e-commerce chinois en intégrant les informations comportementales (soft credit information) comme les habitudes d'achat en ligne.

La méthodologie de l'étude combine trois dimensions méthodologiques clés :

- Traitement du déséquilibre de classes (class imbalance) avec des techniques comme SMOTE, ADASYN, RU, etc.
- Modélisation via l'agrégation bayésienne de modèles (BMA) pour combiner plusieurs sous-modèles pondérés selon leur performance (via le BIC).
- Interprétation avec SHAP : calcul des contributions de chaque variable à la prédiction finale, avec pondération bayésienne.

Les variables utilisées sont :

- Variables dépendantes : défaut après 30 jours (période 1) et après 90 jours (période 2).
- Soft credit information : nombre de transactions réussies en ligne.
- Variables explicatives : âge, genre, statut marital, secteur d'activité, lignes de crédit, historique de délinquance, montant et durée du prêt, etc.

Les résultats clés obtenus :

- Le modèle BMA combiné à LightGBM et à l'échantillonnage RU (RU-BMA-LGB) est le plus performant :

- AUC \approx 0.76 (période 1), 0.72 (période 2).
- La soft credit information, bien que moins contributive à court terme, gagne en importance sur les prédictions long terme.
- Les variables les plus prédictives sont : montant du prêt, durée du remboursement, utilisation des lignes de crédit.

Cette étude apporte une nouvelle méthodologie robuste pour traiter le déséquilibre de classes, intègre efficacement de données comportementales dans la gestion du risque crédit et renforce l'interprétabilité des modèles complexes via SHAP et BMA.

L'étude « **Credit risk modeling using Bayesian network with a latent variable** », publié en 2019 par **Khalil Masmoudi, Lobna Abid et Afif Masmoudi**, porte sur une nouvelle approche de modélisation du risque de crédit fondée sur un réseau bayésien discret intégrant une variable latente.

L'objectif de l'étude est de développer un modèle qui :

- Évalue la probabilité de défaut de paiement pour les crédits bancaires,
- Tient compte de facteurs observables et d'une structure latente (profils clients),
- Permet une classification automatique des clients en groupes de risque.

La méthodologie repose sur un **réseau bayésien discret** modélisant les dépendances conditionnelles entre les variables (âge, montant, type de crédit, etc.). Une variable latente est introduite pour capturer des classes cachées (profils de clients) puis une estimation des paramètres par algorithme EM (Expectation-Maximization). Les données recueillies sont de 106 298 contrats de crédit de la Banque Centrale Tunisienne (1990–2012).

Les auteurs utilisent 9 variables dans le réseau bayésien avec leur codage et fréquence :

Variable	Description	Valeurs (modalités)
Default	Paiement par défaut	0 : non défaut (84%) 1 : défaut (16%)
isPublic	Banque publique ?	0 : non (87%) 1 : oui (13%)
Type	Type de crédit	1 : crédit conso (23%) 2 : crédit habitat (77%)
Amount	Montant du crédit (discretisé)	1 : [13.6k–30k] (38%) 2 : [3k–13.6k] (18%) 3 : [30k–500k] (44%)
MRB	Mensualité de remboursement	1 : [0–261] (26%) 2 : [261–568] (21%) 3 : [568–2000+] (53%)
Duration	Durée de remboursement	1 : [0–5.1 ans] (52%) 2 : [5.1–15.1] (24%) 3 : [15.1–30] (24%)
Gender	Sexe	1 : femme (39%) 2 : homme (61%)
Age	Âge du souscripteur	1 : [0–35] (25%) 2 : [35–55] (65%) 3 : [55–99] (10%)
Job	Profession	1 : sans emploi 2 : cadre moyen 3 : retraité 4 : cadre sup 5 : étudiant 6 : ouvrier

Ces variables ont été discrétisées pour pouvoir être modélisées dans un réseau bayésien discret. La variable latente introduite dans le modèle permet de classer les individus en deux groupes (classes) présentant des profils de défaut différenciés.

Les résultats principaux obtenus indiquent que, le modèle identifie 2 classes de clients avec des comportements de risque distincts : la Classe 1 avec un taux de défaut de 23,15 % (risque élevé) et la classe 2 avec un taux de défaut de 17,26 % (risque modéré). Les facteurs influents sont : âge < 35 ans, type de crédit (habitat plus risqué que consommation), durée de remboursement courte, banque publique. La comparaison avec d'autres méthodes (SVM, arbre de décision) montre que le modèle bayésien avec variable latente a la meilleure performance (F1-score : 83,26 %, accuracy : 94,77 %).

Cette étude apporte une modélisation probabiliste fine des profils de risque client, permet de détecter des régimes de défaut liés à des périodes spécifiques (ex. : post-2010, crise économique) et fournit un outil utile pour la décision d'octroi de crédit et la segmentation des clients.

CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES

APPROCHE METHODOLOGIE




Ce chapitre présentera la base, les sources de données utilisées ainsi que la méthodologie adoptée pour atteindre les objectifs susmentionnés relatifs à l'étude d'identification des facteurs déterminants des impayés dans les financements leasing à Afriland First Bank et modélisation prédictive du risque de défaut à la prochaine échéance par client.

Données

Dans cette section, nous allons présenter la base des données et différentes variables utilisées

Présentation de la base des données

Les données utilisées dans le cadre de cette analyse proviennent des plateformes de sauvegarde d'informations de la banque. Elles sont collectées à différents niveaux : à l'entrée en relation du client avec la banque, lors d'une transaction, et lors de la mise en place d'un crédit. Pour chaque client, on dispose des informations sur ses caractéristiques intrinsèques, sur les caractéristiques de son crédit, sur ses données transactionnelles et sur la typologie du bien loué.

-  La base des mises en force des leasings : cette base donne des informations sur les échéances de crédit-bail signés avec les crédits preneurs ; il s'agit entre autres de la date de mise en place du contrat dans le système de la banque, le montant accordé, la date de l'opération...
-  La base des caractéristiques des clients : pour chaque entreprise, elle renseigne ses caractéristiques intrinsèques à l'instar de la forme juridique, du secteur d'activité, ...
-  La base des transactions : chaque client est identifié par son numéro de compte et son matricule. La base des transactions donne pour chaque numéro de compte, entre octobre 2022 et Mars 2025, l'ensemble des mouvements confiés par le locataire à la banque.

Population cible et unité statistique

Bien que théoriquement accessible à tous, le leasing est dans la pratique essentiellement orienté vers la clientèle entreprise, ce qui justifie que l'analyse soit centrée sur cette catégorie.

Dans le cadre de cette étude, l'unité statistique retenue n'est ni l'entreprise ni le contrat de leasing, mais l'échéance de remboursement. Ce choix repose sur la spécificité de l'objectif de recherche : prédire la probabilité qu'un client tombe en impayé à la prochaine échéance. En effet, un contrat peut comprendre plusieurs échéances, et chaque échéance constitue une opportunité d'observer un comportement de paiement. La granularité à ce niveau permet de mieux capturer les dynamiques de défaut, notamment dans un contexte où certains clients peuvent respecter leurs engagements sur certaines périodes et être en défaut sur d'autres.

Cette approche fine présente plusieurs avantages : elle permet d'analyser l'évolution du comportement de remboursement dans le temps, d'observer les effets de variables conjoncturelles ou structurelles sur le paiement à une date donnée, et surtout, de mettre en place un système d'alerte précoce dynamique, capable de signaler à la banque les échéances à risque élevé d'impayé.

Période d'étude

Le leasing est un produit assez récent à la First Bank. Il date d'il y'a 8 ans et n'est pas encore assez vulgarisé auprès de la clientèle. La base de données à notre disposition était constituée de 15309 échéances du leasing allant de 2022 à 2025.

Présentation des variables

La variable dépendante est construite à partir du nombre de jours de retard de paiement observé sur chaque échéance ainsi que du montant effectivement versé par le client. Elle reflète l'intensité de la défaillance pour chaque échéance, indiquant si celle-ci est payée ou impayée.

En tant que variables explicatives, la collecte d'informations a permis de rassembler plusieurs types de données issues des différentes bases de la banque, notamment :





-  la base des mises en force des leasings ;
-  les caractéristiques spécifiques à chaque échéance ;
-  les informations relatives à la relation du client avec la banque ;
-  la base des transactions.

Tableau 1 : Variables de l'étude

Variable	Description	Valeurs / Type
Date d'Échéance	Date à laquelle le client doit rembourser l'échéance	Format date
total_echeance	Montant total à payer à cette échéance, incluant le taux d'intérêt	Numérique
capital Remboursé	Montant remboursé à l'échéance sans les intérêts	Numérique
capital Restant Dû	Montant du crédit restant après remboursement de cette échéance	Numérique
nbre_ech	Nombre total d'échéances du crédit	Entier
taux_interet	Taux d'intérêt appliqué sur le crédit	Numérique
date_mise_place	Date de mise en place du crédit, date de signature du contrat	Format date
Date_operation	Date à laquelle le client a effectivement payé l'échéance	Format date
objet_credit_groupe	Il s'agit de la catégorie de produit de crédit-bail souscrite par le client.	BUS CAMION ENGIN MACHINE REMORQUE VOITURE...
ca	Chiffre d'affaires du client	Numérique
nb_cpt	Nombre de comptes bancaires que le client possède à Afriland	Entier
type	Type de client (catégorie de l'entreprise)	Entreprise Individuelle, Société
segment	Taille de l'entreprise	ASS, GE, INS, ME, PAR, PE, TPE
profil_activite	Profil de l'activité de l'entreprise	Association, Autres, Entreprise Privée Individuelle, Société, etc.
secteur_risque	Secteur d'activité de l'entreprise	Activités Agro- Pastorales, Activités Financières, Commerce Général, etc
Forme Juridique	Forme juridique de l'entreprise	ASCO, EURL, GIE, SA, SARL, SAS, SCI, SP
Nom_agence	Il s'agit de l'agence bancaire auquel l'entreprise appartient	Hypodrome, Bonaerie, Bonadjo etc.
Date_creation	Il s'agit de la date de création de l'entreprise	Format date
Montant	Montant effectivement payé par le client à l'échéance en question	Numérique

Source : données d'Afriland First Bank.

Construction de la base de données opérationnelle

Contrairement aux crédits classiques, qui bénéficient d'un suivi et d'un encadrement rigoureux par le personnel de la First Bank, l'activité de crédit-bail demeure encore insuffisamment structurée. Pour pallier ce manque, il a été nécessaire de réaliser de nombreuses jointures afin de construire une base de données consolidée dédiée au leasing. Cette étape a impliqué la mise en œuvre de divers traitements, dont les principales démarches seront brièvement présentées dans cette section.

a. Création de nouvelles variables

À partir de certaines variables présentes dans les bases de données initiales, de nouvelles ont été construites. Il s'agit de :

Le statut : Il s'agit de la variable cible de cette étude. Cette variable permet de déterminer si une échéance est « payée » ou « impayée ». Une échéance est qualifiée de « payée » lorsque le client s'acquitte du montant total exigé à la date prévue ou dans un délai de tolérance de trois jours suivant cette échéance. Toute absence de paiement dans ce délai conduit à classer l'échéance comme « impayée ».

Le réseau de souscription au leasing : Il a été déterminée à partir du numéro et du nom des agences du réseau Afriland. Il s'agit d'un découpage spécifique à la First Bank, distinct du découpage administratif classique, et répartissant les agences en plusieurs réseaux : Douala Centre, Douala Nord, Douala Sud, Est, Ouest, etc.

L'âge de l'entreprise : Il a été calculé à partir de la date de création renseignée par les gestionnaires lors de l'entrée en relation avec le client.

Le taux de paiement : cette variable a été calculée comme le rapport entre le montant effectivement payé par le client à une échéance donnée et le montant total dû à cette échéance, incluant le capital et les intérêts. Elle permet de quantifier la proportion du paiement effectué par le client par rapport au montant attendu, et d'identifier les comportements de paiement partiel, complet ou insuffisant à chaque échéance.

Le retard de paiement : cette variable a été calculée comme la différence en jours entre la date réelle à laquelle le client a effectué le paiement et la date initialement prévue pour le remboursement de l'échéance. Elle permet de quantifier le nombre de jours de retard ou d'avance à chaque échéance, et d'identifier les comportements de paiement des clients.

La proportion des échéances observées : pour chaque ligne de l'échantillon correspondant à une échéance, une variable a été construite comme le rapport entre le numéro de l'échéance en cours et le nombre total d'échéances prévues sur le crédit. Ce ratio renseigne sur le niveau d'avancement du crédit au moment de l'échéance considérée.

L'ancienneté du crédit à la date de l'échéance : cette variable représente le nombre de jours écoulés entre la date de mise en place du crédit et la date de l'échéance observée. Elle permet d'estimer la maturité du crédit au moment de l'analyse et de repérer les moments critiques dans le cycle de remboursement.

L'âge du crédit en jours : mesure la durée écoulée entre la mise en place du contrat et chaque échéance, indiquant la maturité du crédit-bail, tandis que la proportion des échéances observées exprime l'avancement du contrat en comparant l'échéance courante au total prévu. Ces deux indicateurs combinés facilitent l'analyse des comportements de paiement et l'identification des périodes à risque de défaillance.

Nombre d'échéances impayées antérieures : à partir du tri chronologique des échéances de chaque client, une variable a été construite pour comptabiliser, pour chaque échéance, le nombre total d'échéances antérieures ayant connu un retard de paiement.

Démarche méthodologie

Modélisation du Risque d'Impayé et Prédiction de la Probabilité de Défaut

Bien que de nombreuses études aient développé des méthodes avancées de prédiction des défauts de crédit en utilisant l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, le développement de modèles de déséquilibre de classes spécifiquement adaptés au domaine des prêts aux consommateurs reste limité. De plus, certaines études ont utilisé des méthodes d'interprétation de l'apprentissage automatique indépendantes du modèle, telles que SHAP(Shapley Additive Explanations), pour identifier le modèle de classification « optimal » dans leurs recherches. Cependant, ces méthodes interprétatives peuvent présenter des biais et un manque de robustesse dans des contextes où les données sont bruyantes ou les catégories déséquilibrées. Cette limitation' devient encore plus prononcée lorsque le modèle lui-même manque de robustesse (Alvarez-Melis et Jaakkola, 2018 ; Chen et al., 2023a). Par conséquent, explorer un modèle de déséquilibre de classes plus fiable et résilient pourrait être une solution viable

Les algorithmes de gestion du déséquilibre des classes peuvent être regroupés en trois grandes catégories : les techniques d'échantillonnage, les méthodes d'apprentissage sensibles aux coûts et les méthodes d'ensemble.

Les **techniques d'échantillonnage** consistent à équilibrer les échantillons par différentes méthodes et à construire des modèles de classification pour les diviser. Elles incluent le sous-échantillonnage, le sur-échantillonnage et l'échantillonnage combiné (Soltanzadeh et Hashemzadeh, 2021 ; Jiang et al., 2024).

Les **méthodes d'apprentissage sensibles aux coûts** visent à améliorer la performance de prédiction des catégories sélectionnées en attribuant des poids de coût différents aux catégories lors de l'entraînement du modèle (Elkan, 2001). En attribuant des coûts plus élevés à certaines catégories, leur importance dans la classification peut être renforcée.

Les **méthodes d'ensemble** utilisent un mécanisme permettant d'équilibrer les données à chaque itération du modèle (Seiffert et al., 2009 ; Hasan et al., 2024).

Bien que les méthodes indépendantes du modèle, telles que SHAP (Shapley Additive Explanations), aient théoriquement la capacité d'expliquer tout type de modèle, leur complexité computationnelle est plus élevée pour les modèles d'ensemble sophistiqués ou les ensembles de données à haute dimensionnalité. Cela est dû à la nécessité d'accéder aux valeurs des caractéristiques pour chaque échantillon individuel lors du calcul des valeurs SHAP (Fatima et Wooldridge, 2008 ; Luo et al., 2022 ; Chen et al., 2023a).

Pour faciliter les calculs lors de la construction de notre modèle de déséquilibre des classes, nous utilisons une gamme de techniques d'échantillonnage et divers algorithmes de classification. Plus précisément, nous introduisons 3 techniques classiques d'échantillonnage :

- Technique de sur-échantillonnage des minorités synthétiques (SMOTE)
- Sous-échantillonnage aléatoire (RU)
- SMOTE avec édition des plus proches voisins (SMOTE-ENN [SE])

Ces techniques couvrent trois catégories d'échantillonnage : **sur-échantillonnage**, **sous-échantillonnage** et **échantillonnage intégré**, et sont largement applicables et représentatives.

Concernant la sélection des méthodes de classification, nous avons opté pour **quatre classificateurs de référence**, qui englobent des méthodes statistiques traditionnelles et des approches d'apprentissage automatique, notamment :

- Régression logistique (logistic)
- Forêt aléatoire (RF)
- XGBoost

Ces modèles sont couramment utilisés comme références pour les tâches de prédiction du défaut de crédit (Xiao et al., 2024 ; Yin et al., 2023 ; Mahbobi et al., 2023).

SECONDE PARTIE : RESULTATS EMPIRIQUES

Cette section vise à mettre en lumière les résultats clés issus de l'application de différents outils de statistiques descriptives univariées et bivariées, ainsi que de modèles économétriques.

CHAPITRE 4 : DESCRIPTION DES ECHEANCES DE CREDIT BAIL A AFRILAND FIRST BANK

Ce chapitre s'inscrit dans la continuité des cadres conceptuel et théorique préalablement établis, avec pour objectif d'analyser les caractéristiques spécifiques des contrats de crédit-bail d'Afriland First Bank classés comme sains ou défaillants au moment de l'extraction des données. Son approche repose sur une analyse statistique rigoureuse visant à identifier les liens entre les variables clés des contrats et les risques d'impayés.

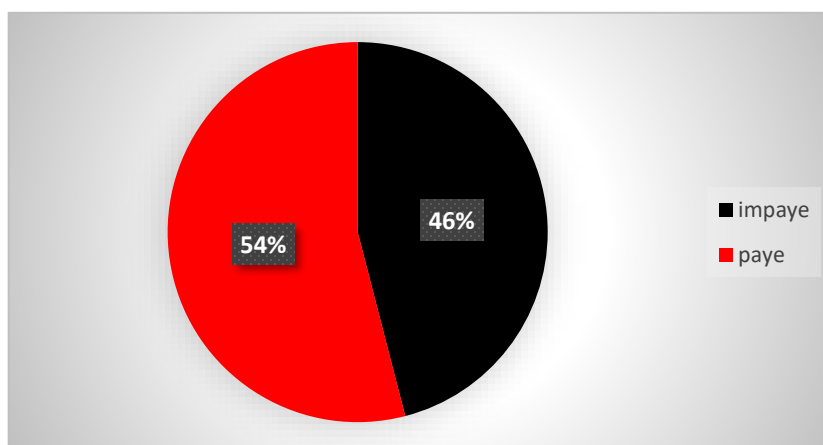
Analyse des échéances de crédit-bail

Dans cette section, nous procédons à une analyse détaillée des principales caractéristiques des contrats de crédit-bail proposés par Afriland First Bank. L'objectif est de mettre en lumière les spécificités des échéances de leasing, tant sur le plan contractuel que sur celui du profil des clients bénéficiaires.

Caractéristiques des échéances du leasing à Afriland First Bank

a. Statut des échéances

Figure 1: répartition des échéances selon leurs statuts



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Ce graphique circulaire présente la répartition des échéances de crédit-bail selon leur statut de paiement à Afriland First Bank. Il met en évidence une réalité préoccupante : 46 % des échéances observées sont

impayées, contre seulement 54 % qui ont été honorées. Cette répartition relativement équilibrée, mais défavorable, traduit un déséquilibre majeur dans la gestion du portefeuille de financements leasing de la banque. En effet, un taux d'impayés avoisinant la moitié des échéances constitue un signal d'alerte fort. Il reflète une défaillance structurelle dans le processus de sélection, d'octroi ou de suivi des contrats de crédit-bail.

La situation est d'autant plus critique que ce taux dépasse largement les standards de prudence bancaire, en particulier ceux fixés par Afriland First Bank elle-même. Comme souligné en introduction, l'objectif stratégique de la banque est de maintenir le taux de créances en souffrance en dessous de 5 %. Or, les données représentées ici montrent un écart de plus de 40 points de pourcentage par rapport à cette cible, ce qui révèle un véritable enjeu de risque de crédit dans le secteur du leasing. Cette situation pourrait avoir des conséquences lourdes, tant sur le plan financier – par l'augmentation des créances douteuses et des provisions associées – que sur le plan stratégique, car elle affaiblit la crédibilité et l'attractivité du leasing comme produit financier auprès des clients.

En outre, un tel niveau de défaillance questionne les conditions d'éligibilité au crédit-bail, la pertinence des critères d'octroi, et surtout l'efficacité du suivi post-octroi. Il pourrait aussi signaler une inadéquation entre les modalités de remboursement proposées (durée, échéancier, taux d'intérêt) et les capacités de remboursement réelles des clients, notamment les PME, souvent fragiles financièrement.

b. Caractéristiques de l'échéance

Tableau 2: informations échéances

Statistique	taux_paiement	age_credit_jours	ech_impaye_avant
Minimum	0	1	0
Médiane	1.13844	305	2
Maximum	20.9478	850	286
Moyenne	0.73882	342.639	14.1244
Écart-type	0.94133	206.2	29.0608

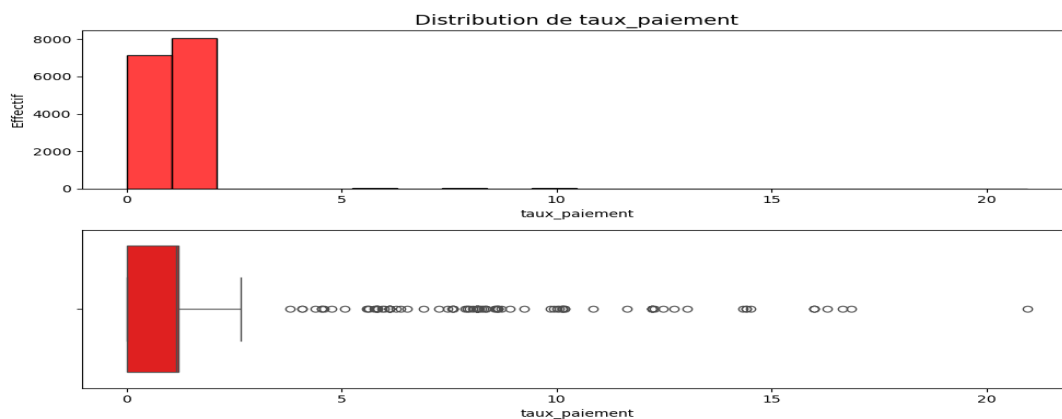
Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le taux de paiement, dont la moyenne est de 0,74 pour une médiane de 1,13, révèle que bien que la majorité des clients s'acquittent de leurs échéances, une proportion non négligeable effectue des paiements partiels, voire nuls, ce qui traduit une tension réelle sur la capacité de remboursement. La variable

age_credit_jours, avec une moyenne de 343 jours, indique que les échéances observées concernent des crédits déjà bien engagés dans leur cycle de vie, ce qui permet d'évaluer le comportement des clients sur le moyen terme. Toutefois, la variable retard_jours présente une moyenne aberrante de plus de 11 000 jours, avec un maximum dépassant les 27 000 jours, ce qui traduit très probablement des erreurs de saisie ou des données non nettoyées. Cela souligne un défi structurel de fiabilité des données, crucial à corriger dans un contexte de modélisation prédictive. Enfin, le nombre d'échéances impayées antérieures est très dispersé (moyenne de 14, médiane de seulement 2), révélant que si une majorité de clients affiche peu de défauts passés, une minorité significative accumule de nombreux impayés, contribuant fortement à la dégradation globale du portefeuille.

c. Distribution des caractéristiques des échéances

Figure 2: distribution du taux de paiement aux échéances



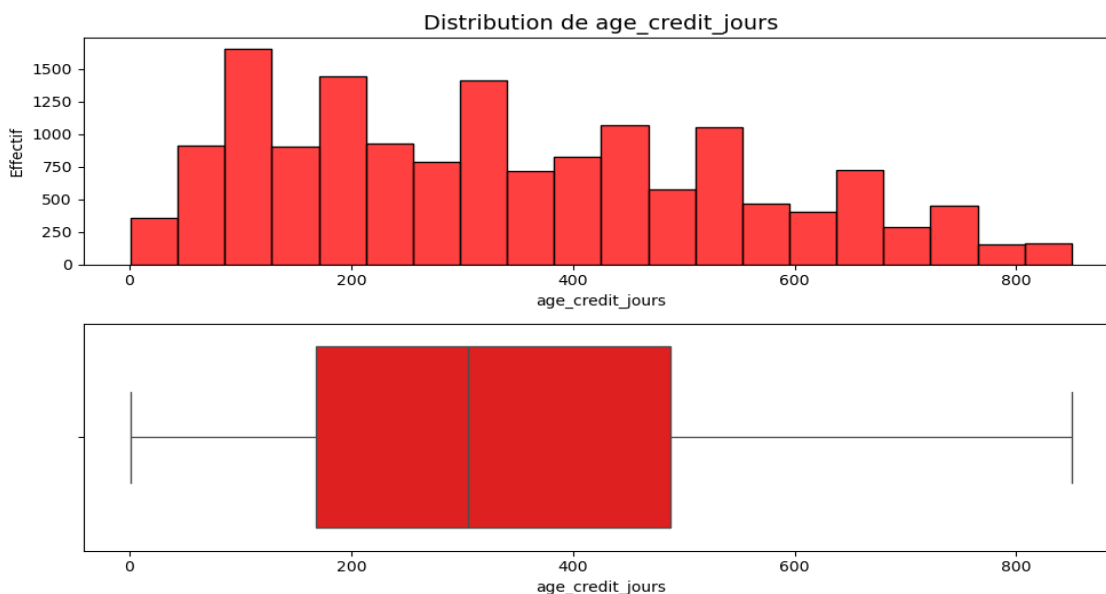
Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique montre une distribution très asymétrique du taux de paiement : la majorité des observations sont concentrées à gauche, avec un pic très élevé autour de 0 et 1, ce qui signifie que beaucoup d'échéances sont soit totalement impayées (taux = 0), soit intégralement payées (taux = 1). Cependant, on observe aussi une série de cas de paiements partiels (valeurs intermédiaires entre 0 et 1) ainsi que des valeurs extrêmes supérieures à 1, ce qui peut traduire des remboursements anticipés ou des régularisations cumulées. Le boxplot situé en dessous met clairement en évidence une grande quantité de valeurs aberrantes (outliers), c'est-à-dire des observations atypiques qui s'éloignent fortement de la tendance

générale. Cela suggère que certains clients adoptent des comportements de paiement irréguliers, voire erratiques.

Cette variable est cruciale car elle mesure directement le respect contractuel du remboursement à l'échéance. Un taux inférieur à 1 signale un défaut partiel de paiement, ce qui constitue une alerte de défaillance potentielle. La forte concentration autour de 0 et 1 révèle une dichotomie comportementale : certains clients sont rigoureux tandis qu'une frange non négligeable est en défaut pur.

Figure 3: distribution de l'âge du crédit à chaque échéance

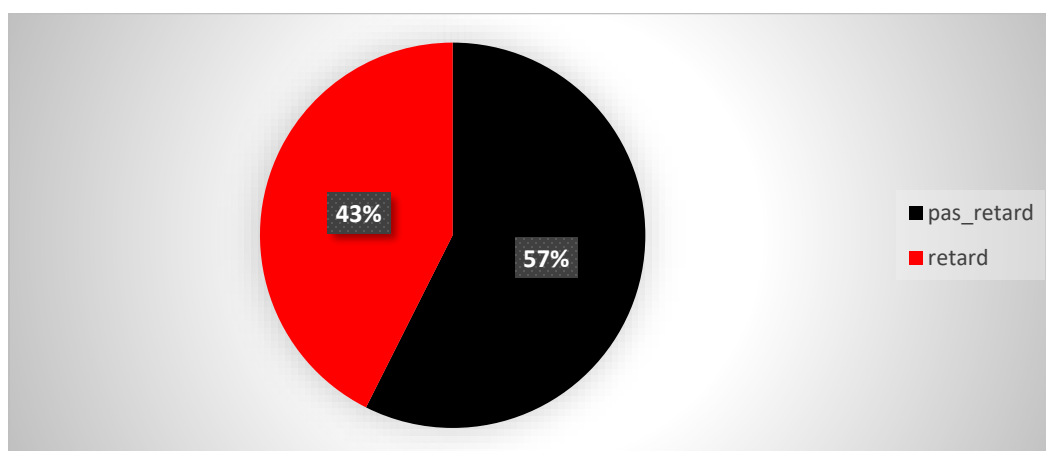


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique en histogramme une distribution globalement étalée sur l'ensemble de la durée de vie des crédits. Les fréquences sont relativement bien réparties, avec une légère concentration des échéances dans les tranches de 100 à 300 jours. Cela indique que les échéances analysées couvrent l'ensemble du cycle du crédit, depuis sa mise en place jusqu'aux périodes avancées. Cette diversité d'âge permet une observation complète des comportements de paiement à différents niveaux de maturité du contrat. Il est également à noter que des échéances sont présentes dès les tout premiers jours du crédit, traduisant un suivi dès l'origine de la relation contractuelle, mais aussi jusqu'à plus de 800 jours, montrant des contrats de longue durée encore actifs ou ayant connu des prolongements.

Le boxplot confirme visuellement la dispersion observée dans l'histogramme. Il montre une médiane centrée, ce qui signifie que la moitié des échéances analysées concernent des crédits dont l'ancienneté est inférieure à ce seuil, et l'autre moitié des crédits plus matures. La largeur de l'étendue interquartile indique une variabilité importante dans la maturité des crédits au moment des échéances observées. L'absence de points aberrants notables suggère que les observations extrêmes sont intégrées de manière cohérente à la distribution générale. Ce profil de distribution démontre un échantillon équilibré, sans concentration excessive d'échéances dans une phase particulière du crédit, permettant une analyse robuste de l'évolution du comportement des emprunteurs selon l'ancienneté du contrat.

Figure 4: répartition des retards de paiements en catégorie

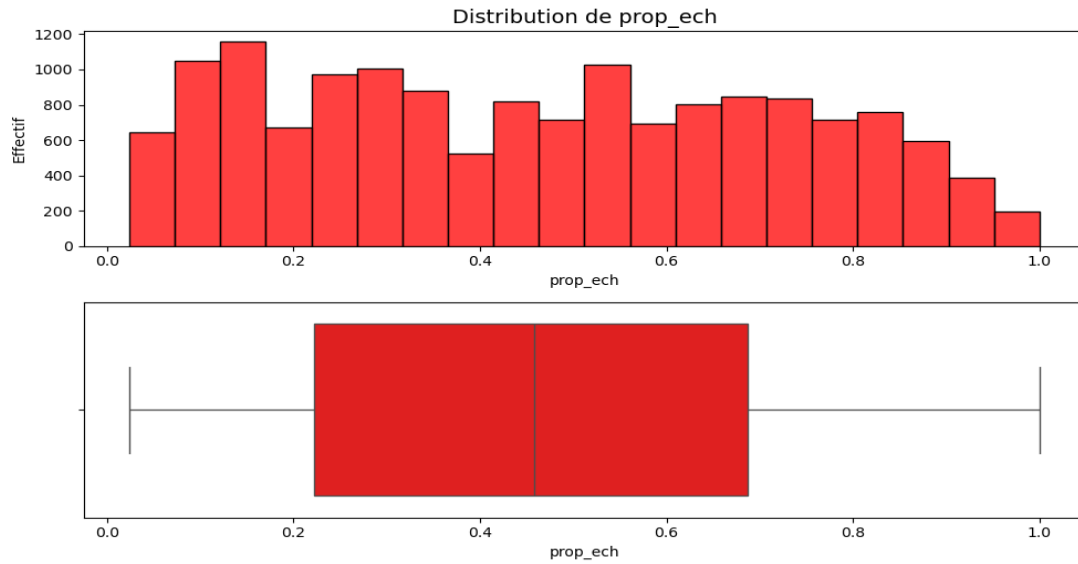


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique en secteurs illustre la répartition des échéances en fonction de la variable catégorielle type de retard de paiement, qui qualifie la ponctualité du remboursement à l'échéance. Cette variable comporte deux modalités : « pas_retard » (57 %) et « retard » (43 %). Cela signifie que 43 % des échéances observées ont été payées avec du retard, tandis que seulement 57 % ont été réglées à temps.

Cette répartition met en évidence un problème structurel dans le respect des délais contractuels de paiement : près d'un échéancier sur deux est affecté par un retard de paiement, ce qui traduit un comportement généralisé de non-ponctualité parmi les clients. Ce constat est d'autant plus préoccupant que la variable mesurant ce type de retard ne tient compte que de la date de paiement, indépendamment du montant versé. Cela signifie que ces retards ne sont pas liés à un problème de montant insuffisant, mais bien à un décalage dans le respect de la date contractuelle.

Figure 5 : Distribution de la proportion des échéances

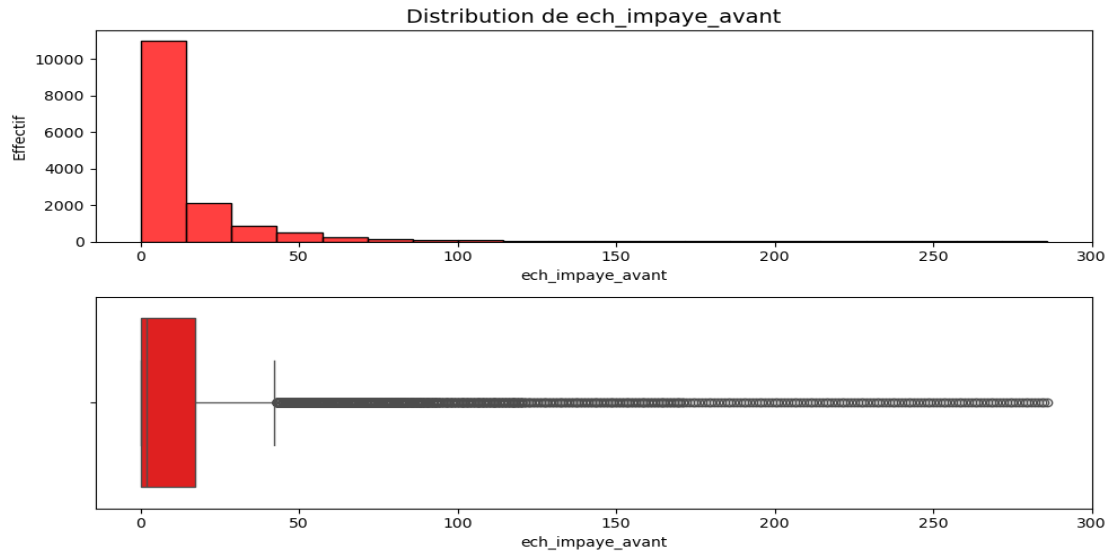


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

L'avancement du crédit sous forme de ratio entre l'échéance en cours et le total des échéances, est relativement bien répartie sur l'intervalle $[0, 1]$. Les observations sont présentes à toutes les phases du crédit, avec une légère concentration dans les premiers stades (entre 0,1 et 0,3), ce qui suggère que l'échantillon contient un volume significatif d'échéances correspondant à des crédits en début de vie. On note également une fréquence non négligeable d'échéances dans les tranches supérieures à 0,5, traduisant un suivi actif sur les crédits plus matures. L'absence de pics extrêmes ou de creux profonds témoigne d'une couverture équilibrée du cycle de remboursement, ce qui renforce la représentativité des analyses réalisées sur les différents niveaux d'avancement du crédit.

Le boxplot confirme cette impression de dispersion régulière. La médiane est positionnée autour de 0,5, indiquant que la moitié des observations concernent des crédits dont l'échéance observée est située dans la première moitié de leur durée de vie, et l'autre moitié dans la seconde. L'étendue interquartile est large, illustrant une bonne variabilité dans les niveaux d'avancement. L'absence d'outliers visibles renforce l'idée d'une distribution continue et homogène. Cette configuration permet d'explorer de manière pertinente les comportements de paiement en fonction du niveau de progression du crédit, et d'identifier d'éventuels moments critiques où les risques de défaut ou d'irrégularité sont plus marqués.

Figure 6: distribution du nombre des échéances précédentes impayées



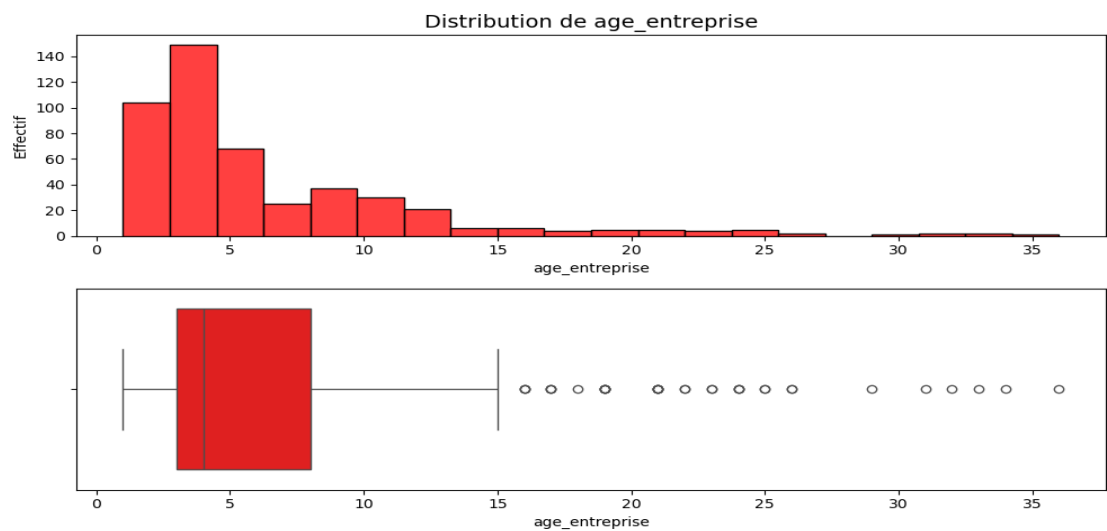
Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Pour la majorité des échéances observées, les clients n’avaient aucun ou très peu d’historique d’impayés. Toutefois, un nombre non négligeable de cas présente des valeurs plus élevées, pouvant atteindre plusieurs dizaines voire centaines d’échéances impayées dans le passé. Ces cas extrêmes traduisent l’existence de profils clients marqués par une récurrence importante des défauts de paiement, et potentiellement une accumulation historique de risques non résolus. Cette configuration reflète une hétérogénéité nette dans les comportements de paiement, entre d’un côté des emprunteurs ponctuels ou faiblement défaillants, et de l’autre des clients chroniquement en retard. Le boxplot illustre parfaitement cette asymétrie et met en évidence une grande quantité de valeurs atypiques (outliers) au-delà de l’étendue interquartile. La médiane est proche de zéro, confirmant que la majorité des échéances sont précédées d’un historique sans incident, mais la présence de nombreux points au-delà du seuil supérieur souligne l’existence de clients à risque structurel élevé. Ces profils constituent des cibles prioritaires pour les mécanismes de surveillance et de gestion du risque. Cette variable s’avère donc particulièrement utile pour détecter les emprunteurs à comportement récurrent de défaut, et pour anticiper les probabilités futures de non-respect des engagements contractuels.

Pour terminer, cette sous-section présente une analyse détaillée des échéances de crédit, révélant une grande diversité de comportements de remboursement parmi les clients étudiés. Bien que de nombreuses échéances soient honorées intégralement, une proportion significative fait l’objet de paiements partiels ou inexistant, mettant en lumière des capacités ou des volontés de paiement très hétérogènes. L’âge des crédits et l’avancement dans le calendrier des échéances montrent une répartition équilibrée entre débuts de contrat et phases avancées, ce qui permet d’identifier les moments critiques où les incidents surviennent le plus souvent. L’analyse du retard de paiement révèle des écarts importants, avec certains clients en avance ou à l’heure, tandis que d’autres accumulent de forts retards, traduisant des situations financières ou organisationnelles contrastées. La mesure du nombre d’impayés antérieurs souligne qu’une majorité de clients règle leurs échéances sans antécédents négatifs, mais qu’un segment non négligeable cumule plusieurs incidents, suggérant une fragilité chronique. Enfin, la distinction entre paiements ponctuels et retards indique une prédominance des remboursements à temps, tout en signalant la persistance d’un noyau de clients régulièrement en défaut, appelant à un suivi plus ciblé.

Profil des clients souscripteurs

Figure 7: Distribution de l'âge de l'entreprise

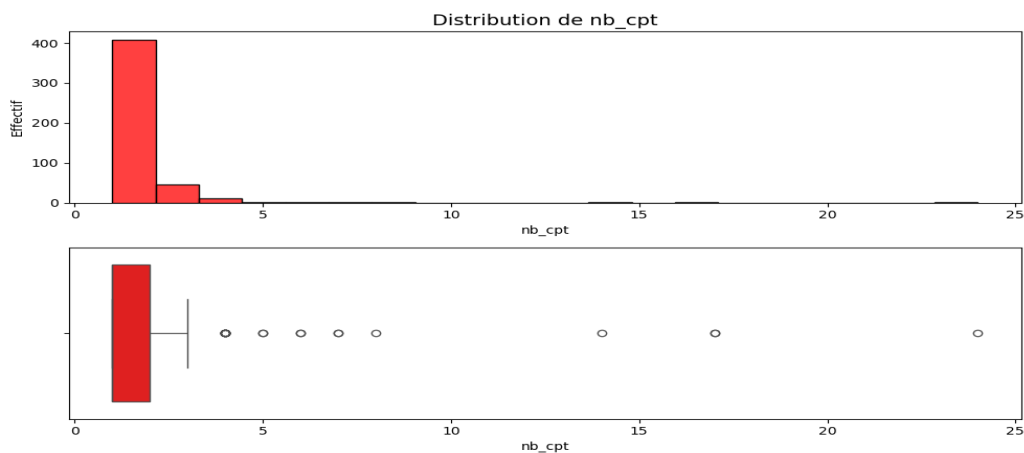


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique en histogramme relatif à l'âge des entreprises montre une nette concentration autour des premières années d'existence. Une grande majorité des entreprises ont moins de dix ans, et en particulier entre deux et cinq ans, ce qui indique un échantillon composé majoritairement de structures jeunes. Au-delà de dix ans, les effectifs décroissent rapidement, et seules quelques entreprises affichent une ancienneté supérieure à vingt ans. Cette distribution asymétrique suggère que les relations de crédit étudiées concernent principalement des acteurs économiques récents, probablement encore en phase de développement ou de stabilisation, avec une faible proportion de structures bien établies ou institutionnalisées.

Le boxplot vient renforcer cette lecture en affichant une médiane basse, un étalement interquartile resserré et de nombreux points situés à droite, identifiés comme valeurs extrêmes. Cela confirme que les entreprises les plus anciennes constituent une minorité, atypique par rapport au reste de l'échantillon. Cette structuration de l'âge pourrait avoir des implications importantes sur la capacité à faire face aux engagements financiers : les jeunes entreprises, bien qu'actives, peuvent présenter des profils de risque plus sensibles à la variation de trésorerie, tandis que les plus anciennes, bien que moins nombreuses, pourraient bénéficier d'une assise financière plus stable. L'analyse de l'ancienneté apparaît ainsi comme un levier pertinent pour affiner l'évaluation des comportements de remboursement.

Figure 8: Distribution du nombre de compte bancaire que possède le client

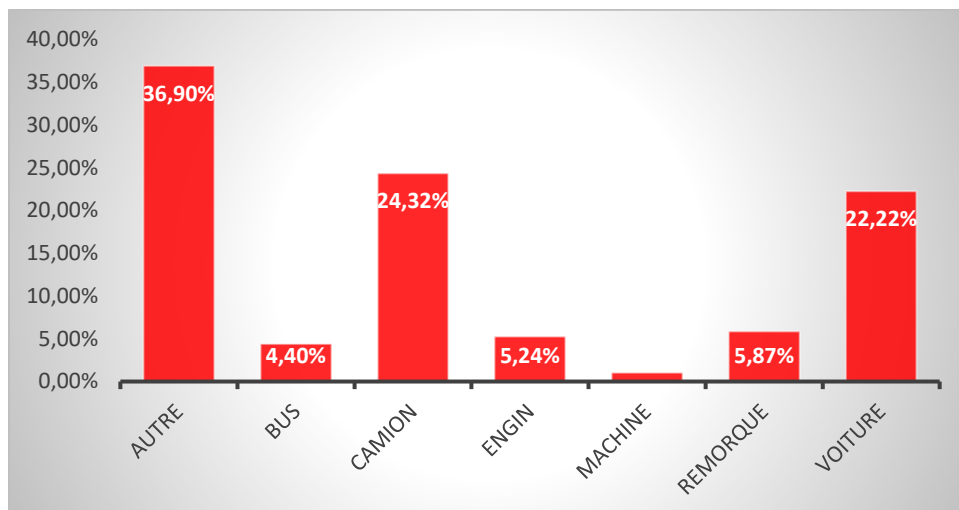


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique en histogramme révèle une très forte concentration des clients possédant un seul compte bancaire, avec une décroissance rapide dès qu'on s'éloigne de cette modalité. La grande majorité des clients n'en détiennent qu'un ou deux, ce qui indique un profil bancaire simple et peu diversifié pour la plupart des entreprises. Quelques cas isolés possèdent un nombre élevé de comptes, mais ces situations demeurent exceptionnelles et ne modifient pas la tendance générale. Cette distribution met en évidence une relation majoritairement univoque entre le client et la banque, avec une centralisation des opérations autour d'un seul compte.

Le boxplot renforce cette lecture : la boîte est resserrée, la médiane se situe à un niveau très bas, et les points extrêmes s'étendent jusqu'à des valeurs nettement plus élevées. Ces valeurs atypiques indiquent l'existence de clients institutionnels ou à activité complexe, mais ceux-ci restent largement minoritaires dans l'échantillon. Cette configuration suggère que pour la grande majorité des clients, le recours au crédit s'inscrit dans une relation bancaire assez simple, probablement limitée à un usage opérationnel unique, sans démultiplication des points de gestion financière.

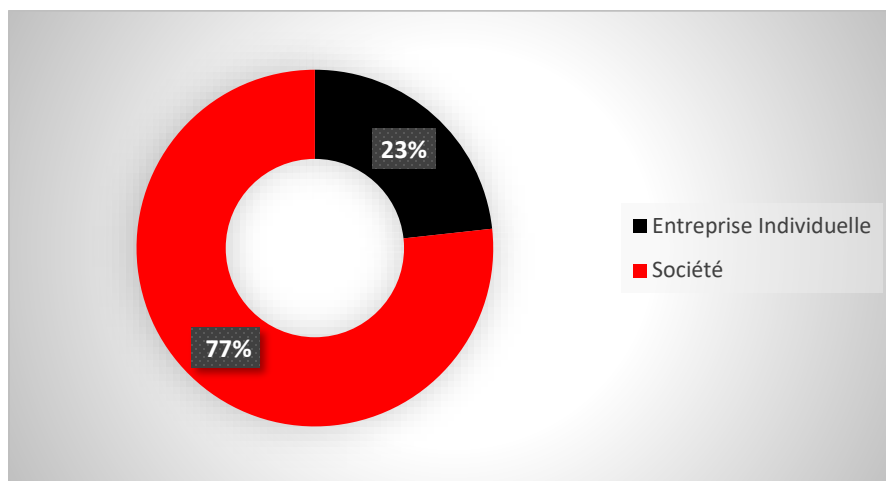
Figure 9: Répartition des clients selon leur réseau d'agence bancaire



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique montre une prédominance marquée de la catégorie « Autre », qui représente à elle seule plus d'un tiers des produits de crédit-bail souscrits, suggérant une diversité importante de biens financés en dehors des grandes catégories standards. Les camions arrivent en deuxième position avec près d'un quart des souscriptions, suivis de près par les voitures, ce qui confirme l'importance du financement de véhicules utilitaires et professionnels dans le portefeuille. Les bus, engins, remorques et machines sont nettement moins représentés, chacun représentant une part marginale. Cette répartition reflète une orientation dominante vers des besoins de mobilité ou de transport, avec une grande variété d'équipements spécifiques regroupés dans la catégorie résiduelle, probablement liée à des secteurs d'activité variés ou à des demandes individualisées.

Figure 10 ; Répartition des clients selon le type de l'entreprise



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Cette structure indique que le crédit-bail est majoritairement souscrit par des entités juridiques organisées, généralement dotées d'une personnalité morale et d'une capacité financière plus stable. Les entreprises individuelles, bien que présentes, forment une minorité, ce qui peut traduire une moindre accessibilité à ce type de financement ou une préférence pour d'autres modes de crédit mieux adaptés à leur structure.

simplifiée. Cette prédominance des sociétés reflète un profil client institutionnalisé, probablement plus à même de supporter les exigences contractuelles du crédit-bail.

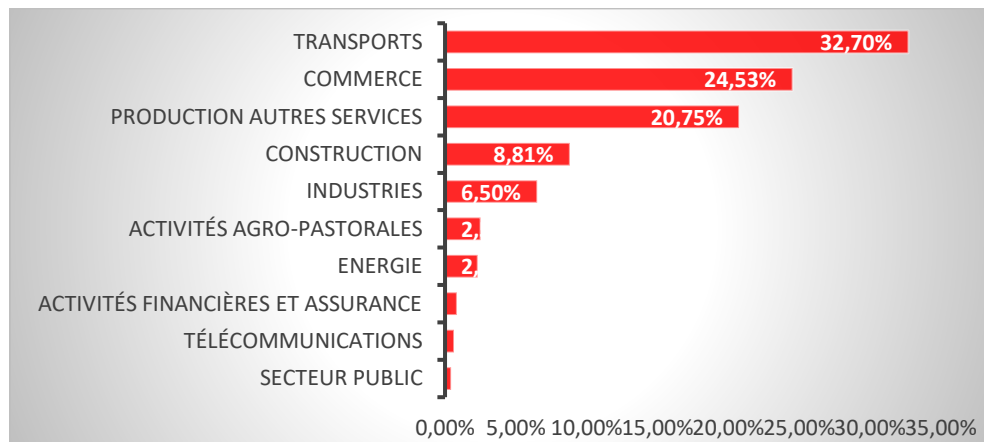
Tableau 3 : Répartition de la taille des clients

Segment	Nombre	pourcentage
ASS	0.63%	3
GE	7.97%	38
INS	0.63%	3
ME	32.08%	153
PAR	0.63%	3
PE	46.54%	222
TPE	11.53%	55
Total	100.00%	477

Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

La répartition par taille d'entreprise met clairement en évidence la prédominance des petites et moyennes structures dans le portefeuille analysé. Les petites entreprises représentent à elles seules près de la moitié des effectifs (46,54 %), suivies par les moyennes entreprises avec un peu plus de 32 %. Ensemble, elles constituent ainsi près de 80 % des souscripteurs, confirmant que le crédit-bail s'adresse majoritairement à des entités dont la taille et l'activité restent modérées, avec des besoins financiers adaptés à leur niveau de développement. À l'inverse, les grandes entreprises et les très petites structures occupent des parts plus modestes, respectivement 7,97 % et 11,53 %. Cette configuration souligne une concentration marquée du produit sur un segment intermédiaire du tissu économique, potentiellement plus dynamique, mais aussi plus exposé à des contraintes de trésorerie nécessitant des mécanismes de financement souples et opérationnels.

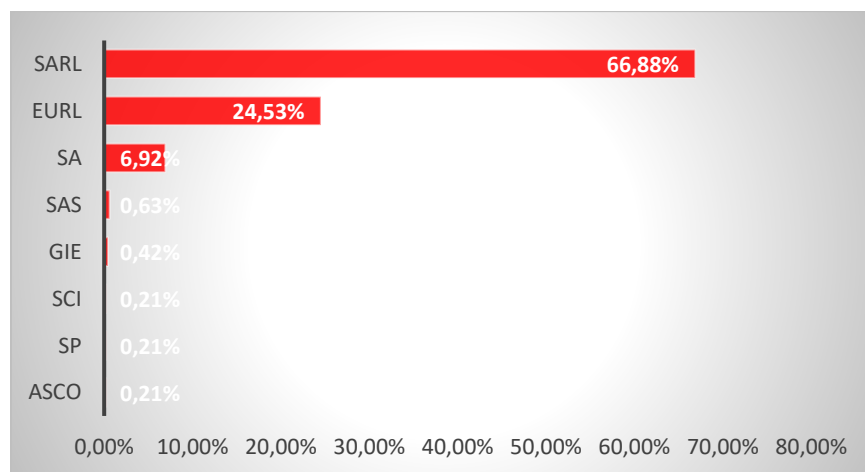
Figure 11 : Répartition des clients selon le secteur d'activité



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le secteur des transports domine largement la répartition des clients, représentant près d'un tiers de l'échantillon (32,7 %), suivi par le commerce qui constitue un quart des clients (24,5 %). La production et autres services arrivent en troisième position avec plus de 20 %, ce qui indique que ces trois secteurs concentrent la majorité des activités financées. Les secteurs de la construction et des industries, bien que moins représentés, participent néanmoins à hauteur de 8,8 % et 6,5 % respectivement. Les autres secteurs, comme les activités agro-pastorales, l'énergie, les services financiers, les télécommunications et le secteur public, sont marginalement présents, chacun représentant moins de 3 % des clients. Cette répartition témoigne d'une forte concentration dans les secteurs liés au transport, au commerce et aux services, soulignant leur rôle prépondérant dans l'utilisation du crédit-bail au sein de l'échantillon étudié.

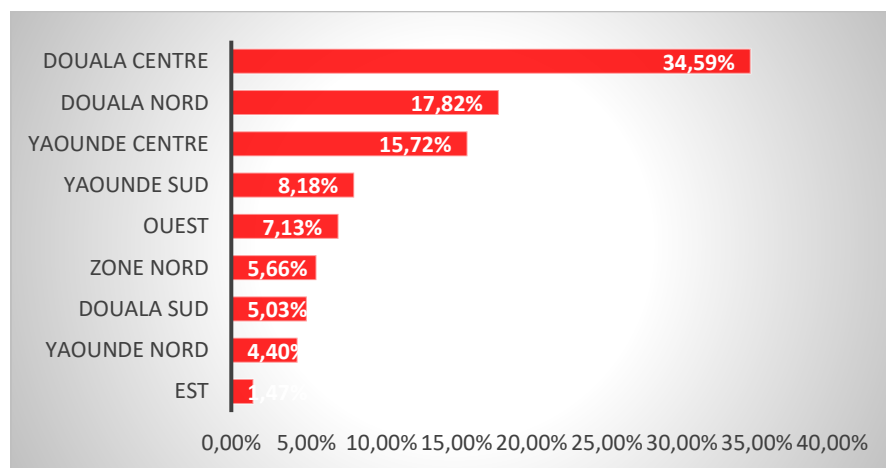
Figure 12 : Répartition des clients selon la forme juridique



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

La répartition des formes juridiques montre une nette prédominance des sociétés à responsabilité limitée (SARL), qui constituent près des deux tiers des entreprises financées, avec 66,88 % des cas. Cette forte représentation reflète la popularité de ce statut auprès des entreprises de taille moyenne, offrant un cadre juridique souple et protecteur adapté aux activités commerciales courantes. Vient ensuite la forme d'entreprise unipersonnelle à responsabilité limitée (EURL), qui rassemble 24,53 % des clients, soulignant l'importance des structures à associé unique, souvent créées par des entrepreneurs individuels souhaitant limiter leur responsabilité tout en conservant un cadre légal clair. Les sociétés anonymes (SA), bien que moins fréquentes (6,92 %), indiquent la présence de quelques grandes entreprises ou entités aux exigences plus complexes, généralement soumises à une réglementation stricte et disposant d'une gouvernance formalisée. Les autres formes juridiques (SAS, GIE, SCI, SP, ASCO) sont marginales, témoignant d'une faible représentation des structures coopératives, patrimoniales ou spécifiques, ce qui suggère que le crédit-bail est principalement sollicité par des entreprises à structure capitalistique classique, favorisant la sécurité juridique et la simplicité administrative dans leurs relations avec la banque.

Figure 13: Répartition des clients selon le réseau d'agence



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le réseau de souscription au leasing met en évidence une concentration très marquée autour des deux principales métropoles du Cameroun, reflétant ainsi la dynamique économique et administrative du pays.

Douala, la capitale économique, domine nettement avec plus de 57 % des souscriptions réparties principalement entre Douala Centre (34,59 %) et Douala Nord (17,82 %), soulignant son rôle de premier pôle d'activités commerciales et industrielles. Yaoundé, la capitale politique, occupe la deuxième place avec près de 28 % des souscriptions, principalement localisées dans Yaoundé Centre (15,72 %) et Yaoundé Sud (8,18 %). Les autres réseaux, tels que l'Ouest, la Zone Nord, Douala Sud, Yaoundé Nord et l'Est, représentent des parts plus modestes, traduisant une couverture géographique moins dense mais néanmoins présente dans les principales régions du pays. Cette répartition illustre clairement que les activités de leasing sont fortement corrélées à la concentration des centres urbains majeurs, où la demande de financement est la plus soutenue, et où les infrastructures économiques favorisent l'essor des solutions de crédit-bail.

En somme, la majorité des clients sont des entreprises relativement jeunes, avec une forte concentration d'entreprises âgées de moins de dix ans, notamment entre deux et cinq ans. Cette prédominance des structures récentes suggère un échantillon principalement composé d'acteurs économiques en phase de développement ou de consolidation. Par ailleurs, la majorité des clients possède un profil bancaire simple, avec un ou deux comptes à Afriland First Bank, indiquant une relation bancaire peu diversifiée et probablement centrée sur les opérations liées au leasing. La nature des biens financés est très variée, mais les produits liés au transport (camions, voitures, bus) dominent nettement, représentant une part importante du portefeuille de leasing, ce qui reflète l'importance des besoins en mobilité dans la clientèle.

Du point de vue juridique, les entreprises financées sont majoritairement organisées sous la forme de sociétés à responsabilité limitée (SARL), qui constituent près des deux tiers des clients, suivies par les entreprises unipersonnelles à responsabilité limitée (EURL). Ces statuts reflètent une clientèle avec une structure capitalistique classique, à la fois stable et adaptée aux exigences du crédit-bail. Enfin, la répartition géographique des souscriptions met en évidence une forte concentration dans les deux principales métropoles du Cameroun : Douala, la capitale économique, avec plus de la moitié des souscriptions, et Yaoundé, la capitale politique, en seconde position. Cette localisation traduit la corrélation entre activité économique et demande de leasing, concentrée dans les grands centres urbains où les infrastructures et la dynamique commerciale sont les plus développées. Ce profil global illustre une clientèle majoritairement composée de PME jeunes, aux structures juridiques classiques, actives dans les secteurs du transport, du commerce et des services, et localisées dans les principaux pôles économiques

du pays. Ces éléments sont essentiels pour comprendre les caractéristiques de la demande de leasing et orienter les stratégies de gestion du risque et de développement commercial à Afriland First Bank.

Cette section révèle une grande diversité dans les comportements de remboursement des échéances de crédit-bail. Si la majorité des échéances sont réglées intégralement, une part notable fait l'objet de paiements partiels ou absents, mettant en évidence des capacités et volontés de paiement très variables. La répartition des échéances tout au long du cycle de vie du crédit permet d'identifier les périodes où les incidents surviennent le plus fréquemment. L'observation des retards souligne la coexistence de clients ponctuels et de clients rencontrant régulièrement des difficultés, ce qui nécessite un suivi ciblé pour une meilleure gestion des risques.

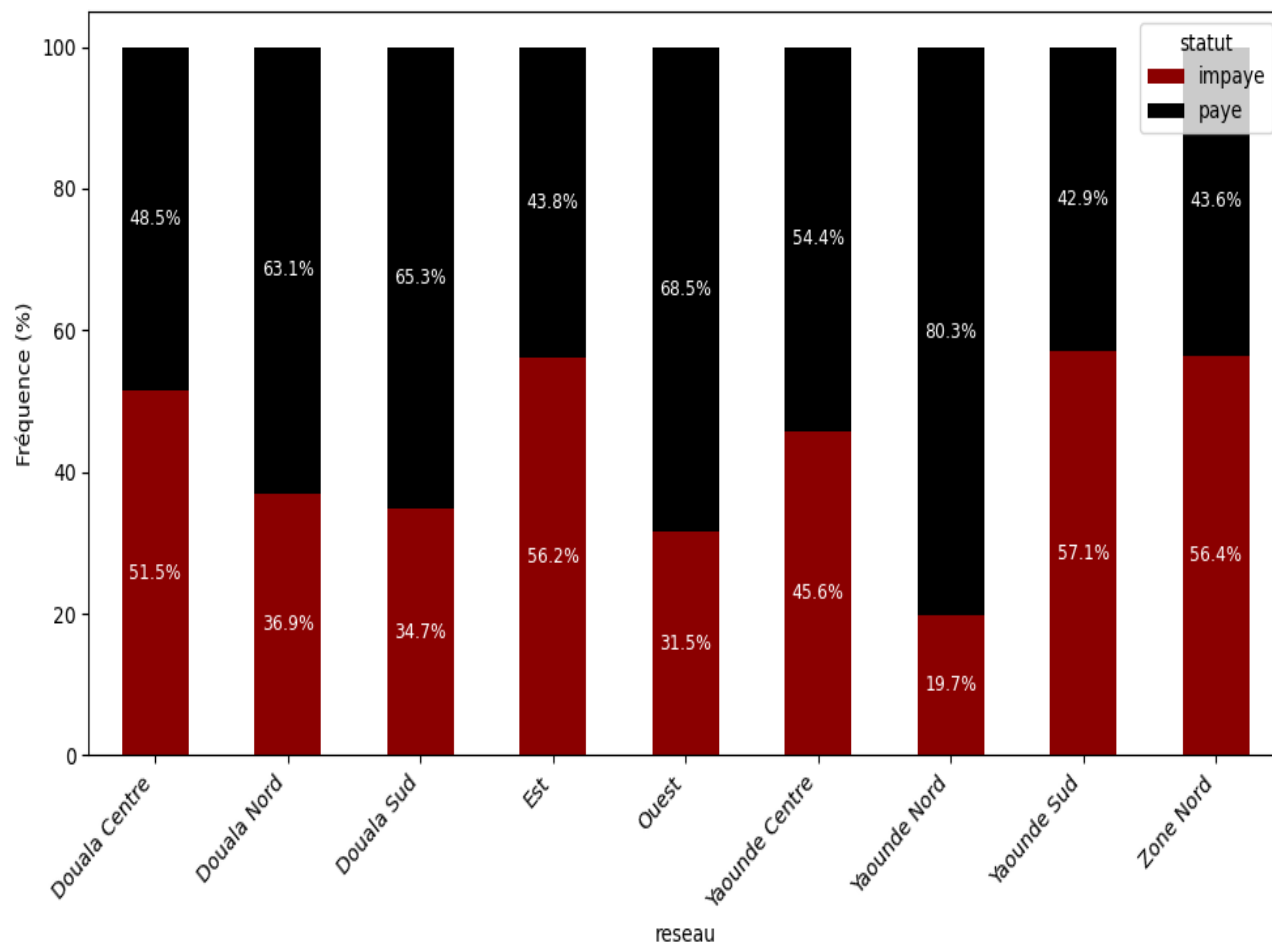
Par ailleurs, le profil des clients souscripteurs montre que la plupart sont des PME relativement jeunes, souvent âgées de moins de dix ans, ce qui traduit un tissu économique en développement. Ces clients ont en général un profil bancaire simple, avec un nombre limité de comptes, concentrant leurs opérations principalement autour du crédit-bail. Les biens financés concernent majoritairement le secteur du transport, illustrant l'importance des équipements mobiles. Juridiquement, les sociétés à responsabilité limitée dominent largement, offrant un cadre adapté aux exigences du leasing. Enfin, la forte concentration géographique des clients dans les principales métropoles, Douala et Yaoundé, reflète l'influence des centres urbains sur la demande de financement.

Influence des caractéristiques des échéances de leasing sur leurs statuts

Cette section a pour objectif d'examiner les variables explicatives susceptibles d'influencer le comportement de remboursement des échéances de crédit-bail par les clients d'Afriland First Bank. En croisant ces variables avec la mesure de l'intensité du défaut observé à chaque échéance, l'analyse vise à identifier les liaisons significatives permettant de mieux comprendre les facteurs associés aux échéances respectant ou non les engagements de paiement. Cette démarche permettra ainsi de dresser, de manière préventive, le profil type d'une échéance avec défaut.

Influence des caractéristiques du client sur le statut de l'échéance

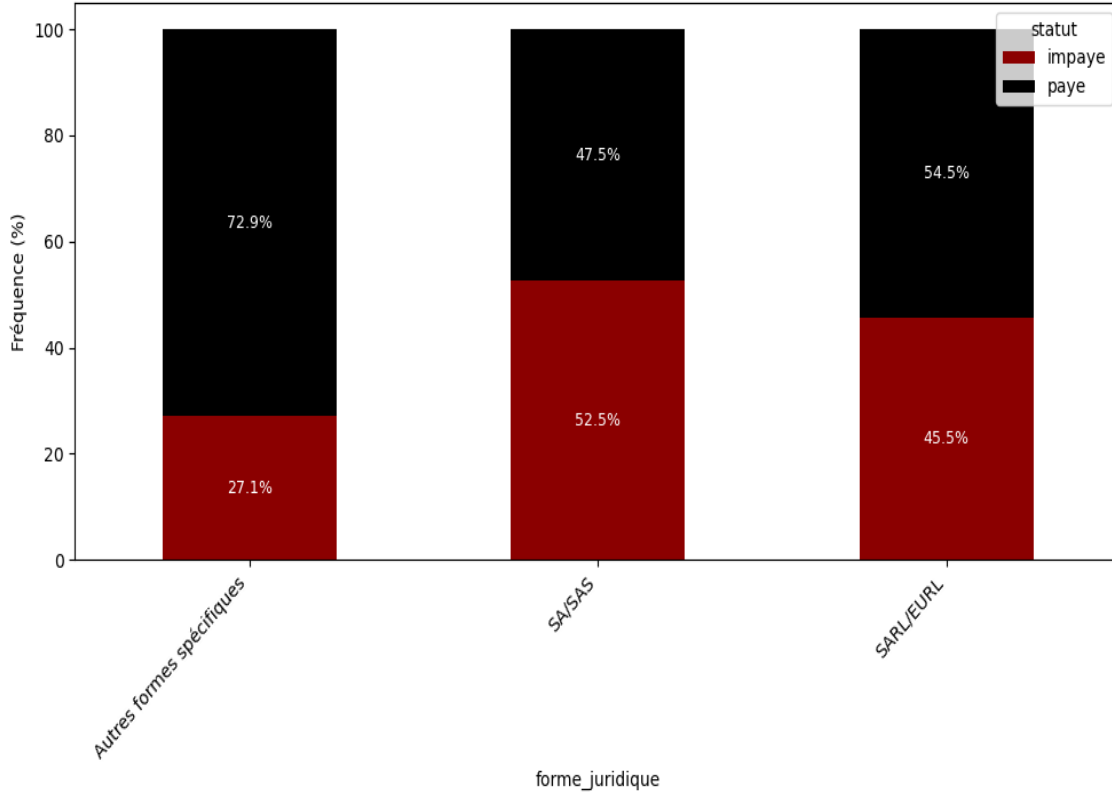
Figure 14 : Statut de paiement de l'échéance selon le réseau d'agence



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique montre que les comportements de paiement varient selon les réseaux. On observe une prédominance des impayés dans certains réseaux comme Yaoundé Sud, Zone Nord et Est, alors que dans d'autres comme Yaoundé Nord, Douala Sud et Douala Nord, la majorité des échéances sont réglées. Cela laisse penser que la localisation du client influence ses habitudes de remboursement. **Cette impression est confirmée par le test du khi-deux qui révèle une dépendance statistique significative entre le réseau et le statut des échéances ($p\text{-valeur} < 0,0001$). Cependant, l'intensité de cette liaison reste modérée avec un V de Cramér de 0,1943, indiquant un lien faible entre les deux variables. Autrement dit, le réseau joue un rôle, mais n'explique pas à lui seul les comportements de paiement.**

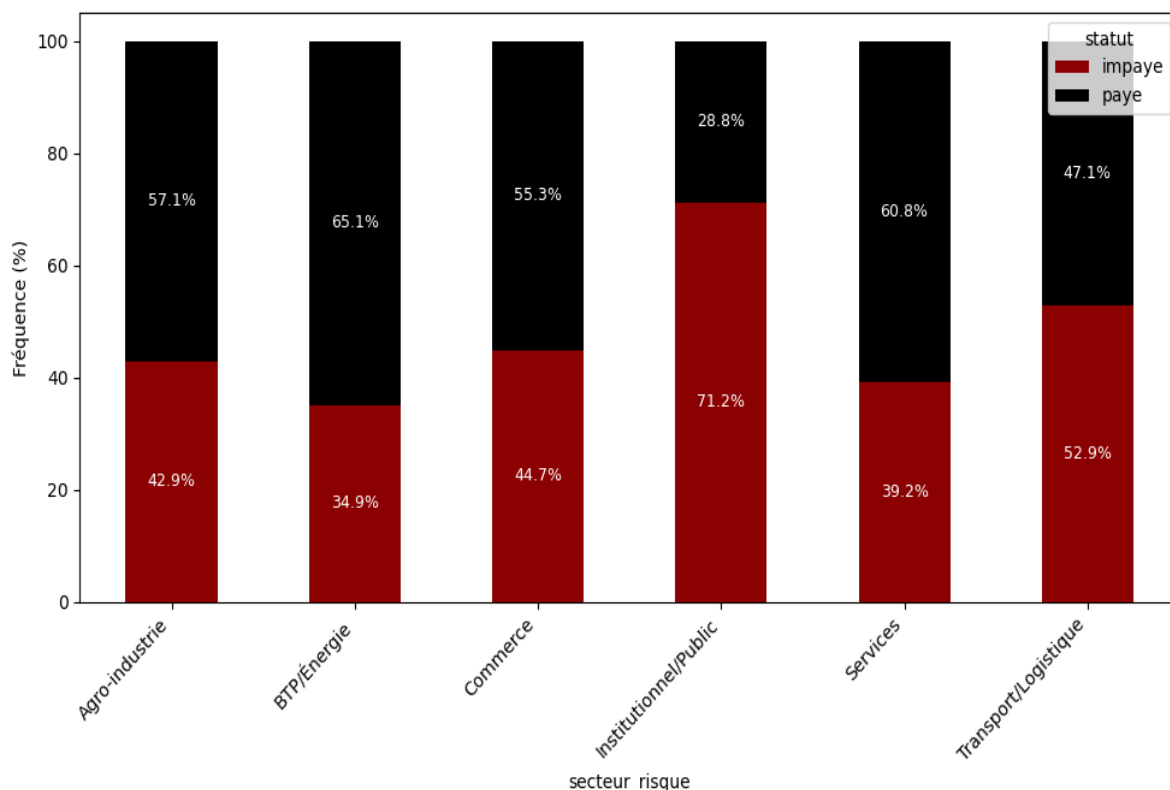
Figure 15 : Statut de paiement de l'échéance selon le statut juridique



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique ci-dessus suggère que les comportements de remboursement diffèrent selon la forme juridique des entreprises. Les structures classées comme « Autres formes spécifiques » présentent une majorité nette d'échéances payées, tandis que celles constituées en SA/SAS affichent une prédominance des impayés. Les SARL/EURL, quant à elles, se situent dans une position intermédiaire avec une légère majorité d'échéances honorées. **Cette tendance est statistiquement validée par le test du khi-deux, qui met en évidence une association significative entre la forme juridique et le statut des échéances (p-valeur < 5%).** Toutefois, l'intensité de cette liaison reste très faible comme le révèle le V de Cramér, évalué à seulement 0,05. Cela signifie que, bien que les formes juridiques puissent influencer les comportements de paiement, leur effet est limité par rapport à d'autres facteurs potentiellement plus déterminants.

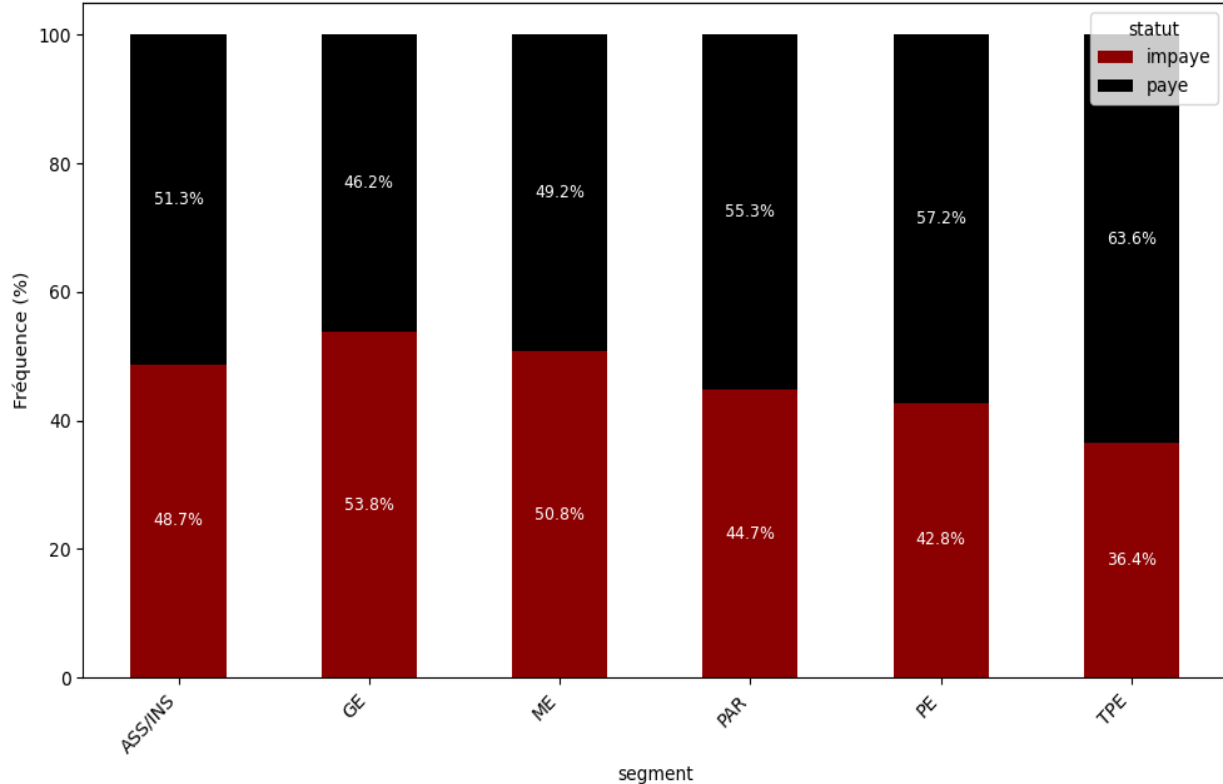
Figure 16 : Statut de paiement de l'échéance selon le secteur d'activité



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique montre que le comportement de paiement varie selon le secteur d'activité des clients. Une majorité d'échéances sont honorées dans des secteurs comme le BTP/Energie, les Services ou l'Agro-industrie, tandis que les clients du secteur Institutionnel/Public se distinguent par une part très importante d'impayés, bien supérieure à celle des autres secteurs. Les secteurs du Commerce et du Transport/Logistique présentent une situation plus équilibrée mais toujours marquée par une proportion notable d'échéances non réglées. **Le test du khi-deux confirme l'existence d'un lien statistiquement significatif entre le secteur d'activité et le statut des échéances (p-valeur < 5 %).** Toutefois, ce lien reste de faible intensité au regard du V de Cramér, qui s'élève à 0,14. Cela suggère que, bien que le secteur d'activité joue un rôle dans les différences de comportements de remboursement, son influence demeure modérée.

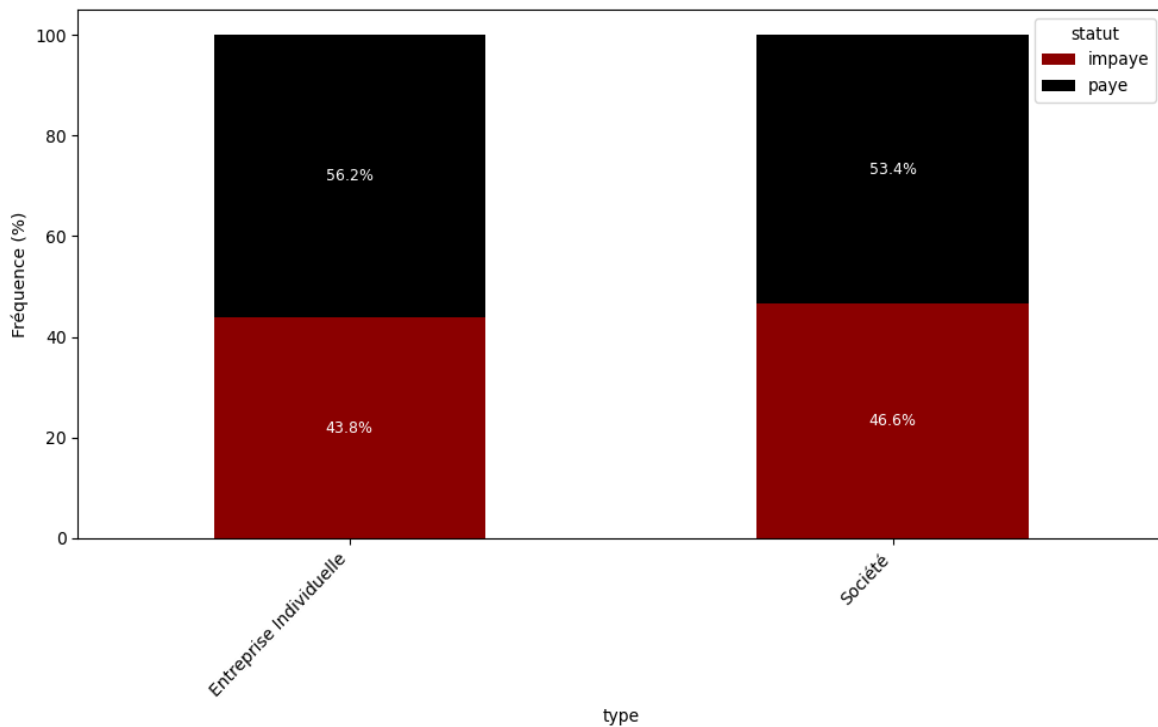
Figure 17: Statut de paiement de l'échéance selon le segment de l'entreprise



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique met en évidence des différences de comportement de paiement selon le segment de clientèle. Les très petites entreprises (TPE) et les petites entreprises (PE) présentent une proportion plus élevée d'échéances payées, tandis que les grandes entreprises (GE) et les moyennes entreprises (ME) concentrent davantage de cas d'impayés. Cette tendance suggère que les clients de plus petite taille respectent davantage leurs engagements, contrairement à ce que l'on pourrait intuitivement attendre. **Le test du khi-deux confirme l'existence d'un lien significatif entre le segment du client et le statut de ses échéances ($p\text{-valeur} < 5\%$).** Toutefois, le V de Cramér de 0,11 indique que ce lien est de faible intensité. Autrement dit, bien que le segment soit lié au comportement de paiement, son influence reste limitée et d'autres variables pourraient intervenir plus fortement.

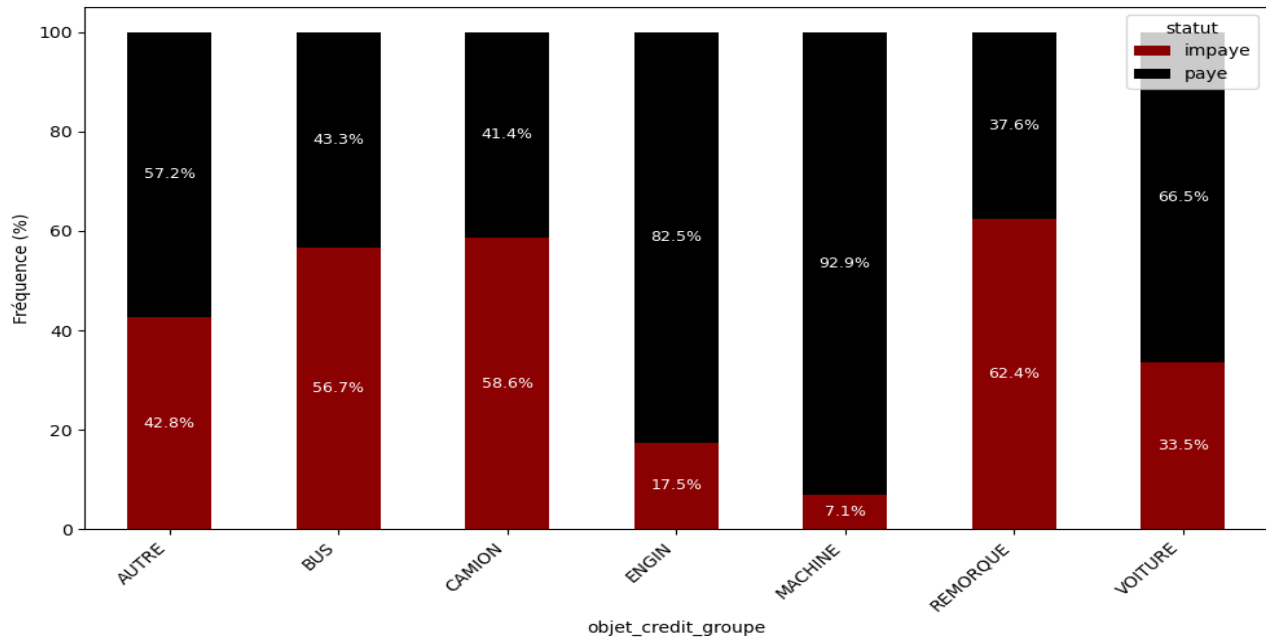
Figure 18: Statut de paiement de l'échéance selon le type de l'entreprise



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique indique que la répartition des échéances payées et impayées est relativement équilibrée entre les deux types de clients. Les entreprises individuelles affichent une part légèrement plus élevée d'échéances réglées comparativement aux sociétés, mais l'écart reste modeste. Cette observation suggère que le type juridique du client ne semble pas fortement influencer le comportement de remboursement. Cependant, le test du khi-deux détecte une liaison statistiquement significative entre le type d'entreprise et le statut des échéances ($p\text{-valeur} = 0,003 < 5\%$). Néanmoins, le V de Cramér évalué à 0,02 révèle une relation extrêmement faible. Autrement dit, même si la dépendance est statistiquement prouvée, son impact est négligeable dans l'explication des comportements de paiement.

Figure 19 : Statut de paiement de l'échéance selon l'objet du crédit



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

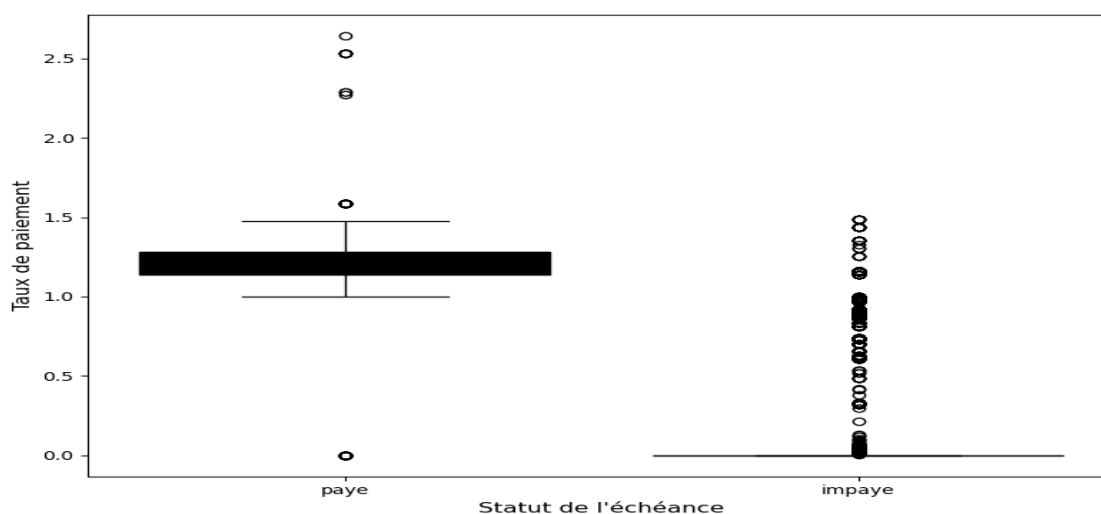
Le graphique laisse entrevoir des écarts notables dans les comportements de paiement selon le type de bien financé. Les clients ayant acquis des machines ou des engins présentent de très bonnes performances, avec plus de 80 % d'échéances payées. En revanche, les crédits liés à des remorques, bus ou camions montrent des proportions d'impayés nettement plus élevées, suggérant une exposition au risque plus marquée pour ces types d'actifs. **Cette impression est corroborée par le test du khi-deux, qui confirme l'existence d'une liaison statistiquement significative entre l'objet du crédit et le statut des échéances ($p\text{-valeur} = 2,74e-190 < 5 \%$). Le V de Cramér, d'une valeur de 0,24, indique que cette relation est d'intensité moyenne. Cela signifie que la nature du bien financé influence de manière notable la probabilité de paiement ou d'impayé.**

Ainsi, l'analyse de la relation entre les caractéristiques des clients et leurs statuts de paiement des

échéances montre que l'objet du crédit est la variable qui influence le plus le statut de paiement, indiquant que le type de bien financé joue un rôle central dans les comportements de remboursement. Le secteur d'activité, le segment du client et le réseau de souscription présentent également des liens significatifs, bien que plus modérés, suggérant qu'ils contribuent à expliquer les différences de situation de paiement, sans en être les facteurs principaux. En revanche, la forme juridique de l'entreprise et sa nature (individuelle ou société) apparaissent faiblement liées au statut de paiement, traduisant une influence limitée. Ainsi, les caractéristiques liées à l'usage économique du crédit et à son environnement semblent plus déterminantes que les attributs administratifs du client.

Influence des variables continues sur le statut de paiement d'une échéance

Figure 20: Statut de paiement en fonction du taux de paiement

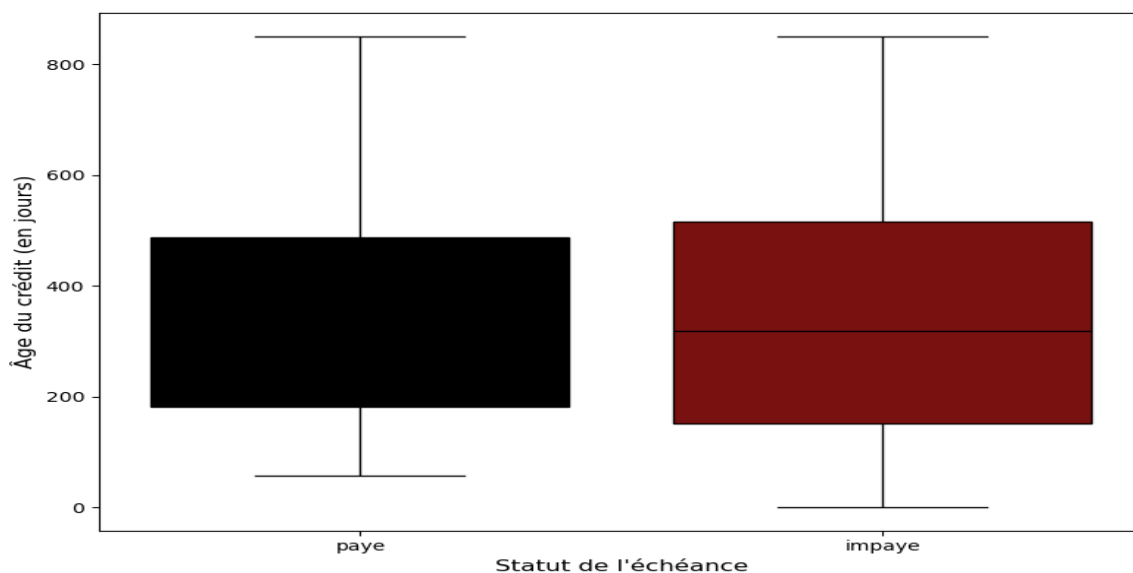


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

L'analyse des distributions du nombre d'échéances impayées antérieures selon le statut met en évidence que les échéances « payées » présentent, en général, très peu (voire aucun) antécédent d'impayés, tandis que les échéances « impayées » sont associées à un historique bien plus élevé d'incidents de paiement passés. Le boxplot montre clairement que la médiane du groupe « payé » est très proche de zéro, alors que celle du groupe « impayé » se situe à un niveau sensiblement plus élevé, traduisant un cumul d'antécédents chez ces clients.

Le test de Shapiro–Wilk indique que, pour chacun des deux groupes (impayé et payé), la normalité de la distribution n'est pas vérifiée (p-valeurs très inférieures à 0,05). Par conséquent, nous utilisons le test non paramétrique de Kruskal–Wallis, qui confirme au seuil de 5 % qu'il existe une différence significative entre les médianes des deux groupes (p-valeur < 0,001). Autrement dit, le nombre d'échéances impayées antérieures diffère véritablement selon que l'échéance courante est payée ou non : ceux qui sont en défaut aujourd'hui ont significativement plus d'historique d'impayés que ceux qui honorent leurs échéances.

Figure 21: Statut de paiement en fonction de l'âge du crédit

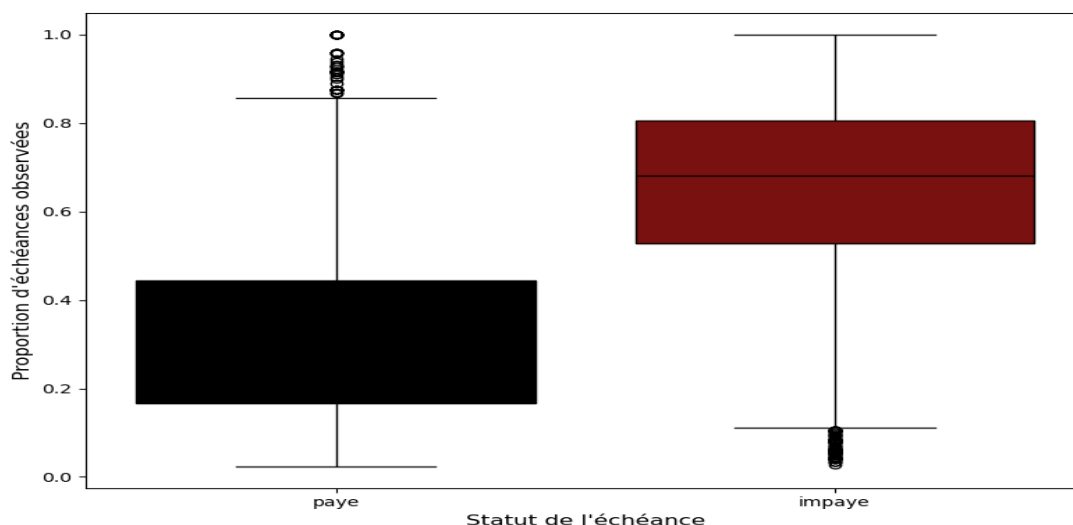


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

L'examen des boxplots montre que la distribution de l'âge du crédit est globalement similaire entre les échéances « payées » et « impayées » : la médiane, l'étendue interquartile et les étendues générales ne diffèrent pas de façon marquée, indiquant qu'il n'existe pas d'écart visuel important dans la maturité du crédit selon le statut de paiement.

Le test de Shapiro–Wilk révèle que ni le groupe « impayé » ni le groupe « payé » ne suit une distribution normale (p-valeurs très inférieures à 0,05). Par conséquent, le test de Kruskal–Wallis a été appliqué et ne met pas en évidence de différence significative entre les médianes des deux groupes (p-valeur = 0,75 > 0,05). Autrement dit, l'ancienneté du crédit, en jours, n'apparaît pas liée au fait qu'une échéance soit honorée ou non : l'âge moyen des crédits au moment de l'échéance est statistiquement équivalent pour les échéances payées et pour celles impayées.

Figure 22: Statut de paiement en fonction de la proportion d'échéance



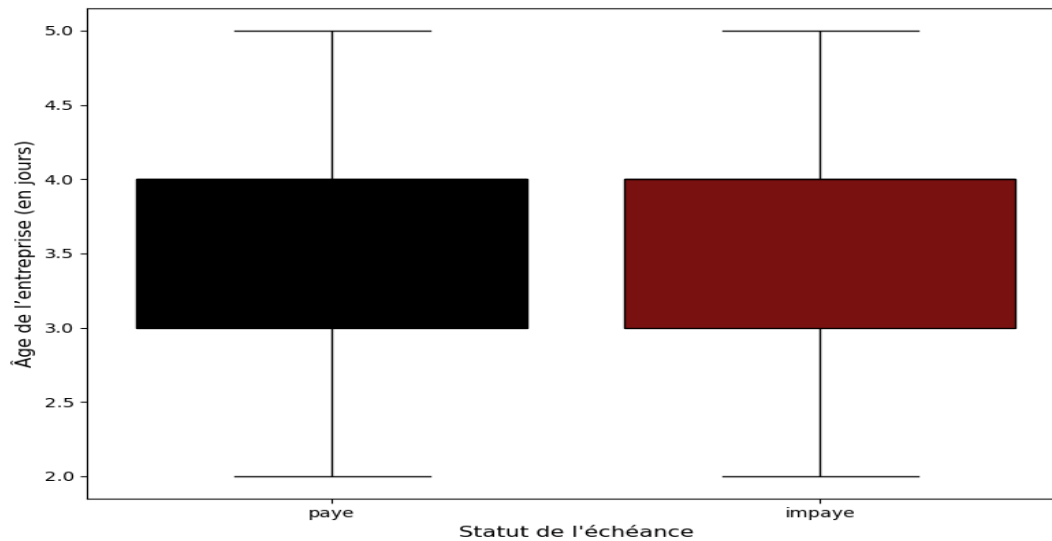
Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Lorsque l'on étudie la proportion d'échéances déjà observées au moment de chaque échéance (prop_ech), on constate un écart sensible entre les deux groupes : les échéances impayées se positionnent majoritairement à un stade plus avancé dans le cycle de crédit (proportion plus élevée), tandis que les échéances payées sont davantage concentrées sur les premiers tiers du calendrier de remboursement. Là encore, les tests de Shapiro–Wilk révèlent que la normalité n'est pas vérifiée ($p\text{-valeurs} < 0,05$), d'où l'usage de Kruskal–Wallis. Son résultat ($p\text{-valeur} \ll 0,05$) confirme qu'il existe une différence significative entre les médianes de prop_ech pour les échéances payées et impayées : plus une échéance survient tard dans la vie du crédit, plus le risque d'impayé semble accru.

[illegible]

L'examen du boxplot met en évidence que les échéances payées sont presque toujours précédées d'un très faible nombre d'impayés antérieurs, souvent zéro, tandis que les échéances impayées présentent un historique d'incidents nettement plus élevé. Autrement dit, les clients dont une échéance est réglée ont généralement un passé sans défauts, alors que ceux en défaut cumulent plusieurs impayés avant de nouvelles échéances non honorées. Le test de Shapiro–Wilk indique que les distributions du nombre d'impayés antérieurs ne sont pas normales dans aucun des deux groupes (p -valeurs $< 0,05$). Par conséquent, l'ANOVA n'est pas appropriée et l'on a recours au test non paramétrique de Kruskal–Wallis, qui révèle au seuil de 5 % une différence significative entre les médianes du nombre d'impayés antérieurs pour les échéances payées et celles impayées (p -valeur $< 0,0001$). Cela confirme que le profil d'historique d'impayés est clairement distinct selon que l'échéance est honorée ou non, soulignant l'importance de cet indicateur pour anticiper le risque de non-paiement.

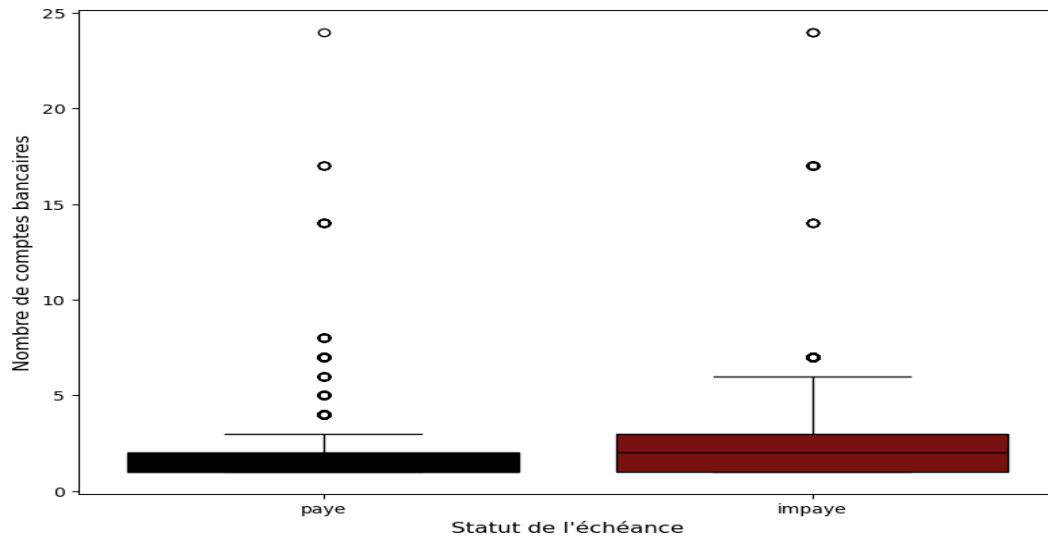
Figure 24: Statut de paiement en fonction de l'âge de l'entreprise



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le boxplot met en évidence que les entreprises dont l'échéance est payée tendent à présenter un âge légèrement supérieur à celles dont l'échéance est impayée. Autrement dit, les clients plus anciens ont une proportion plus élevée d'échéances honorées, tandis que les entreprises plus récentes (âge plus faible) se retrouvent plus souvent en situation de défaut. Le test de Shapiro–Wilk montre que, dans aucun des deux groupes (payé ou impayé), la distribution de l'ancienneté n'est normale (p -valeurs $< 0,05$). En conséquence, on a recours au test non paramétrique de Kruskal–Wallis, qui révèle au seuil de 5 % une différence significative entre les médianes d'ancienneté des entreprises selon le statut de l'échéance (p -valeur $< 0,0001$). Ceci confirme donc que l'ancienneté de l'entreprise joue un rôle dans le comportement de remboursement : les structures plus établies sont plus à même de régler leurs échéances, tandis que les jeunes sociétés présentent un risque de non-paiement plus élevé.

Figure 25: Statut de paiement en fonction du nombre de compte bancaire



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

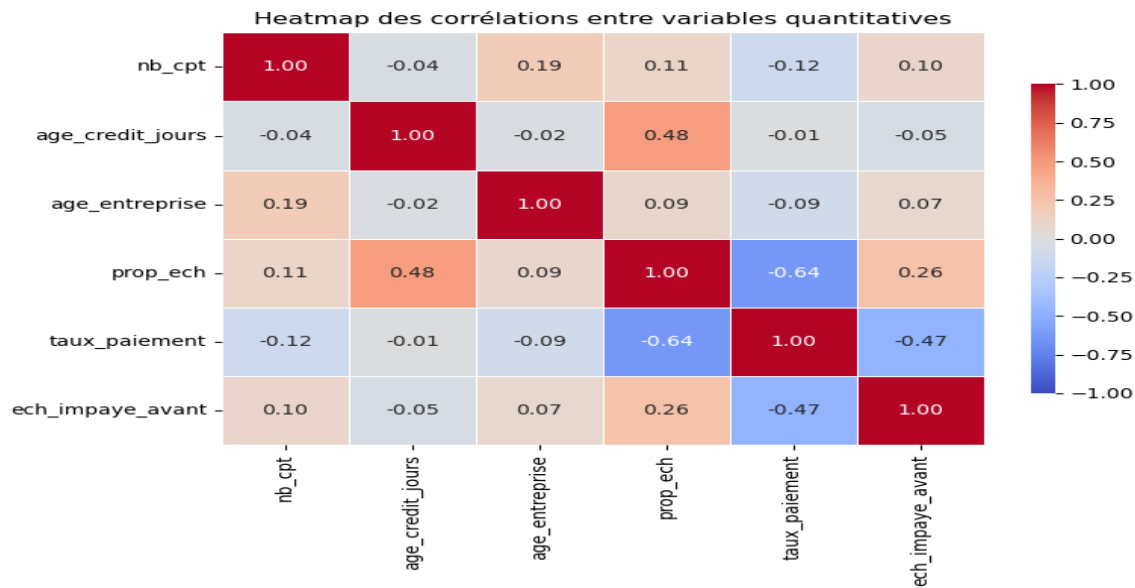
L'examen du boxplot révèle que les échéances impayées sont généralement associées à un historique plus élevé d'impayés antérieurs : alors que la majorité des échéances « payées » présentent un nombre d'impayés passés proche de zéro voire très faible, on observe que pour les échéances « impayées », la médiane de cette distribution est nettement plus élevée, avec plusieurs clients affichant plusieurs incidents de paiement avant l'échéance étudiée. Le test de Shapiro–Wilk montre que ni le groupe « payé » ni le groupe « impayé » ne suit une loi normale (p -valeurs $< 0,05$). On applique donc le test de Kruskal–Wallis, qui confirme au seuil de 5 % une différence significative entre les médianes (p -valeur $< 0,0001$). En d'autres termes, les clients ayant un historique d'impayés-antérieurs plus important sont beaucoup plus susceptibles d'être en défaut sur l'échéance courante, ce qui souligne le rôle prédictif de cette variable pour détecter les profils à risque.

Dans l'ensemble, toutes les variables quantitatives étudiées (âge du crédit, taux de paiement, proportion d'échéances observées, nombre d'impayés antérieurs, ancienneté de l'entreprise et nombre de comptes bancaires) présentent des distributions significativement différentes entre les échéances payées et celles non payées : les clients qui n'honorent pas leurs échéances tendent à avoir un crédit plus ancien, un historique d'impayés antérieurs plus élevé, une plus grande proportion d'échéances déjà échues et souvent un taux de paiement plus faible. Ces constats, confirmés par des tests non paramétriques de Kruskal–Wallis, montrent que, malgré l'absence de normalité dans les sous-groupes, il existe des écarts marqués

dans les comportements selon le statut de paiement, ce qui souligne l’importance de ces indicateurs pour anticiper et gérer le risque de défaut.

Interrelations entre variables explicatives du statut de paiement

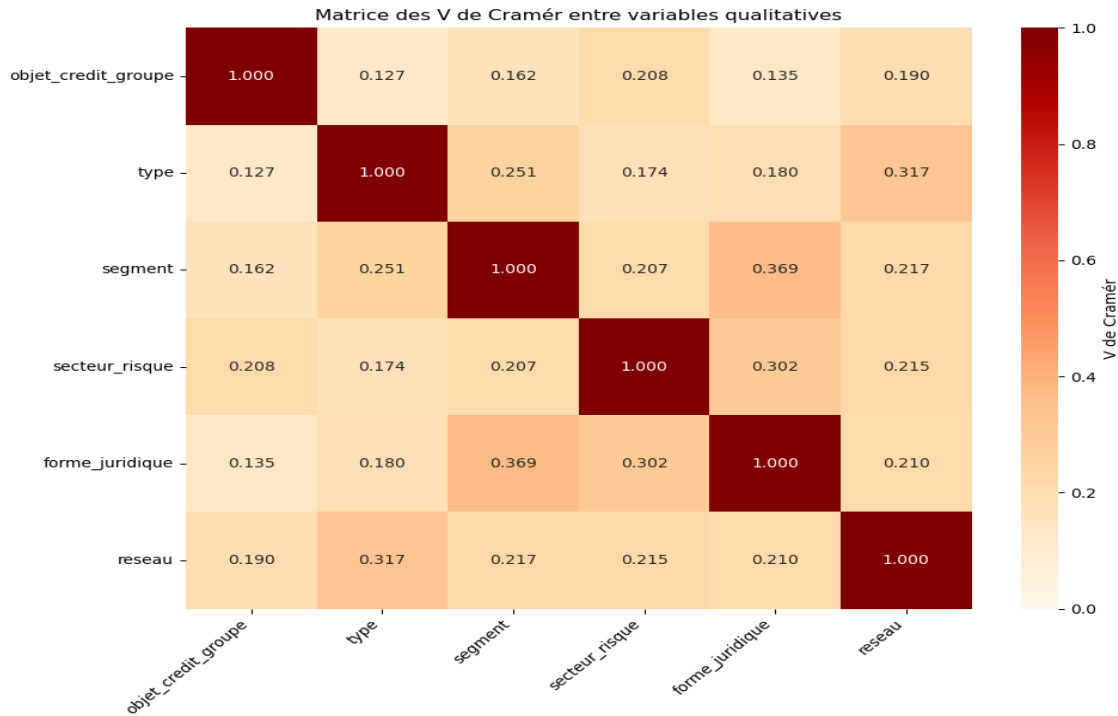
Tableau 4 : Corrélation entre les variables quantitatives explicative



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Les coefficients de corrélation de Pearson reportés dans la matrice montrent que, si certains liens sont modérés, aucun n’atteint un niveau suffisamment élevé pour générer des problèmes de multicolinéarité dans le modèle. On note par exemple une corrélation modérée positive entre « âge du crédit » et « proportion d’échéances observées » ($\approx 0,48$), ainsi qu’une corrélation modérée négative entre « taux de paiement » et « proportion d’échéances observées » ($\approx -0,64$), tandis que les autres relations (entre nombre de comptes, âge de l’entreprise et nombre d’impayés antérieurs) restent faibles (typiquement $|\rho| < 0,30$). In fine, ces liaisons modérées n’entravent pas la stabilité du modèle, et chaque variable apporte un signal distinct pour expliquer le statut de paiement.

Tableau 5: Valeurs du V de cramer entre les variables explicatives qualitatives



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Les coefficients du V de Cramér présentés dans la matrice montrent que les relations entre les variables qualitatives sont globalement faibles à modérées, sans atteindre un niveau susceptible de poser problème de multicolinéarité dans le modèle. Par exemple, on observe une relation modérée entre « segment » et « forme juridique », ainsi qu'entre « secteur risque » et « forme juridique », tandis que les autres associations, telles que celles impliquant « objet crédit groupe », « type » et « réseau », restent faibles. Ces relations, bien que présentes, n'affectent pas la stabilité du modèle et indiquent que chaque variable qualitative apporte une information distincte utile pour expliquer la variabilité du statut de paiement.

Chapitre 5 : Modélisation de la probabilité d'impayé d'un échéance du leasing a Afriland First Bank

Dans ce présent chapitre, nous avons développé un modèle de prédiction basé sur l'apprentissage automatique afin d'évaluer la tombée en impayée d'une prochaine échéance d'un contrat leasing. Ce modèle, conçu pour répondre à un besoin concret d'automatisation et de précision, vise à faciliter les procédures de relances des clients pouvant tombée en impayé. Ainsi ce chapitre présente les étapes clés de la conception du modèle, les choix techniques effectués, ainsi que ses performances

Résumé de l'approche adoptée pour la prédiction

Pour prédire la tombée en impayée d'une prochaine échéance, un modèle a été développé en Python à partir des données d'Afriland First Bank. Les variables explicatives introduites dans le modèle ont été subdivisé en trois catégorie notamment les caractéristiques du client (segment de l'entreprise, type d'entreprise, forme juridique, profil d'activité, etc.), du contrat (Montant du crédit, montant d'échéance, capital remboursé, etc.) et du mode de paiement (cumul du taux de paiement, nombre d'échéances impayées précédentes, la position de l'échéance, etc.-). On a un total de 20 variables explicatives introduites dans le modèle.

Notre base de données comprend **15309 échéances** après un prétraitement qui a été appliqué. En supprimant de notre base de données les incohérences, notamment les échéances qui avaient une date d'échéance inférieure à la date de mise ne place du crédit. Les valeurs manquantes des variables ont été supprimé de notre base, une normalisation des données a été effectué avec le module StandardScaler. Pour l'entraînement et la validation de notre modèle, la base de données a été subdivisé en deux ensembles à partir du `train_test_split`, 80% de données d'entraînement et 20% des données test.

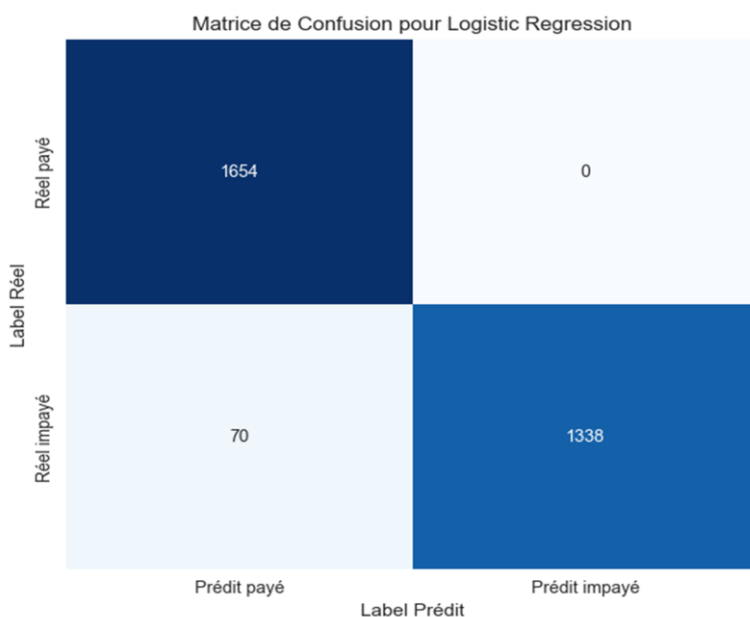
Plusieurs modèles candidats ont été entraîné notamment : la Regression Logistique, Random Forest, XGBoost puis évaluer à partir d'un `accuracy_score` (taux de bon classement), et un rapport détaillé des performances avec `classification_report` puis une cross validation pour vérifier le surapprentissage de chacun des modèles.

Performance des modèles

Matrice de confusion, matrix de report et cross validation de la régression logistique

La matrice de confusion de la Régression Logistique montre les performances du modèle de prédiction d'une échéance, pour les deux classes : 0 (payé) et 1 (impayé). Sur 15309 échéances, le modèle a correctement prédit 1657 échéances payés(vrai-négatif) et 1338 cas échéances impayés (vrai positif), ce qui nous donne un **accuracy ou taux de bon classement de 98%**. Cependant, il a incorrectement prédit 70 échéances comme payés alors qu'ils ne le sont pas (faux positif) et 0 échéance qu'il prédit impayé et qui sont payés (faux négatif), suggérant une légère tendance à prédire les échéances impayées comme payés. Nous avons donc une précision de 100% sur les prédictions des impayés et un recall de 95%.

Tableau 6 Matrice de confusion et classification de la Régression Logistiaue



Rapport de Classification pour Logistic Regression:

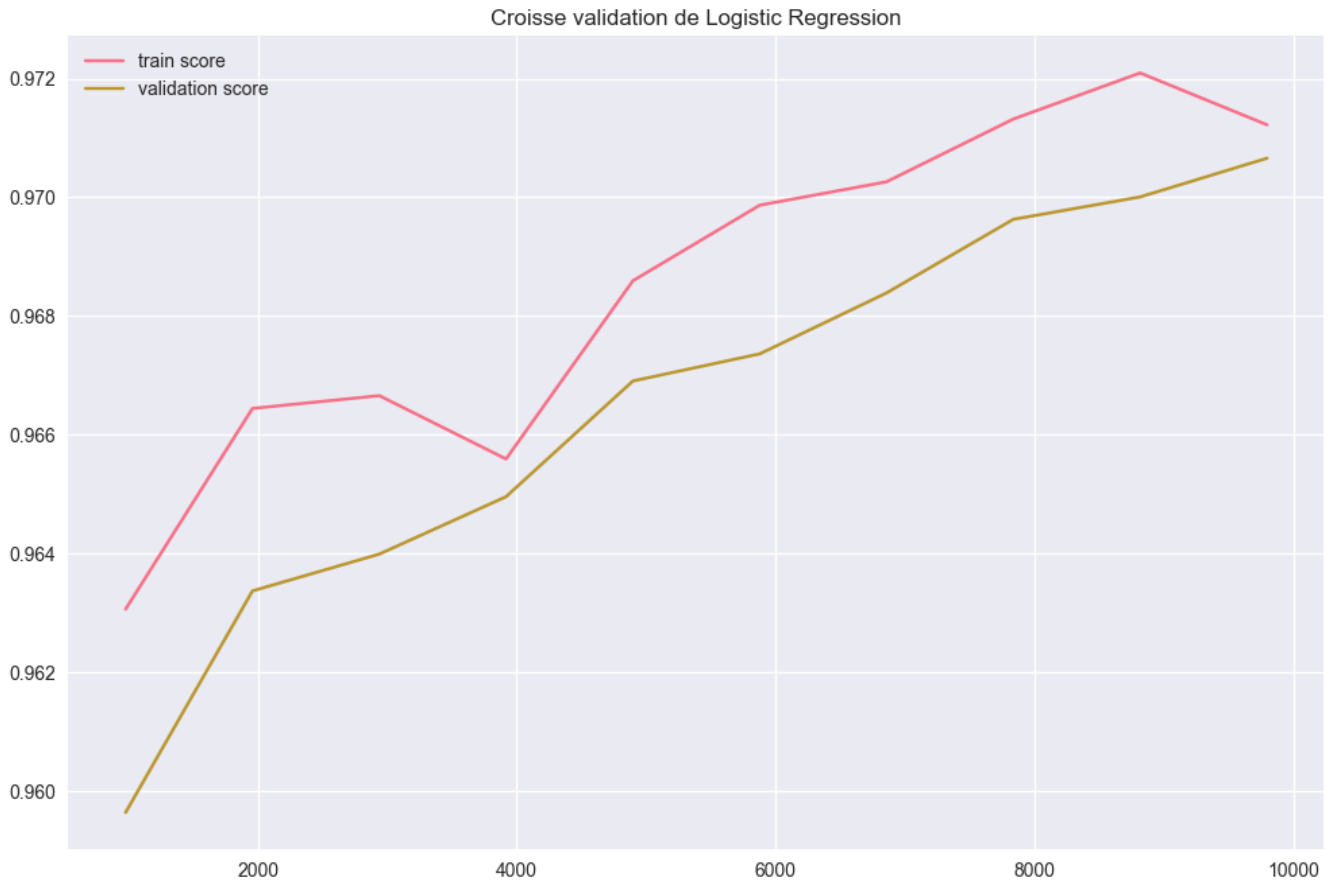
	precision	recall	f1-score	support
0	0.96	1.00	0.98	1654
1	1.00	0.95	0.97	1408
accuracy			0.98	3062
macro avg	0.98	0.98	0.98	3062
weighted avg	0.98	0.98	0.98	3062

Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique de la cross validation ci-dessous nous permet d'évaluer notre modèle s'il surapprend ou pas en d'autres termes, il permet d'évaluer si notre modèle à un bon pouvoir de généralisation. Il ressort du graphique ci-dessous que notre modèle ne surapprend pas car plus les performances sur les données

d'entraînement s'accroissent plus les performances sur les données tests s'accroissent aussi. Ainsi donc notre modèle a un bon pouvoir de généralisation de prédiction pour des nouvelles échéances.

Figure 26 *Evolution du score sur les données d'entraînement et sur les données tests de la Régression logistique*

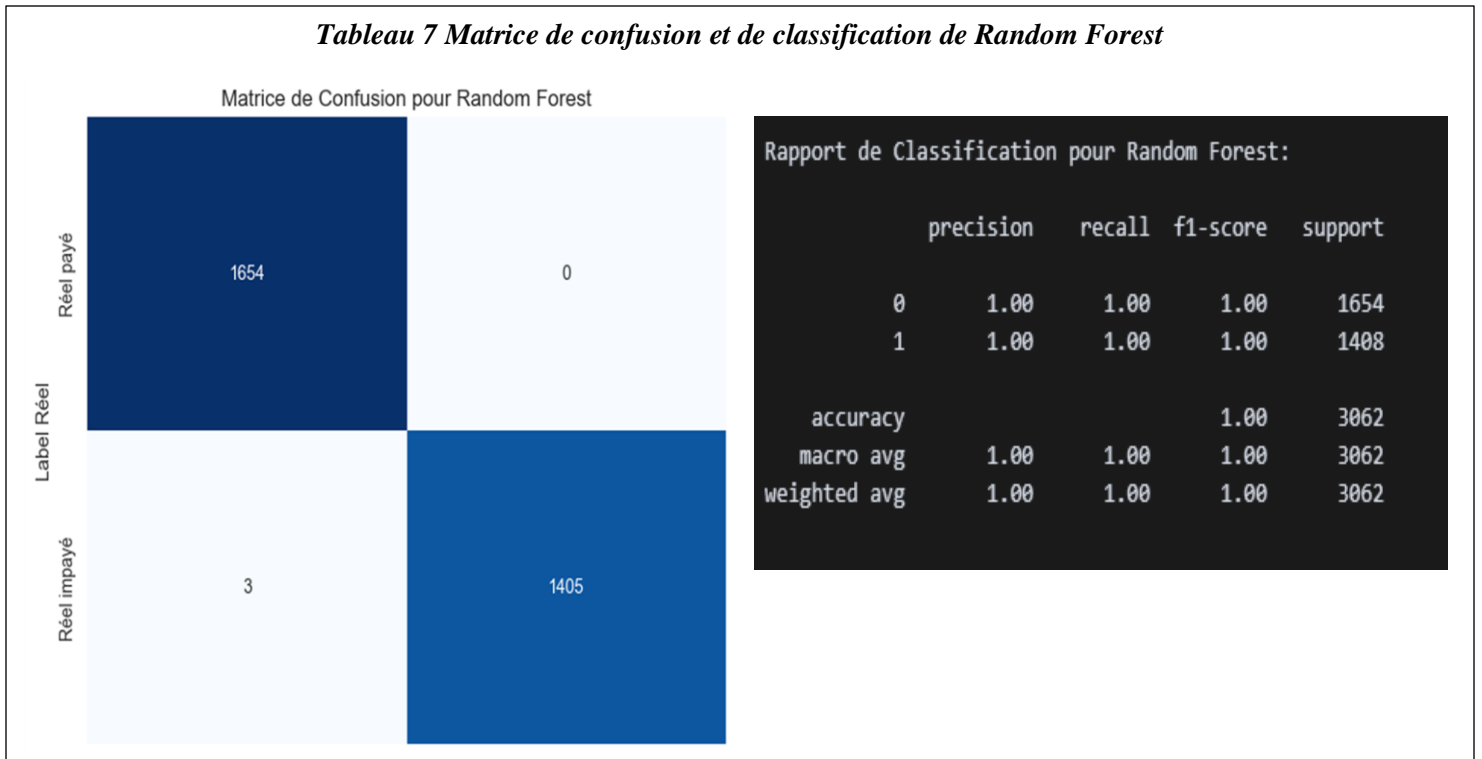


Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Matrice de confusion et cross validation de Random Forest

La matrice de confusion du modèle Random Forest présente des performances exceptionnelles sur les prédictions. On note une performance de 100% sur l'ensemble.

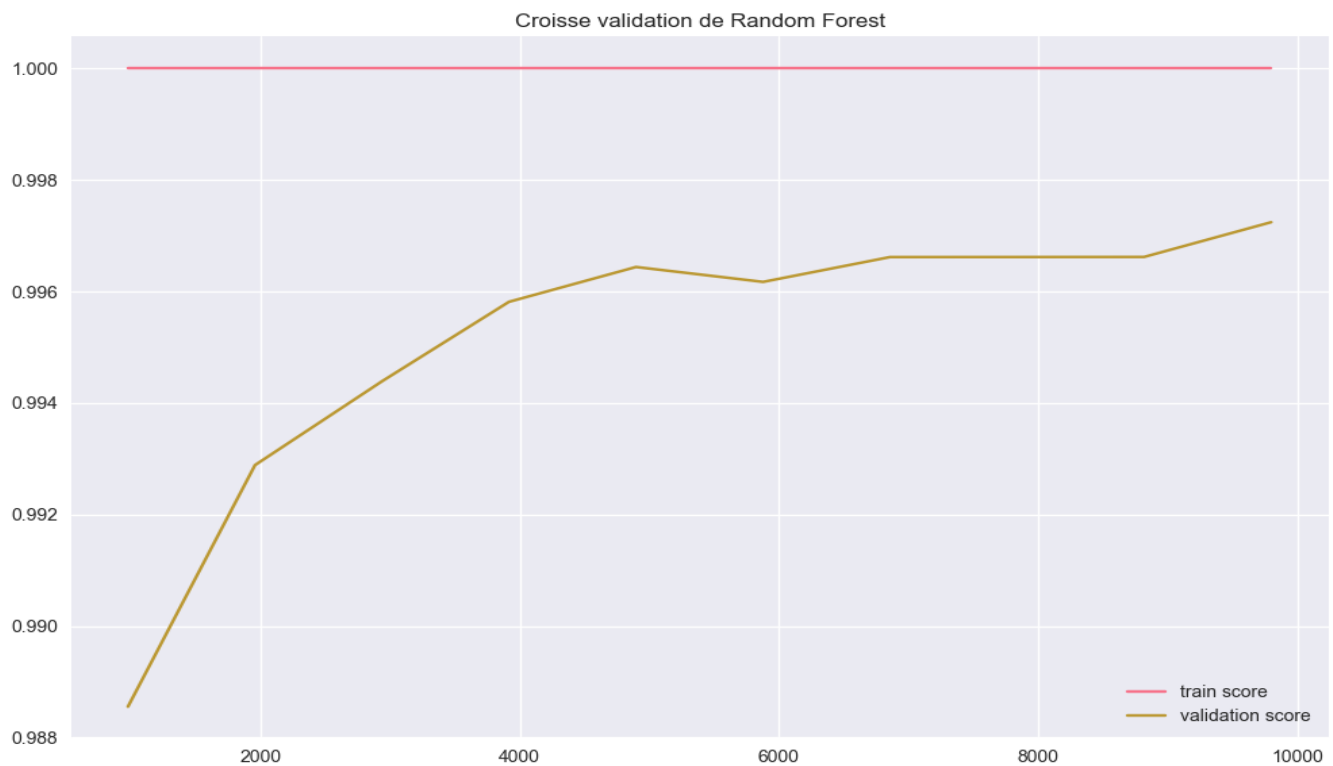
Tableau 7 Matrice de confusion et de classification de Random Forest



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique de la cross validation du modèle Random Forest laisse à penser que le modèle sur apprend et donc n'a pas un bon pouvoir de généralisation de prédiction sur les nouvelles échéances pour les futures échéances.

Figure 27 Evolution du score sur les données d'entrainement et sur les données tests de Random Forest



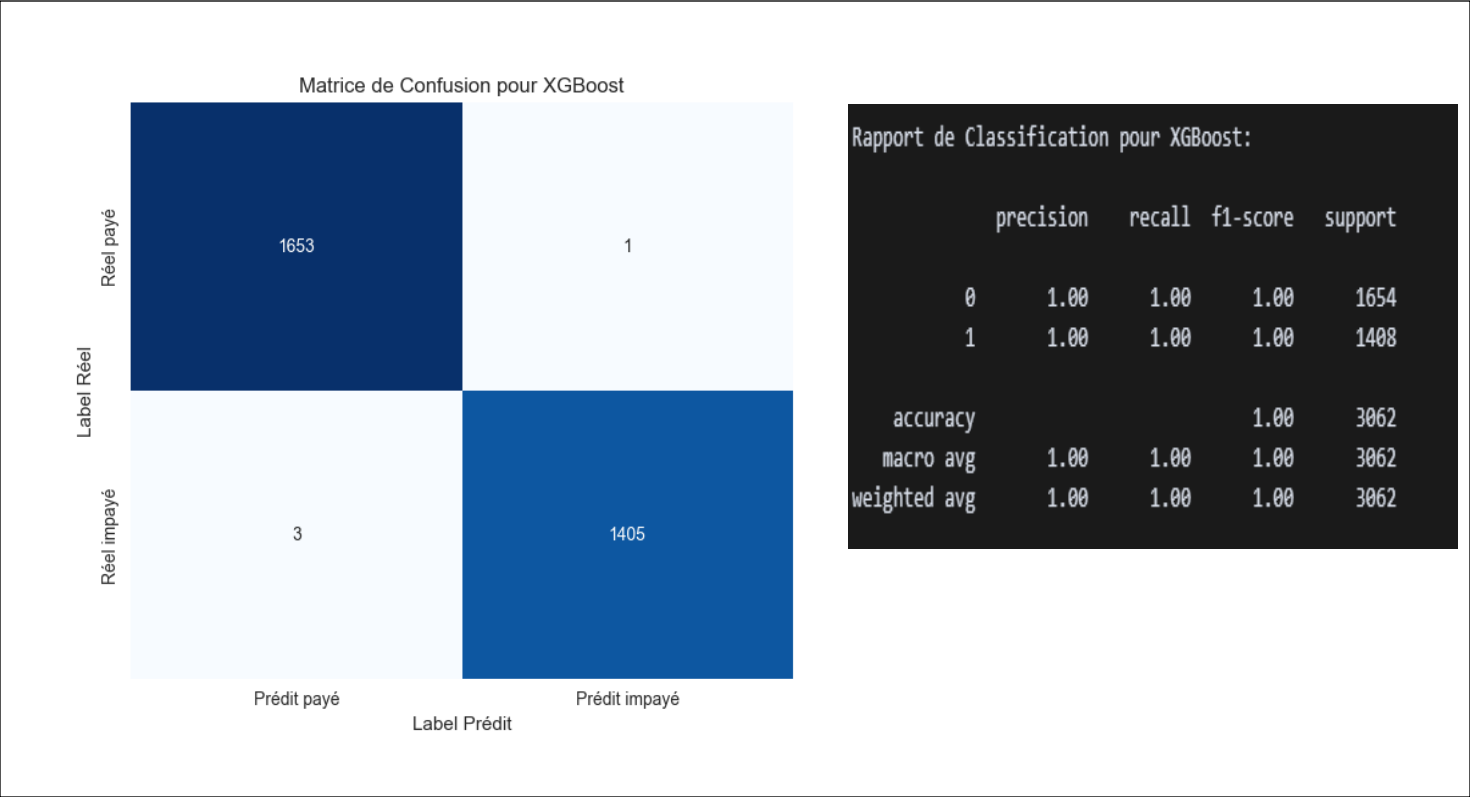
Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

La figure ci-dessus montre bien le surapprentissage du modèle de Random Forest et donc n'a pas un bon pouvoir de généralisation.

Matrice de confusion et cross validation de XGBoost

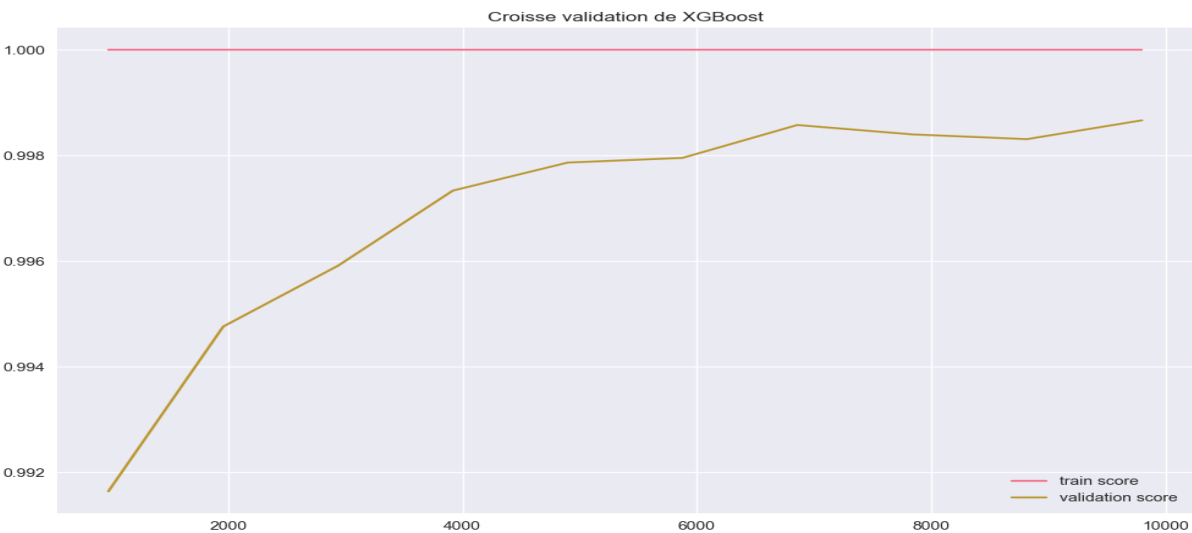
Le meme constat est faite sur le modèle XGBoost où on note les performances de 100% sur toutes les métriques alors que le modèle overfit. Voir graphique ci-dessous

Tableau 8 Matrice de confusion et de classification de XGBoost



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Figure 27 Evolution du score sur les données d'entrainement et sur les données tests du XGBoost

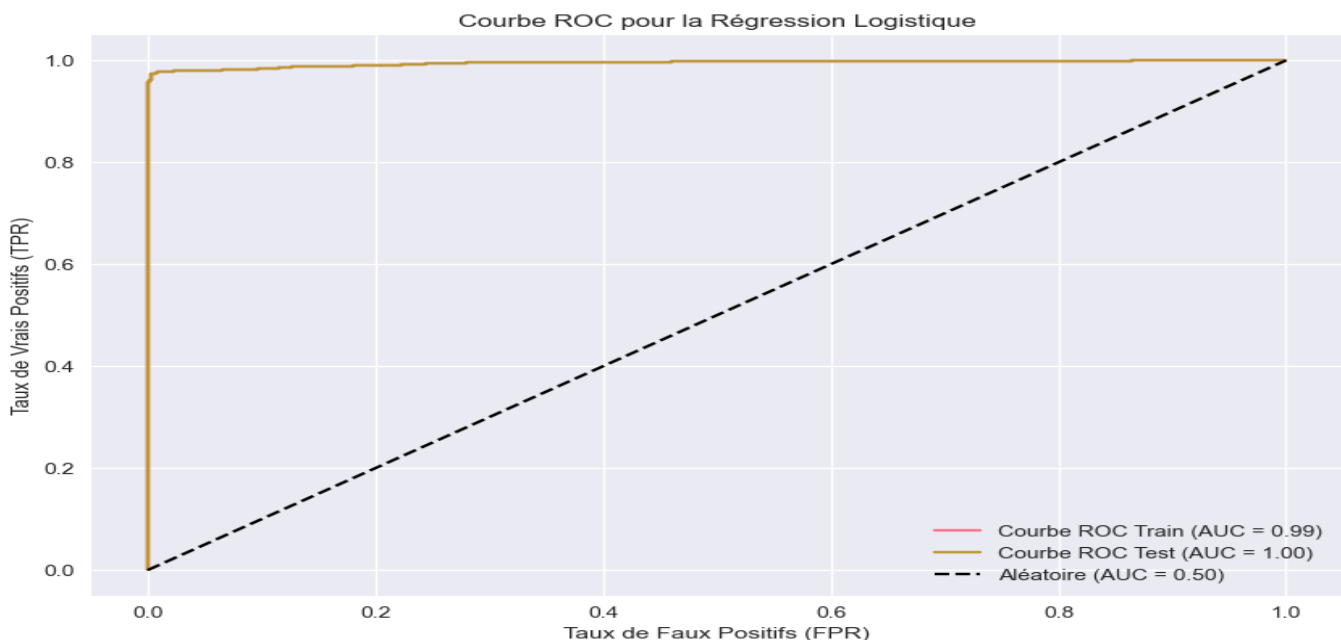


Choix du modèle le plus performant

Au vu des différents modèles estimés, celui qui s'ajuste le mieux à nos données est **la régression logistique** qui présente un bon taux de classement 98% et de très bonnes métriques telle que la précision de 100%, le recall de 95% suivit du f1-score de 97%. De plus le modèle n'overfit pas, donc on a un bon pouvoir de généralisation de prédiction.

La courbe ROC du modèle de régression logistique de prédiction de l'impayé d'une échéance montre une excellente performance, avec une AUC de 1.0 sur les données d'entraînement (indiquant une classification parfaite) et une AUC de 0.99 sur les données de test, ce qui reste très bon et reflète une forte capacité à discriminer les échéances impayées et payés.

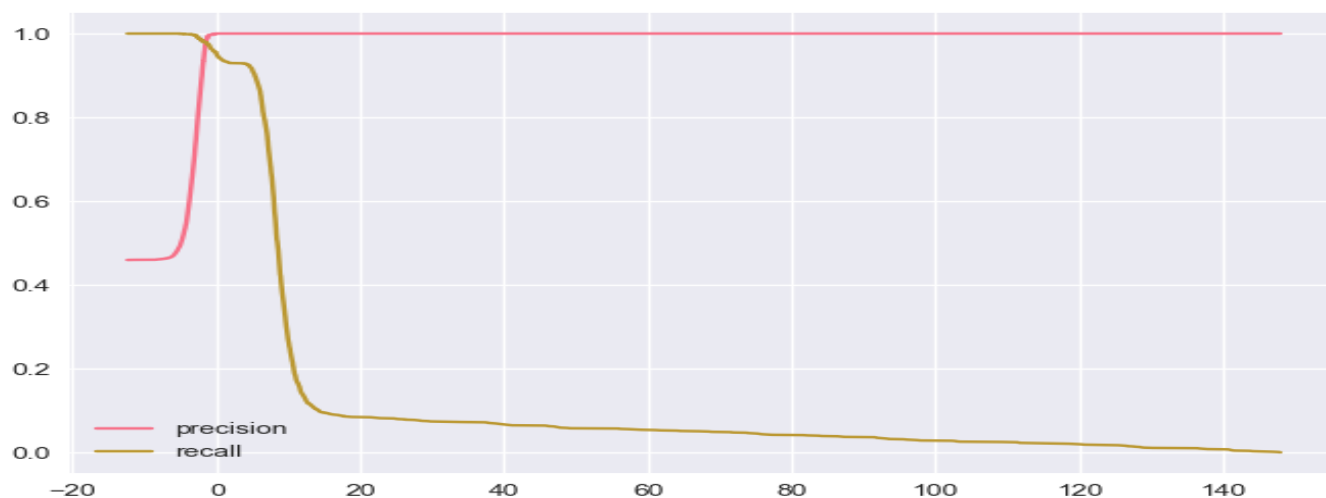
Figure 28 Courbe de ROC de la Régression Logistique



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Le graphique croisé entre la précision et le récall nous a permis de définir le seuil à partir duquel nous allons déclarer une échéance est impayé. Donc notre cas ici elle est définie à parti de 0, rencontre entre la précision et le recall

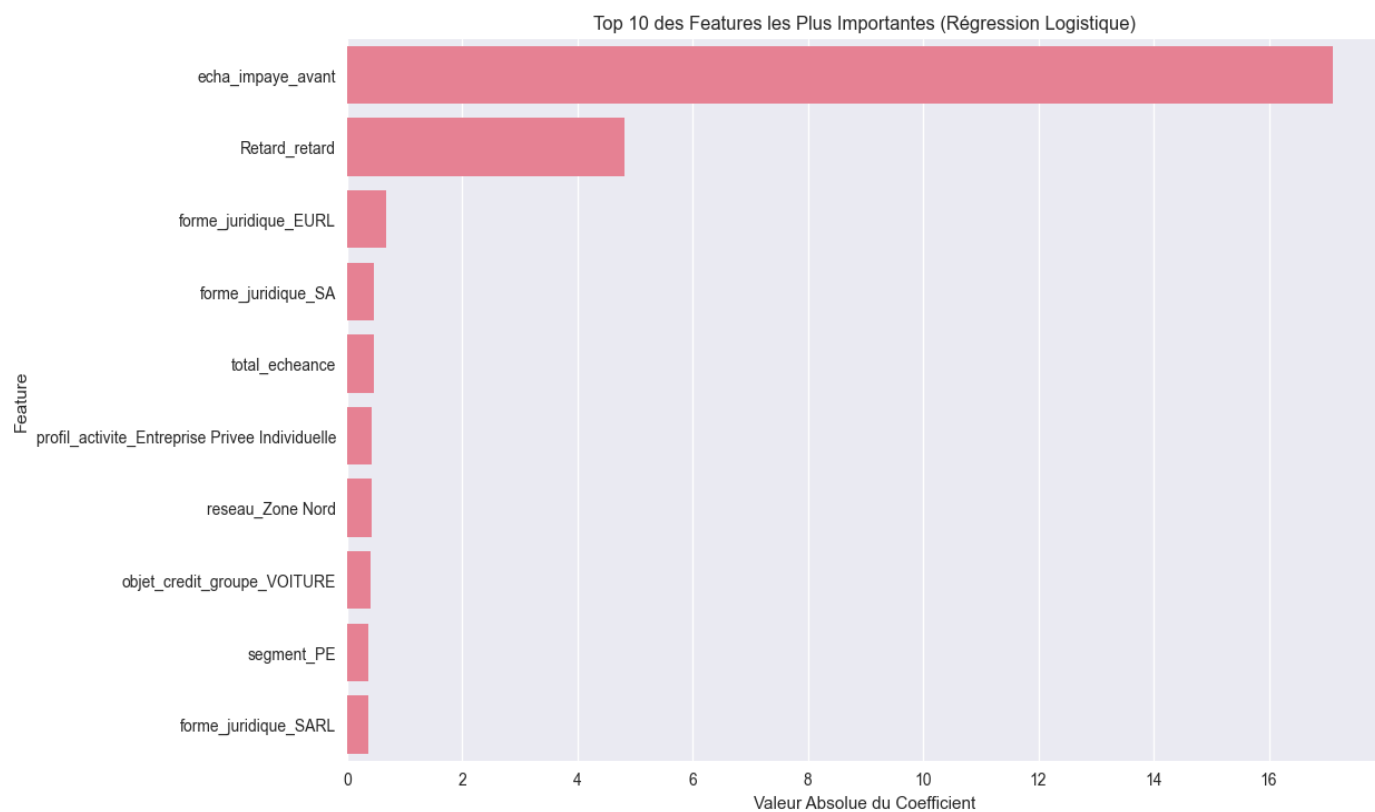
Figure 29 Détermination du seuil de prédiction



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

L'analyse de l'importance des variables dans notre modèle de prédiction de l'impayé d'une échéance révèle que les variables, nombre d'échéance impayé avant, suivi de la variable retard sur le paiement, et la forme juridique sur de l'entreprise ayant contracter le crédit leasing ont une forte influence dans la prédiction de l'impayé d'une échéance, montrons que ce sont des variables sur le comportement de paiement qui détermine le plus tombé en impayé d'une échéance.


Figure 30 Les top 10 variables contribuant le plus à la prédiction du phénomène (Régression Logistique)



Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Simulation de prédiction


Tableau 9 Simulation des prédictions des défauts de paiement.





Prédiction des Défauts de Paiement

Formulaire de Prédiction


Caractéristiques du Client




Segment de l'entreprise 

GE 

Type d'entreprise


Société 

Forme juridique



SA 

Profil d'activité



Caractéristiques du Contrat





Montant du crédit

10000  

Montant de l'échéance

1000  

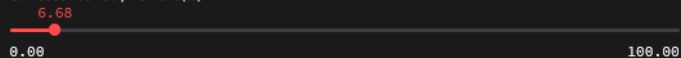
Capital remboursé

0  

Comportement de Paiement



Cumul du Taux de paiement (%)



Statut de retard

retard

Nombre d'échéances Impayées précédentes

14

Nombre de comptes

1

Position de l'échéance

7

Prédire le risque de défaut

Résultat de la Prédiction

⚠ Risque élevé de défaut

Probabilité de défaut

68.13%




Source : Auteurs à partir des données d'Afriland First Bank.

Dans notre modèle de simulation prédiction, en ayant pris quelques caractéristiques du client, du contrat et de paiement montre qu'un contrat qui a 14 échéances impayés, un taux de cumul de paiement de 6,68% et qui est retard de paiement à **68,18% de risque** de tombée en impayé à la 7^{ème} échéance.



Lien de l'application : <https://appmonappgt-3zmszc8kzk3aepi8kbdtnq.streamlit.app/>

Limites et recommandations de l'étude

En dépit de la rigueur apportée dans la construction de la base de données et l'analyse des déterminants des impayés, cette étude présente plusieurs limites qu'il est important de souligner :

-  Absence de données sur les mouvements confiés sur les comptes bancaires des clients (flux de trésorerie entrants), éléments pourtant essentiels pour évaluer la relation financière et la solvabilité réelle des emprunteurs ;
-  Manque d'informations sur le chiffre d'affaires des entreprises, indicateur clé pour apprécier leur santé financière globale et leur capacité à honorer les échéances ;
-  Inexistence de la date d'ouverture du compte client, qui aurait permis d'évaluer la durée et la qualité de la relation avec la banque, ainsi que son impact sur le comportement de paiement.

Malgré ces insuffisances, nous formulons ces recommandations concrètes à destination d'Afriland First Bank :

-  **Renforcer les critères d'octroi grâce à des indicateurs comportementaux** : sur la base des analyses prédictives réalisées (nombre d'impayés antérieurs, taux de paiements partiels, avancement du crédit, etc.), identifier en amont les clients à haut risque. Concrètement, tout dossier d'un emprunteur présentant un historique d'impayés ou un taux de paiement inférieur à 100 % serait classé « dossier rouge » et soumis à des exigences accrues (garanties complémentaires, délai d'instruction allongé, provisionnement plus élevé) ;
-  **Adapter les offres de leasing selon le profil sectoriel et l'ancienneté de l'entreprise** :
 - Pour les PME jeunes (moins de 5 ans d'existence) et pour les secteurs les plus exposés (transport, commerce), proposer des durées de crédit plus courtes et/ou un suivi rapproché (report de clause de défaillance au-delà d'un seuil fixé, échanges réguliers sur la trésorerie).

- Pour les entités affichant plusieurs incidents de paiement (remorques, bus, camions), mettre en place un plan de financement plus strict (taux d'intérêt rehaussé, apport initial majoré, garanties réelles plus solides).
- Inversement, pour les entreprises plus anciennes ou évoluant dans des secteurs réputés moins risqués (BTP/Énergie, Agro-industrie), envisager des conditions plus flexibles (taux préférentiels, délais de grâce) afin de favoriser la croissance de ces filières.

Conclusion générale

Dans le cadre de ses missions de pilotage du risque crédit et de soutien à la croissance économique par le leasing, Afriland First Bank s'attache à conduire des études permettant d'élaborer des stratégies appropriées destinées à maîtriser la progression du taux d'impayés dans son portefeuille de crédit-bail. C'est dans cette optique que s'inscrit la présente étude, dont l'objectif principal était d'identifier les déterminants des impayés dans les financements leasing et de développer un outil prédictif du risque de défaut au niveau de chaque échéance. Pour ce faire, nous avons exploité la base de données consolidée des échéances de crédit-bail, résultant de l'agrégation des informations clients, contrat et transactionnelles entre octobre 2022 et mars 2025. À cette base, nous avons appliqué des méthodes statistiques descriptives univariées et bivariées, des tests non paramétriques (Kruskal–Wallis) pour caractériser les liens entre variables explicatives et statut de paiement, ainsi qu'une modélisation prédictive à l'aide de techniques d'apprentissage automatique (régression logistique, Random Forest, XGBoost).

Les analyses descriptives ont révélé que près de la moitié des échéances étaient impayées, en particulier dans les segments et secteurs d'activité spécifiques (transport, commerce) et chez les entreprises les plus jeunes ou ayant déjà accumulé plusieurs incidents de paiement. Les tests de Kruskal–Wallis ont montré que des variables telles que le nombre d'impayés antérieurs, la proportion d'échéances déjà échues, l'ancienneté de l'entreprise et l'avancement du crédit présentaient des différences statistiquement significatives entre échéances payées et impayées. En revanche, l'ancienneté du contrat en jours n'avait pas d'impact significatif sur le statut de l'échéance.

Sur le plan modélisation, la régression logistique s'est avérée la plus robuste, avec un taux de classification de 98 % et une capacité de généralisation confirmée par validation croisée ($AUC \approx 0,99$). Les variables

les plus influentes dans la prédiction de l'impayé étaient, par ordre d'importance, le nombre d'échéances impayées antérieures, le retard en jours et la forme juridique de l'entreprise. Ces résultats indiquent que le comportement de paiement passé et certains attributs institutionnels constituent des signaux forts pour anticiper la survenue d'un défaut.

Ces différents constats fournissent à Afriland First Bank des repères concrets pour affiner sa gestion du risque de crédit-bail. En s'appuyant sur le modèle prédictif et les indicateurs identifiés, la banque pourra mieux segmenter ses clients, ajuster les conditions d'octroi selon les profils à risque (par exemple en renforçant les garanties ou en proposant des échéanciers adaptés aux jeunes entreprises), et déployer un système d'alerte précoce pour prioriser les actions de relance avant qu'un défaut ne se matérialise. In fine, ces recommandations contribueront à réduire le taux de créances en souffrance, à améliorer la rentabilité du portefeuille leasing et à renforcer la confiance des entreprises camerounaises dans ce mode de financement.

Références biographiques

Akerlof, G. A. (1970). The Market for “Lemons”: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. The Quarterly Journal of Economics, 84(3), 488–500. <https://doi.org/10.2307/1879431>

COBAC (2018), règlement COBAC R-2010/01 relatif à la classification, à la comptabilisation et au provisionnement des créances des établissements de crédit

GANOU V.R.B (2023), *Surveillance des engagements: anticipation de la première tombée en impayé*, Mémoire: ISSEA Yaoundé

M.J. ERSHADI, D. OMIDZADEH, (2018), Customer Validation using Hybrid Logistic Regression and Credit Scoring Model: A Case Study

Prabath Perera. (2019), Decision Tree Approach for Predicting the Credit Risk of Leasing Customers in Sri Lanka

Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. The American Economic Review, 71(3), 393–410. <http://www.jstor.org/stable/1802787>

VOUKENG G.B (2016), *Analyse des causes des impayés dans le processus d’octroi de crédit dans les institutions de microfinance au Cameroun : cas de la Bourse d’Epargne et de Crédit (BEC)*, Mémoire : HEC – Ecole de gestion de l’ULg

Akerlof, G.A. (1970), The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market

COBAC (2018), règlement COBAC R-2010/01 relatif à la classification, à la comptabilisation et au provisionnement des créances des établissements de crédit

Fatima Z. (2018), Le risque de crédit et l’asymétrie de l’information : le cas des banques publiques algériennes, *Revue d’Économie et de Gestion* Vol 2, N 2 (2018), pp.69-91

Stiglitz.E, Weiss A. (1981), Credit Rationing in Markets with Imperfect Information, *The American Economic Review*, Volume 71, Issue 3, (Jun 1981), P.393-410

Prabath Perera. (2019), Decision Tree Approach for Predicting the Credit Risk of Leasing Customers in Sri Lanka

Table de matière

SOMMAIRE.....	2
RESUME	5
ABSTRACT.....	6
INTRODUCTION.....	8
CONTEXTE ET JUSTIFICATION DE L’ETUDE.....	8
PROBLEMATIQUE.....	10
OBJECTIFS.....	10
INTERETS DE L’ETUDE.....	11
HYPOTHESES.....	11
METHODOLOGIE	12
ORGANISATION DU TRAVAIL	12
CADRE CONCEPTUELS ET THEORIQUES EN MATIERE D’IMPAYES ET DU LEASING..	13

CHAPITRE 1 : GENARALITES SUR LE LEASING..... 14

PRESENTATION DU LEASING 14

Historique et évolution du leasing au niveau mondial 14

Origines et premiers développements 14

Le leasing au 20ème siècle 15

Le leasing mondial à la fin du 20ème et au début du 21ème siècle..... 15

Le leasing aujourd'hui : un modèle financier moderne 16

Le leasing en Afrique 16

Définition des concepts 17

Les intervenants 18

Les types de leasing 19

Catégories de crédit-bail 20

LE CADRE LEGAL ET REGLEMENTAIRE DU LEASING 22

Les réglementations locales encadrant le leasing..... 22

Les obligations légales des parties prenantes..... 22

Le traitement comptable et fiscal du leasing 23

DEFINITION D'AUTRES CONCEPTS 23

☐ Créances 24

☐ Créances en souffrance 24

☐ Engagements par signature douteux 25

COMPARAISON DU LEASING ET DE L'EMPRUNT CLASSIQUE 25

PROCEDURE D'OCTROI DE CREDIT LEASING A AFRILAND 26

RISQUE DE CREDIT DANS LES FINANCEMENTS LEASING 27

Impact des impayés du leasing 28

Gestion du Risque de Crédit et Mesures Préventives 28

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTERATURE EN RAPPORT AVEC LES IMPAYES DE LEASING

..... 29

REVUE THEORIQUE..... 29

Asymétrie de l'information 29

a. La sélection adverse..... 30

L'aléa moral	31
<i>La signalisation</i>	31
REVUE EMPIRIQUE	32
<i>Approche fréquentiste</i>	32
<i>Approche Bayésienne</i>	35
CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES APPROCHE METHODOLOGIE	39
DONNEES	39
<i>Présentation de la base des données</i>	39
<i>Population cible et unité statistique</i>	39
<i>Période d'étude</i>	40
<i>Présentation des variables</i>	40
<i>Construction de la base de données opérationnelle</i>	42
a. Création de nouvelles variables	42
DEMARCHE METHODOLOGIE	44
<i>Modélisation du Risque d'Impayé et Prédiction de la Probabilité de Défaut</i>	44
SECONDE PARTIE : RESULTATS EMPIRIQUES	46
CHAPITRE 4 : DESCRIPTION DES ECHEANCES DE CREDIT BAIL A AFRILAND FIRST BANK	47
ANALYSE DES ECHEANCES DE CREDIT-BAIL	47
<i>Caractéristiques des échéances du leasing à Afriland First Bank</i>	47
a. Statut des échéances.....	47
b. Caractéristiques de l'échéance	48
c. Distribution des caractéristiques des échéances	49
<i>Profil des clients souscripteurs</i>	54
INFLUENCE DES CARACTERISTIQUES DES ECHEANCES DE LEASING SUR LEURS STATUTS	62
<i>Influence des caractéristiques du client sur le statut de l'échéance</i>	63
<i>Influence des variables continues sur le statut de paiement d'une échéance</i>	69
<i>Interrelations entre variables explicatives du statut de paiement</i>	75

CHAPITRE 5 : MODELISATION DE LA PROBABILITE D'IMPAYE D'UN ECHEANCE DU LEASING A AFRILAND FIRST BANK.....	77
RESUME DE L'APPROCHE ADOPTEE POUR LA PREDICTION	77
PERFORMANCE DES MODELES	78
<i>Matrice de confusion, matrix de report et cross validation de la régression logistique.....</i>	<i>78</i>
<i>Matrice de confusion et cross validation de Random Forest.....</i>	<i>79</i>
<i>Matrice de confusion et cross validation de XGBoost.....</i>	<i>81</i>
<i>Choix du modèle le plus performant.....</i>	<i>83</i>
<i>Simulation de prédiction</i>	<i>85</i>
LIMITES ET RECOMMANDATIONS DE L'ETUDE.....	88
CONCLUSION GENERALE	89
REFERENCES BIOGRAPHIQUES	90
TABLE DE MATIERE.....	91