



LES DETERMINANTS DU RISQUE DE CREDIT BANCAIRE AU GABON

ANGO NGUEMA Pierre Gaëtant¹

Université des Sciences et Techniques de Masuku (USTM), Gabon. angocarter@gmail.com

MINTSA ONDO Path-Patrice²

Institut des Sciences Technologiques (IST), Gabon. pathmintsa@gmail.com

OYAYA Lydie éps MADOUNGOU³

Institut National des Sciences et de Gestion (INSG), Gabon. madly_7218@yahoo.com

Received: May 08, 2025; **Accepted:** June 10, 2025; **Published:** June 15, 2025

Cite this Article: ANGO NGUEMA Pierre Gaëtant, MINTSA ONDO Path-Patrice & OYAYA Lydie éps MADOUNGOU (2025).

Les Déterminants du Risque de Crédit Bancaire au Gabon (Vol. 9, Issue 06, pp. 13-24).

Copyright: BPG, 2025 (All rights reserved). This article is open access, distributed under the Creative Commons Attribution license, which permits unlimited use, distribution, and reproduction on any medium, provided the original work is properly cited.

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15668071>

Résumé

Cet article a pour objectif d'analyser les facteurs internes et macroéconomiques aux banques commerciales qui influencent le risque de crédit bancaire au Gabon de 2010 à 2024. Les modèles Scorings et l'approche ARDL ont été utilisés. Les résultats des scores précisent que les banques commerciales du Gabon sont en perpétuelle « zone à risque ». Les résultats empiriques montrent qu'à long terme, la solvabilité et la taille de la banque influencent négativement le risque de crédit, cependant, la qualité du portefeuille et la FinTech l'influencent positivement. Seul l'inflation influence le taux de défaut de crédit des banques commerciales à court terme. L'analyse de la robustesse par les IRF, aux moyens d'un modèle VEC, révèle que le risque de crédit bancaire serait interactif avec les chocs survenus dans les facteurs explicatifs du modèle, avec la présence d'un caractère tendancielle, suscitant l'intérêt régulier d'une gestion optimale des risques de crédit et l'importance des réformes structurelles pour réduire la vulnérabilité des banques aux risques inhérents.

Mots Clés: Risque de crédit, Modèles Scorings, ARDL, IRF.

Abstract

The aim of this article is to analyze the internal and macroeconomic factors influencing bank credit risk in Gabon between 2010 and 2024. Scoring models and the ARDL approach were used. The scoring results show that Gabon's commercial banks are in a perpetual "risk zone". Empirical results show that, in the long term, bank solvency and size influence credit risk negatively, while portfolio quality and FinTech influence it positively. Only inflation influences the credit default rate of commercial banks in the short term. Robustness analysis by IRF, using a VEC model, reveals that bank credit risk would be interactive with the shock occurring in the model's explanatory factors, with the presence of a trend character, raising regular interest in optimal credit risk management and the importance of structural reforms to reduce banks' vulnerability to inherent risks.

Key words: Credit risk, Scoring models, ARDL, IRF.

¹ Enseignant-Chercheur à l'USTM, Maître-Assistant en Sciences Économiques et Gestion, membre du laboratoire : CERDIMO rattaché à l'Université Omar Bongo (UOB) – Franceville/Gabon.

² Enseignant-Chercheur à l'IST, Maître-Assistant en Sciences de Gestion, membre du laboratoire : LIAGE rattaché à l'Institut National des Sciences et de Gestion (INSG) – Libreville/Gabon.

³ Enseignant-Chercheur à l'INSG, Docteur N.R en Sciences de Gestion, membre du laboratoire : LIAGE rattaché à l'Institut National des Sciences et de Gestion (INSG) – Libreville/Gabon.

1. Introduction

Entre la crise Covid, les taux d'intérêt très bas et l'octroi massif de prêts garantis par l'État dans le cadre du plan de soutien à l'économie, la dette privée du Gabon a littéralement explosé en passant de 56.3 % en 2021 à 63.7 % fin 2024 selon le dernier rapport de la Banque Africaine de Développement (BAD, 2025). Un endettement à l'origine d'un risque financier bien connu : le risque de crédit. À plus forte raison de son impact potentiel sur la stabilité des institutions financières, dans un contexte de mondialisation financière croissante où le secteur bancaire africain fait face à des défis en matière de gestion des risques de crédit (FMI⁴, 2024). Selon le Comité de Bâle (2015), le risque de crédit correspond à l'incertitude relative à la possibilité, ou à la volonté, d'un débiteur de rembourser tout ou partie de son crédit à son créancier, et ce, aux échéances prévues par les contrats. Ce risque de crédit s'incarne donc dans la probabilité de subir des pertes financières suite au défaut de remboursement d'un emprunteur.

Fondamentalement, l'expérience a prouvé qu'il n'y a pas de crédit totalement exempt de risque, quelles que soient les garanties dont il est assorti. De ce fait, maîtriser le risque de crédit devient un enjeu central pour les banques, ce dernier ayant un impact significatif sur la rentabilité de leurs activités. A cet effet la majorité des travaux théoriques et empiriques soulignent que cet enjeu central repose sur les faits que le risque de crédit peut être causé par un certain nombre de facteurs exogènes (éléments contextuels extérieurs) et endogènes (internes aux partenaires commerciaux) à la banque. Pour ce faire, il est intéressant d'analyser ces différents facteurs auxquels le système économique du Gabon est également confronté aux enjeux que pose le problème de la gestion du risque de crédit bancaire, susceptible de nuire à leur performance et à la stabilité financière globale.

Au regard de cet intérêt, cette étude examine les déterminants du risque de crédit bancaire au Gabon afin d'apporter des perspectives pratiques aux différents acteurs bancaires en mesure de renforcer leurs aptitudes à gérer des risques de crédit, à anticiper sur la stabilité et la résilience du système financier gabonais face aux chocs économiques pour un certain nombre de raisons : (i) Les enjeux économiques sont cruciaux, une gestion inadéquate du risque de crédit pourrait entraver le développement économique ; (ii) Les enjeux prudeniels sont également importants, avec les accords de Bâle III qui imposent des exigences renforcées en matière de gestion des risques ; (iii) Les enjeux sociaux sont à prendre en compte, car l'accès au crédit bancaire étant un levier de développement important pour les entreprises et les ménages ; (iv) Une bonne gestion du risque permet d'assurer que les banques continuent à octroyer des prêts de manière responsable, soutenant ainsi l'économie réelle et protégeant les déposants. Alors, l'hypothèse avancée, que nous formulons, postule que les facteurs spécifiques aux banques (solvabilité, qualité du portefeuilles de crédit, rentabilité, taille, FinTech) et les facteurs macroéconomiques (chômage, inflation, qualité des politiques et des institutions, croissance économique) sont des déterminants d'ajustement dynamiques des variations du risque de crédit bancaire au Gabon.

2. Revue de la littérature

La théorie de l'asymétrie d'information proposée par Akerlof (1970) demeure un pilier dans l'analyse des risques de crédit. En effet, cette asymétrie se manifeste lorsque les emprunteurs disposent de plus d'informations sur leur capacité réelle à rembourser un prêt que les banques commerciales elles-mêmes. Selon Freixas et Rochet (2020), ce décalage d'information engendre deux problèmes principaux : la « sélection adverse » (les banques accordent des prêts à des emprunteurs risqués) et l'« aléa moral » (les emprunteurs prennent des risques excessifs après avoir obtenu un prêt) dont les fondements théoriques sont largement explicités par la théorie de l'agence (voir Jensen et Meckling, 1976). Pour y remédier, les institutions bancaires ont intégré des outils modernes, comme les modèles de scoring basés sur l'intelligence artificielle (IA). Ces outils permettent d'améliorer la transparence dans l'évaluation des emprunteurs. Chiorazzo et al. (2021) estiment que l'introduction de techniques avancées (apprentissage machine) renforce l'efficacité de cette gestion et permet aux banques de mieux anticiper les comportements des emprunteurs et d'ajuster leur portefeuille en fonction des risques identifiés et générés par un certains nombres de facteurs spécifiques.

Selon Nakamura et Steinsson (2019), les périodes de ralentissement économique, marquées par des taux de chômage élevés et une baisse des revenus, augmentent les défauts de paiement dans les économies émergentes, où les banques commerciales doivent, généralement, ajuster leurs politiques de prêt pour s'adapter aux cycles économiques. À cet effet, Manz (2019) distingue trois catégories de déterminants: (i) les facteurs macroéconomiques qui ont trait notamment aux aspects monétaires, à la dynamique des prix, à l'endettement public et aux termes de l'échange ; (ii) les facteurs spécifiques aux banques, ils s'agit de diverses caractéristiques de la situation financière du système bancaire susceptibles d'avoir une incidence sur les décisions de crédit ; et (iii) les facteurs spécifiques aux contrats de crédits bancaires qui concernent les critères d'octroi de crédit et leur dynamique temporelle.

D'un point de vue empirique, Ayele et al. (2020), utilisent les modèles de régression logistique et des techniques modernes d'apprentissage automatique, sur un panel de banques en Afrique subsaharienne, et montrent que les variables macroéconomiques (la croissance du PIB réel, le chômage, l'inflation), ainsi que les variables microéconomiques (les revenus des emprunteurs, historique du remboursement, ratios d'endettement) permettent de prédire la capacité des banques à anticiper les risques bancaires. Keungne et Mba (2021), dans le cadre du système bancaire des six (6) pays de la Communauté Économiques et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC), sur la période de 2010 à 2018, adoptent les moindres carrés ordinaires (MCO) et des effets fixes en données de panel, et trouvent qu'une croissance économique plus élevée diminue le ratio des prêts non performants. Ces résultats indiquent que la qualité du portefeuille de crédits bancaires dans la CEMAC est fortement liée à la dynamique de l'activité économique de la région des risques de crédit. Il existe une relation positive entre la profitabilité bancaire et le ratio des prêts non performants.

Marwa et Habimana (2021) mettent en exergue l'impact de la diversification sectorielle des portefeuilles de crédit sur la résilience des banques en Afrique centrale, dont la méthodologie repose sur une analyse comparative entre deux groupes de banques : celles concentrées sur un secteur spécifique (comme les mines, le pétrole) et celles diversifiant leurs prêts dans plusieurs secteurs (agriculture, commerce, services). Sur une période de cinq ans, les résultats (MCO) montrent que les institutions qui diversifient leurs portefeuilles sont mieux protégées contre les chocs économiques sectoriels.

⁴ Fonds Monétaire International, Perspectives Economiques sous régionale, 2024.

En tenant compte des conditions économiques extrêmes dues par la crise de la Covid-19, Ibekwe et Okafor (2022) combinent des analyses quantitatives et qualitatives pour examiner la résilience des banques africaines, des données issues des entretiens approfondis avec des cadres bancaires et l'analyse des données financières des institutions étudiées. Les résultats révèlent que les banques ayant adopté des outils numériques avancés ont mieux géré l'augmentation des risques de défaut, permettant d'identifier rapidement les emprunteurs en difficulté et de leur proposer des solutions adaptées, comme des rééchelonnements de dettes ou des réductions temporaires de taux d'intérêt. En revanche, les banques moins digitalisées ont été plus exposées à des pertes massives, en raison d'un suivi inefficace des emprunteurs pendant la crise Covid-19. Cette étude souligne l'importance de l'innovation technologique et de la finance numérique dans la gestion des risques de crédit des banques, particulièrement en période de perturbations économiques majeures.

Ouédraogo et Traoré (2023) ont évalué l'efficacité des politiques de régulation bancaire dans les pays de la CEMAC, aux moyens d'une analyse comparative entre les banques appliquant strictement les normes Bâle III et celles ayant des pratiques moins rigoureuses. En utilisant des outils statistiques comme les analyses de variance (ANOVA), les résultats montrent que les banques respectant les exigences de Bâle III, notamment en termes de fonds propres et de réserves de liquidité, ont mieux résisté aux chocs économiques, comme ceux causés par la pandémie ou la baisse des prix des matières premières. Cependant, l'étude note également que l'application de ces normes reste inégale en Afrique centrale, en raison de certaines contraintes économiques et institutionnelles propres à la région.

Kouemou Watcho I. S. (2024) a vérifié les effets de la qualité du portefeuille de crédits sur la solidité des banques commerciales dans les pays de la CEMAC, compte tenu des nouvelles exigences de la réglementation prudentielle. A partir d'un modèle Logit complété par un modèle Tobit, l'auteur a déterminé le seuil des prêts non performants qui pourrait entraîner la vulnérabilité des banques. Les résultats révèlent que les variables de la qualité de portefeuille de crédit expliquent la solidité des banques et les risques de crédit inhérent, en déterminant que la capacité des banques à accorder du crédit (mesuré par les crédits nets sur total actif) est le principal indicateur de la qualité de crédits bancaires qui agit négativement sur la probabilité de survenance de la solidité bancaire ; aussi ce taux de prêt non performant supérieur à 10 % entraînerait une situation d'insolidité de la banque.

3. Méthodologie

Comparativement à nos prédécesseurs, notre méthodologie repose sur deux points, notamment (a) les modèles de gestion scoring des risques qui mesure le risque historiquement, et (b) nous utilisons une spécification économétrique axée sur un modèle autorégressif à décalage distribué (en sigle ARDL), qui permet d'analyser les relations dynamiques avec les données de séries chronologiques dans un cadre à équation unique en examinant les effets des prédicteurs sur le risque de crédit bancaire au Gabon. Même si les études examinant les facteurs explicatifs du risque de crédit bancaire paraissent abondantes ces derniers temps, cependant, rares sont celles qui concernent exclusivement l'examen des relations dynamiques de ces déterminants dans l'espace du Gabon. C'est l'une des raisons, pour lesquelles nous décidons de s'y intéresser dans notre partie empirique.

3.1. Modèles Scoring

Les modèles de score des risques de crédit sont définis en tant qu'un outil de mesure du risque utilisant des données historiques et des techniques statistiques afin de déterminer l'impact des caractéristiques de l'emprunteur sur sa probabilité de défaut. Les fonctions les plus utilisées sont : le modèle d'Altman, le modèle de Conan & Holder et le modèle de Veronneau & Legault. La fonction Z d'Altman a pour objectif d'obtenir une combinaison linéaire en se basant sur 5 ratios financiers (R_j) pondérés par un coefficient (α_j) ayant pour but de juger le risque des entreprises. Altman (1967) propose de calculer la fonction discriminante comme suit :

$$Z = 1.2R_1 + 1.4R_2 + 3.3R_3 + 0.6R_4 + 0.999R_5 \quad (1)$$

Avec : R_1 = Fonds de roulement(t)/Total actif(t), R_2 = Réserves(t)/Total actif(t), R_3 = Résultat d'exploitation(t)/Total actif(t), R_4 = Capitalisation boursière(t)/Total des dettes(t), R_5 = Chiffre d'affaire(t)/Total actif(t). La règle de décision étant donnée comme suit : Si le score $Z > 2.99$, Entreprise saine ; Si le score $Z < 1.81$, Entreprise en faillite ; Si $1.81 < Z < 2.99$, Entreprise en zone d'ignorance. Le modèle de Veronneau et Legault (1991), similaire à la fonction d'Altman avec quelques différences au niveau des ratios se calcule comme suit :

$$CA.Score = 4.5913R_1 + 4.5080R_2 + 0.3936R_3 - 2.7616 \quad (2)$$

Avec : R_1 = Ventes(t)/Total actif(t), R_2 = Bénéfice avant impôt et intérêt(t)/Total actif(t), R_3 = Ventes(t - 1)/Total actif(t - 1). La règle de décision est telle que : Si CA-Score > 0.6 , Entreprise saine ; Si CA-Score < -0.6 , Probabilité de faillite élevée ; Si $-0.6 \leq CA-Score \leq 0.6$: Entreprise en zone d'incertitude. Conan & Holder (1979), proposent la fonction suivante :

$$Z_{C\&h} = 24R_1 + 22R_2 + 16R_3 - 87R_4 - 10R_5 \quad (3)$$

Avec : R_1 = Excédent brut d'exploitation(t)/Total des dettes(t), R_2 = Capitaux propres(t)/Total actif(t), R_3 = Actif réalisable(t) + disponibilité(t)/Total actif(t), R_4 = Frais financiers(t)/Chiffre d'affaire(t), R_5 = Frais personnel(t)/Valeur ajoutée(t). Règle de décision : Si $Z < 4$, Entreprise en faillite ; Si $4 < Z < 9$, Entreprise en zone d'incertitude ; Si $Z > 9$, Entreprise est saine.

3.2. Spécification du modèle économétrique

Pour l'identification des facteurs explicatifs du risque de crédit, notre approche économétrique s'articule selon la méthode de Luetkepohl, H. (2005) basée sur l'introduction approfondie aux principales étapes de l'analyse de plusieurs séries chronologiques, de la spécification de modèles, de l'estimation, de la vérification de modèles et de l'utilisation des modèles pour l'analyse économique et les prévisions. Principalement, cette méthode est appliquée pour le modèle ARDL que nous adoptons.

3.2.1. Modèle

Nous estimons un modèle autorégressif à retard échelonné ou distribué, en sigle ARDL (*Auto Regressive Lag model*). Le modèle ARDL permet d'analyser les relations dynamiques avec les données de séries chronologiques dans un cadre à équation unique en examinant les effets des prédicateurs d'échantillon donné. Ce modèle combine des valeurs décalées de Y_t et des valeurs présentes des variables indépendantes (X_t) et leurs valeurs décalées dans le temps (X_{t-j}). Ci-dessous l'expression typique du modèle ARDL :

$$Y_t = \varphi + \sum_{i=1}^p \beta_i Y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \alpha_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Avec α_0 qui traduit l'effet à court terme de X_t sur Y_t . Pour calculer l'effet à long terme de X_t sur Y_t (soit « ϑ »), partant de la relation de long terme ou d'équilibre suivante :

$$Y_t = k + \theta X_t + \mu \quad (5)$$

Ainsi, la forme fonctionnelle de la mesure des effets des facteurs explicatifs sur le risque de crédit bancaire au Gabon s'écrit comme suit :

$$Rc = f(Rs, Qp, Rb, Tb, Pib, Inf, Cho, Cpia, Tf) \quad (6)$$

La représentation du modèle ARDL de la fonction (équation 6) devient :

$$Rc_t = \alpha_i + \lambda_i Rc_{t-1} + \sum_{p=1}^k \beta_{pi} Banque_t^p + \sum_{q=1}^l \beta_{qi} Macro_t^q + \varepsilon_t \quad (7)$$

La transformation de l'équation (7) comme un modèle à correction d'erreur est donné par :

$$\Delta Rc_t = \varphi_i \left(Rc_t - \theta_{0i} - \sum_{p=1}^k \theta_{pi} \Delta Banque_{t-1}^p - \sum_{q=1}^l \theta_{qi} \Delta Macro_{t-1}^q \right) - \sum_{p=1}^k \beta_{pi} \Delta Banque_t^p - \sum_{q=1}^l \beta_{qi} \Delta Macro_t^q + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\text{Avec : } \theta_{0i} = \frac{\alpha_i}{1 - \lambda_i}, \theta_{pi} = \frac{\beta_{pi}}{1 - \lambda_i}, \theta_{qi} = \frac{\beta_{qi}}{1 - \lambda_i}, \varphi_i = -(1 - \lambda_i).$$

Où la matrice **Banque** est le vecteur des variables explicatives internes, **Macro** est le vecteur des variables explicatives externes et φ_i représente la force de rappel. **Rc**, la variable expliquée, représente le risque de crédit. Les variables explicatives du modèle sont : **Rs** désigne le ratio de solvabilité bancaire ; **Qp** représente la qualité du portefeuille de crédit bancaire ; **Rb** est le ratio de rentabilité bancaire ; **Tb** désigne la taille de la banque ; **Pib** est le produit intérieur brut (PIB) ; **Inf** représente le taux d'inflation ; **Cho** désigne le taux de chômage ; **Cpia** désigne la qualité des politiques et des institutions ; **Tf** désigne l'ensemble des nouvelles technologies financières (FinTechs).

3.2.2. Méthode d'analyse d'une modèle ARDL

L'estimation des coefficients de long terme du modèle ARDL est effectuée selon la méthode de Bardsen (1989) qui calcule les coefficients qui sont essentiels pour comprendre les relations durables entre les variables. Parallèlement, on estime le modèle à correction d'erreur (Engle et Granger, 1987) qui fournit des informations précieuses sur la façon dont les variables s'ajustent aux déséquilibres à court terme. Techniquement, nous effectuons les étapes suivantes :

(a) Test d'endogénéité

L'endogénéité signifie que la variable explicative est corrélée avec le terme d'erreur, ce qui peut entraîner un biais dans les estimations des coefficients de régression du modèle MCO. Le ARDL qui intègre les corrections d'erreur peut être favorisé pour gommer ce biais. A cet effet, nous appliquons le test de Hausman dans sa version Nakamura (1981) afin de tester l'existence d'un biais de simultanéité lié à l'absence d'orthogonalité entre les variables explicatives et le résidu obtenu par la méthode des MCO. Ce test est effectué aux moyens des Doubles Moindres Carrés (DMC) en comparaison aux estimations MCO sanctionné par le test de Hausman.

(b) Test de racine unitaire des séries temporelles

Nous utilisons le test de Dickey Fuller augmenté (ADF, 1981) qui est fréquemment utilisé pour tester la stationnarité d'une série chronologique. Techniquement, les tests de Dickey-Fuller (1981) permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une série par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique. Au terme d'une procédure séquentielle, nous testons l'hypothèse nulle ($H_0 : \rho = 0$) de racine unitaire (non stationnarité) en comparant la t-statistique de rho (ρ) aux valeurs tabulées par Dickey et Fuller. La règle de décision est la suivante : (i) Si le t-statistique est inférieur à la valeur critique (au seuil de 1%, 5% ou 10%), on rejette l'hypothèse nulle, la série est donc stationnaire ; (ii) Si le t-statistique est supérieur à la valeur critique, on accepte l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire, la série est non stationnaire. Nous utilisons également le test de Phillips-Perron (PP) (1988) qui est une adaptation non paramétrique du test de Dickey et Fuller.

(c) Test de cointégration

Un test de cointégration permet de déterminer si des séries temporelles non stationnaires (c'est-à-dire, qui évoluent avec le temps) ont une relation à long terme. Si elles sont cointégrées, cela signifie qu'il existe une combinaison linéaire de ces séries qui est

stationnaire, indiquant une relation d'équilibre durable entre elles (MacKinnon, 1991 et 1996 ; Narayan, P.K, 2005). Dans le cadre de cette étude, pour tester l'existence ou non de la cointégration entre les séries, nous recourons au test de cointégration de Pesaran, et al., (2001), appelé « test de cointégration aux bornes » ou « bounds test de cointégration », développé au départ par Pesaran & Shin (1998). Il est crucial que les variables soient soit stationnaire en niveau (I(0)), soit I(1) (différence 1^{ère}), car l'approche ARDL n'est pas applicable aux variables en I(2) (différence 2^{ème}). Le modèle associé au test de cointégration par les retards échelonnés est la spécification ARDL cointégrée suivante :

$$\Delta y_t = \beta_0 + \sum \beta_1 \Delta y_{t-i} + \sum \alpha_j \Delta x_{t-j} \theta z_{t-1} + e_t \quad (9)$$

Où « z_{t-1} » est le terme de correction d'erreur résultant de la relation d'équilibre à long terme vérifiée et est un paramètre indiquant la vitesse d'ajustement au niveau d'équilibre après un choc. Le signe doit être négatif et significatif pour assurer la convergence de la dynamique vers l'équilibre à long terme. Pesaran et al. (2001) soutiennent qu'il est extrêmement important de vérifier la constance des multiplicateurs à long terme en testant le modèle à correction d'erreur ci-dessus pour la stabilité de ses paramètres (tests de CUSUM et CUSUM aux carrés qui sont introduites par Brown, et al.,1975). Au préalable, nous devons déterminer le décalage optimal avant tout à partir des critères AIC (Aikake information criterion), SIC (Schwarz information criterion) fournissant le modèle qui donne des résultats statistiquement significatifs avec moins de paramètres.

3.3. Données

Nous focalisons nos efforts sur la période de 2010 à 2024 des données statistiques limitées par leurs disponibilités, ce qui fournit 15 observations issues de quatre sources de données, à savoir (a) les Tableaux de Bord de l'Économie (TBE) gabonaise exploités de 2010 à 2024, (b) de la Commission Bancaire de l'Afrique Centrale (COBAC), (c) de la Banque Mondiale (WDI) et (d) ceux du Fonds Monétaire Internationale (FMI). Précisément, la description, la mesure et les sources des données de ces variables sont résumées dans le tableau 1. En outre, la longueur de notre série est handicapante en raison des problèmes de degré de liberté, étant donné que l'économétrie repose sur un certain nombre de conditions relativement contraignantes mais nécessaires pour la validation des résultats d'estimation. Pour y résoudre, les données ont été trimestrialisées du premier trimestre 2010 au quatrième trimestre 2024 en utilisant la méthode de type Denton (1971)⁵ ce qui fournit 60 observations.

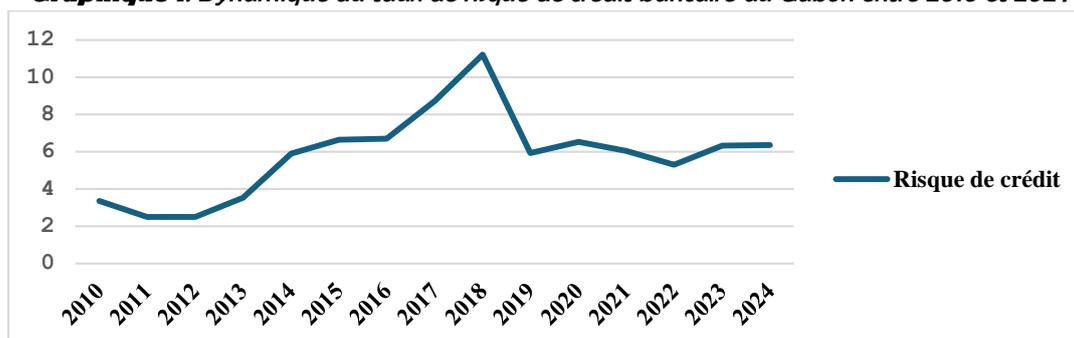
Tableau 1. Désignation et sources des données

Variable	Code	Mesure	Sources
Risque de crédit bancaire	Rc	Taux de défaut de crédit des banques commerciales (%)	COBAC (2025)
Solvabilité bancaire	Rs	Fonds propres (% total des actifs pondérés des risques)	COBAC (2025)
Qualité du portefeuille de crédit bancaire	Qp	Créances des prêts non performantes (% total des crédits)	COBAC (2025)
Rentabilité bancaire	Rb	Résultat net (% total des actifs)	TBE
Taille de la banque	Tb	Logarithme du total des actifs	TBE
Produit Intérieur Brut	Pib	Taux de croissance du PIB réel (%)	WDI (2025)
Taux d'inflation	Inf	Inflation, prix à la consommation (% annuel)	WDI (2025)
Taux de chômage	Cho	Chômage, total (% de la population)	WDI (2025)
Technologies financières (FinTech)	Tf	Taux d'adoption et d'utilisation des services bancaires en lignes (%)	WDI (2025)
Qualité des politiques et des institutions	Cpia	Score : forte si cpia > 3.75 ; moyenne si 3.25 < cpia < 3.75 ; faible si cpia < 3.25	FMI (2025)

Source : Auteurs, 2025

D'après le graphique 1 ci-contre, le risque de crédit bancaire au Gabon a augmenté rapidement entre 2012 et 2018 en passant de 3 % à 11 %, déclinant une zone de haute incertitude de stabilité des banques commerciales. Mais après 2018 nous assistons à une tendance remarquable à la baisse qui peut être expliquée par l'orientation des autorités bancaires et des pouvoirs publics aux normes réglementaires et au financement interne au lieu de recourir à la dette extérieure. Toutefois, dans l'ensemble, la tendance du risque de crédit est croissante et inquiétante.

Graphique 1. Dynamique du taux de risque de crédit bancaire au Gabon entre 2010 et 2024



Source : Auteurs, 2025

⁵ L'approche numérique proposée par Denton (1971) présente l'avantage de mieux prendre en compte la structure d'autocorrélation des erreurs pour améliorer l'estimation en année courante. Le groupe des méthodes de calage de type Denton s'appuie sur le principe de la préservation des fluctuations. Celles-ci appliquent les moindres carrés à un critère à optimiser.

L'analyse des statistiques univariées résumés dans le tableau 2 montre que les variables **Rc, Rs, Qp, Tb, Pib et Inf** ne s'écartent pas de la distribution normale (Test joint de Jarque-Bera), ce qui suggère que les erreurs du modèle ne découlent pas de l'hypothèse de normalité de ces dernières, mais plutôt des résidus (tableau 9, test de normalité). Le taux moyen du risque de crédit bancaire (**Rc**) au Gabon vaut 5.83 % sur la période de 2010 à 2024. La plupart des travaux empiriques suggèrent que ce taux moyen pourrait être due au recours à des politiques de crédit agressives ou à une mauvaise gestion des risques de crédit par les banques (Keungne Kouotang et Mba Eyene, 2021). Le coefficient de variation (CV) précise que le risque de crédit bancaire au Gabon est très sensible au choc car sa valeur critique révèle une forte volatilité ($0.39 > 0.3$). A cet effet, nous cherchons à savoir si les variables exogènes du modèle permettent d'expliquer la moyenne du risque de crédit et ses variations observées.

Tableau 2. Statistiques Descriptives

	Moyenne	Écart type	CV	Statistiques Jarque-Bera	
				Adj chi2(2)	Prob>chi2
Rc	5.83	2.29	0.39	4.66**	0.09
Rs	20.4	5.02	0.25	0.15**	0.93
Qp	8.97	3.39	0.38	4.59**	0.09
Rb	2.01	0.21	0.10	6.00**	0.05
Tb	3.40	0.09	0.03	3.96**	0.14
Pib	3.21	2.36	0.73	1.56**	0.46
Inf	2.37	1.57	0.66	0.98**	0.61
Cho	20.4	0.55	0.03	6.48	0.04
Cpia	2.21	0.003	0.001	48.9	0.00
Tf	36.6	17.4	0.47	30.2	0.00

CV: Coefficient de variation, si $CV < 0,3$ faible volatilité, si $CV > 0,3$ forte volatilité
Joint test : Test de normalité de Jarque-Bera, Hypothèse de normalité si $Prob(chi2) > 0,05^{**}$

Source : Auteurs, 2025

D'après l'analyse de la matrice de corrélation de Pearson (tableau 3), au seuil de référence de 10 %, il semblerait qu'ils existent des corrélations significatives (positives et négatives) entre le risque de crédit (**Rc**) et les variables de l'échantillon, à l'exception du ratio de solvabilité bancaire (**Rs**), du ratio de rentabilité bancaire (**Rb**), la qualité des politiques et des institutions (**Cpia**). Les estimations réalisées nous permettrons de conclure sur ces différentes observations.

Tableau 3. Matrice des corrélations de Karl-Pearson (1932)

	Rc	Rs	Qp	Rb	Tb	Pib	Inf	Cho	Cpia	Tf
Rc	1									
Rs	-0.16	1								
Qp	0.98*	-0.03	1							
Rb	0.15	0.46*	0.25*	1						
Tb	0.39*	-0.02	0.40*	0.48*	1					
Pib	-0.74*	0.11	-0.75*	-0.39*	-0.50*	1				
Inf	0.39*	-0.17	0.42*	0.05	0.38*	-0.24*	1			
Cho	0.35*	0.45*	0.42*	0.66*	0.45*	-0.56*	0.03	1		
Cpia	0.06	0.21	0.06	0.07	0.35*	-0.02	0.09	0.57*	1	
Tf	0.63*	0.20	0.67*	0.66*	0.70*	-0.62*	0.35*	0.71*	0.32*	1

Significative au seuil <10%*

Source : Auteurs, 2025

4. Résultats

La présentation de nos résultats tient sur deux (2) formes, notamment l'analyse des modèles Scorings et l'analyse des déterminants du risque de crédit par les régressions dynamiques.

4.1. Résultats des modèles de Scorings

Limités par la disponibilité de certains données, les deux fonctions choisis pour analyser la gestions des risques de crédit des banques commerciales gabonaises sont : le modèle d'Altman (1967) et le modèle Canadien de Veronneau et Legault (1991), à partir de 2021 à 2024, période qui tient compte des effets pervers la pandémie post Covid-19 et de la guerre en Ukraine. D'après l'instrument d'analyse d'Altman (tableau 4), les résultats montrent que les scores pour les banques commerciales gabonaises sont inférieures au seuil de 1,81, ce qui amène à observer que ces banques sont exposées au risque de faillite durant la période de 2021-2024.

Tableau 4. Score Z d'Altman des banques du Gabon de 2021 à 2024

Années	R1	R2	R3	R4	R5	Score Z	Seuil	Décision
2021	0.265	0.134	0.033	0.021	0.567	1.625	< 1,81	Zone à risque
2022	0.379	0.110	0.032	0.022	0.427	1.729	< 1,81	Zone à risque
2023	0.314	0.109	0.029	0.025	0.488	1.641	< 1,81	Zone à risque
2024	0.351	0.114	0.025	0.025	0.421	1.679	< 1,81	Zone à risque

Source : Auteurs, 2025

Les résultats du tableau 5 précisent la robustesse des résultats Z-score d'Altman, les scores de Veronneau et Legault sont inférieurs à 0,6 pour les années 2023 et 2024, alors les banques commerciales du Gabon, pour ces périodes, sont dites en « zone à risque »

signifiant que la situation financière de ces banques sont en difficultés et que ces dernières sont exposées aux risques de faillite au cours des deux prochaines années. Les zones d'incertitude suscitent les intérêts que portent Michel Crozier et Erhard Friedberg (1977). Notamment, l'organisation des banques n'est pas une « donnée naturelle » mais un « construit social », il est donc nécessaire d'en étudier les enjeux, les intérêts du jeu et de comprendre les stratégies développées par les différents acteurs (bailleurs de fonds, l'emprunteur qui suscite le risque de défaut, la banque, etc.) qui influencent l'activité bancaire et la trajectoire du risque de crédit bancaire.

Tableau 5. CA-Score de Veronneau et Legault des banques du Gabon de 2021 à 2024

Années	R1	R2	R3	CA-Score	Seuil	Décision
2021	0.655	0.148	0.625	1.159	> 0.6	Banques saines
2022	0.566	0.129	0.566	0.642	> 0.6	Banques saines
2023	0.488	0.109	0.566	0.193	$-0.6 \leq \text{CA-Score} \leq 0.6$	Zone d'incertitude
2024	0.501	0.125	0.538	0.314	$-0.6 \leq \text{CA-Score} \leq 0.6$	Zone d'incertitude

Source : Auteurs, 2025

Il en résulte un intérêt majeur pour ces banques d'optimiser leur gestion de risque de crédit à partir des facteurs d'ajustement nécessaire. Le point important démontré ici est que les risques existeront toujours dans l'activité bancaire, en corolaire avec une évolution croissante des activités économiques et l'ouverture quasi-totale des économies qui ont toujours été des grands facteurs des bouleversements que nous observons. Les modèles scorings analysés précisent que les banques commerciales au Gabon sont réellement exposées aux problèmes du risque de crédit bancaire en lien avec la qualité de la gestion des risques au sein de leurs établissements.

4.2. Résultats des estimations du modèle ARDL

Selon les résultats du tableau 6, les variables *Pib*, *Inf*, *Cpia* et *Tf* sont corrélées avec le terme d'erreur au seuil de significativité de 10 %, ce qui entraîne un biais dans les estimations des coefficients de régression MCO. L'analyse du facteur d'inflation de la variance (VIF) indique qu'il existe une forte multi-colinéarité pour des prédicteurs ayant des valeurs supérieures à 5. Tout ceci montre que ces corrélations rendent difficile l'isolement de l'effet unique de chaque facteur sur la variable *Rc*, ce qui conduit à des estimations du modèle MCO moins fiables. À cet effet, nous favorisons le modèle ARDL pour gommer ces biais.

Tableau 6. Test d'endogénéité de Hausman et VIF

	Rt	Qp	Rb	Tb	Pib	Inf	Cho	Cpia	Tf
Chi2	0.32 (0.85)	2.22 (0.33)	3.05 (0.22)	1.61 (0.45)	7.03** (0.03)	9.77** (0.01)	3.10 (0.21)	17.8*** (0.00)	13.8*** (0.00)
VIF	2.06	4.08	4.40	3.10	5.36	1.53	9.36	4.00	6.09

(*) = P-value significative si : < 1%***, < 5%** , < 10%***

Source : Auteurs, 2025

Selon le tableau 7, certaines variables sont stationnaires en niveau I(0), et d'autres variables sont plutôt stationnaires en différence première I(1). Les variables sont intégrées à des ordres différentes et aucune des variables n'est stationnaire en I(2) ce qui rend utile d'appliquer le test de cointégration aux bornes de Pesaran.

Tableau 7. Test de stationnarité des séries

	p-value du test ADF		p-value du test PP		Stationnarité
	En niveau	Différence 1ère	En niveau	Différence 1ère	
Rc	0.398	0.000	0.369	0.000	I(1)
Rs	0.104	0.000	0.091		I(1)
Qp	0.468	0.000	0.435	0.000	I(1)
Rb	0.379	0.000	0.324	0.000	I(1)
Tb	0.281	0.000	0.256	0.000	I(1)
Pib	0.212	0.000	0.182	0.000	I(1)
Inf	0.021		0.009		I(0)
Cho	0.771	0.000	0.734	0.000	I(1)
Cpia	0.935	0.000	0.935	0.000	I(1)
Tf	0.545	0.000	0.533	0.000	I(1)

P-value significative si : < 1%, < 5%, < 10%

Source : Auteurs, 2025

D'après le tableau 8 ci-dessus, le nombre de retard optimal à tenir est $k = 1$ pour estimer le modèle ARDL, car il donne la plus petite valeur de l'AIC, SBIC et HQIC.

Tableau 8. Critère de choix du modèle ARDL optimal

Retard	LL	LR	df	P	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-268.6				9.0e-09	9.95	10.1	10.3
1	101.1	739.4*	100	0.00	6.9e-13	0.32*	1.86*	4.29*
2	124.8	47.38	100	1.00	1.5e-11	3.04	5.99	10.6
3	179.3	109.1	100	0.25	2.0e-10	4.67	9.01	15.9
4	.	.	100		-5.e-100*			

Source : Auteurs, 2025

L'estimation du modèle ARDL correspondant au retard optimal $k = 1$ fournit les résultats des tests diagnostics pour la validité du modèle dans le tableau 9. Nous constatons que les résidus ne sont pas des bruits blancs gaussiens (c'est-à-dire ne suivent pas une loi normale) car la probabilité de Jarque-Bera associée est inférieure à 5 %. Cependant, le test de Breusch-Godfrey Serial (test LM) indique une absence de corrélation des erreurs significative au seuil de 5 % et une absence d'autocorrélation des erreurs car la statistique du Durbin-Watson est égale à 2. Les tests de White et de Breusch-Pagan-Godfrey au sens de Cook et Weisberg (1983) prouvent que notre modèle est homoscédastique au seuil de 5 % et 1 %. Au seuil de 5 %, le test de Ramsey indique que le modèle est bien spécifié. Ce qui nous permet de conclure que les estimations obtenues par le modèle ARDL sont optimales.

Tableau 9. Tests diagnostics post-estimations ARDL

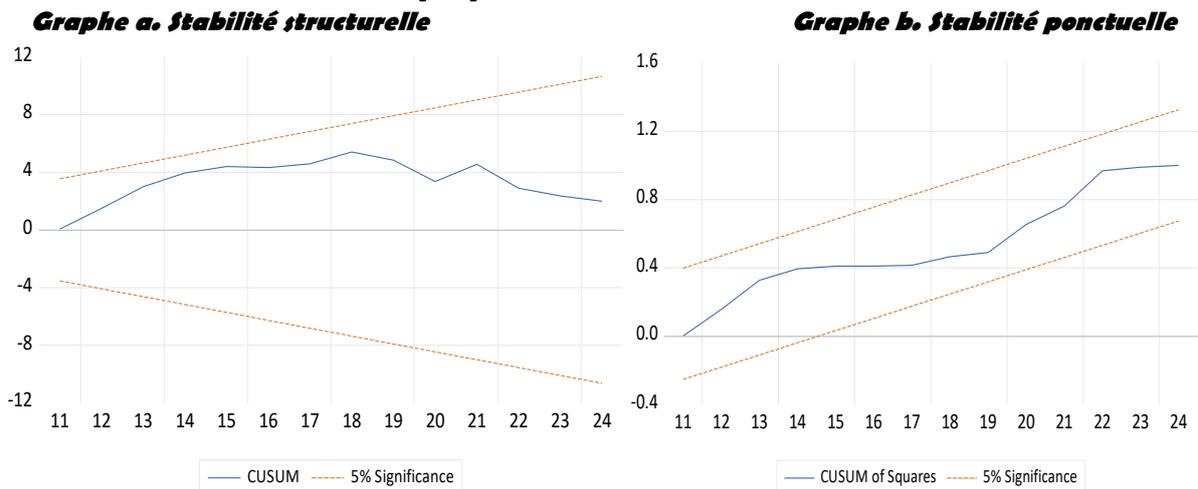
Hypothèse du test	Test	Statistique	Probabilité
Normalité des résidus	Jarque-Bera	95.64	0.000
Autocorrélation	Durbin-Watson Stat	2.008	≥ 2
	Breusch-Godfrey Serial (LM)	0.001**	0.999
Hétéroscédasticité	Breusch-Pagan-Godfrey	2.161**	0.034
	White	2.793***	0.007
Spécification	Ramsey (Fischer)	4.791**	0.033

P-value significative si : $< 1\%^{***}$, $< 5\%^{**}$, $< 10\%^{***}$

Source : Auteurs, 2025

De plus, selon le graphique 2, les résultats du test de CUSUM (graphe a.) et CUSUM of Squares (graphe b.) illustrent que le modèle estimé est stable (car la courbe ne sort pas du corridor en pointillé). Alors les coefficients sont stables au cours du temps. En somme, les résultats des différents tests de diagnostic ont conduit vers la validation de notre modèle ARDL sur le plan statistique.

Graphique 2. Test de stabilité de Cusum



Source : Auteurs, 2025

Le tableau 10 fait observer que le test de cointégration aux bornes confirme l'existence d'une relation de cointégration, car la valeur de F-statistic = 368.987 est supérieure à celle de la borne supérieure quelque soit le seuil critique (10%, 5%, 2.5%, 1%). Ce qui nous donne la possibilité d'estimer les effets de long terme entre les variables. Le tableau 11 présente les principaux résultats liés aux estimations dynamiques (ARDL) entre les variables du modèles, ainsi que la détermination du coefficient d'ajustement.

Tableau 10. Test de cointégration de Pesaran et al. (2001)

Test Statistic	Value	Seuil de significativité	I(0)	I(1)
			Borne <	Borne >
F-statistic	368.987	10%	1.800	2.800
K	9	5%	2.040	2.080
		2.5%	2.240	3.350
		1%	2.500	3.680

Source : Auteurs, 2025

Le coefficient de détermination ajusté vaut 0.9892, cela indique que 98.92 % des variations du risque de crédit bancaire sont expliquées par le modèle, et les paramètres estimés du modèle sont acceptables avec un ajustement fondé. Le test de Wald montre que les paramètres suivent asymptotiquement une distribution normale au seuil de 1 %, en d'autres termes, les coefficients du modèle sont globalement significatifs. Les résultats mentionnent également que la force de rappel (CointEq(-1)*) est négative et statistiquement significative (à 1 %). Par conséquent, le modèle à correction d'erreur est donc validé. Matérialisant l'existence d'un mécanisme à correction d'erreur, tous les déséquilibres dans l'activité bancaire et dans l'économie gabonaise se corrigent par ce mécanisme au bout de 1 ans ($1/1.001 = 0.91 \approx 1$). Précisément, on arrive à ajuster 100% du déséquilibre entre le risque de crédit bancaire et l'inflation, ce qui suggère une bonne vitesse d'ajustement dans le processus de relation suite à un choc de l'année dernière.

Tableau 11. La dynamique de court et de long terme des prédicateurs du risque de crédit

Variable	ARDL	VECM
Relation de long terme		
ΔR_{Ct-1}		1
ΔR_s	-0.051*** (0.000)	-0.098* [-3.488]
ΔQ_p	0.666*** (0.000)	1.341* [2.017]
ΔR_b	-0.263 (0.367)	-11.42* [-2.169]
ΔT_b	-2.294* (0.092)	214.6* [5.667]
ΔP_{ib}	-0.026 (0.329)	-0.673 [-1.669]
Inf	0.005 (0.765)	0.058 [0.698]
ΔCho	-0.076 (0.725)	6.711 [1.494]
ΔC_{pia}	-3.425 (0.911)	-2746.7* [-4.317]
ΔT_f	0.019*** (0.000)	0.357* [3.752]
C	-0.003 (0.939)	-8.336
Relation de court terme		
$\Delta (Inf)$	-0.061*** (0.001)	-2.948*** (0.000)
CointEq(-1)*	-1.001*** (0.000)	-0.0479** (0.025)
R^2 ajusté	0.9892	0.7933
Test de Wald	482.83*** (0.000)	21.106*** (0.007)
Observations	58	57

Significativité t-statistics dans [..], t = 2 et P-value significative si : <1%*, <5%** , <10%*****

Source : Auteurs, 2025

Nous constatons qu'à court terme, seul l'inflation (Inf) impacte le risque de crédit bancaire. Ainsi, à court terme, une augmentation de 10% du taux d'inflation provoque une baisse de 0.61 % du taux de défaut de crédit bancaire au Gabon. Les résultats des estimations ARDL identifient quatre déterminants internes à la banque du risques de crédit à long terme, dont la solvabilité bancaire (R_s), la taille de la banque (T_b), la qualité du portefeuille (Q_p) et les FinTech (T_f). Nous n'avons trouvé aucune preuve de l'influence significative des facteurs macroéconomiques sur le risque de crédit bancaire du point de vue statistique à long terme.

En effet, **(1)** à long terme, la solvabilité des banques réduit significativement le risque de crédit bancaire au Gabon. Nos résultats converge vers ceux de Ouédraogo et Traoré (2023) qui ont montré que les banques qui respectent les exigences de Bâle III, notamment en termes de fonds propres et de réserves de liquidité, résistent mieux aux chocs économiques. Ce constat met en évidence que les institutions bancaires du Gabon doivent être en permanence solvable, c'est-à-dire pouvoir faire face à leurs engagements à tout moment, car le ratio de solvabilité bancaire est une règle prudentielle et si ces banques arrivent à identifier les signes avant-coureurs d'incidents de paiement comme le retard de paiement ou le non-paiement, elles peuvent réduire considérablement le risque de crédit bancaire au Gabon ;

(2) La qualité du portefeuille de crédit a un impact significatif sur le taux de défaut de crédit des banques commerciales au Gabon, augmentant de manière substantielle ce dernier lorsque le portefeuille présente des défauts. Ce résultat s'accorde avec les travaux de Kouemou Watcho (2024) qui a mis en évidence que la qualité du portefeuille de crédit explique les risques de crédit inhérent. Ceci indique que les établissements bancaires au Gabon doivent constamment évaluer la qualité de leurs actifs financiers, car la capacité de remboursement des emprunteurs constitue un élément central de cette analyse bancaire, et l'exposition aux risques de crédit détermine largement la solidité financière de ces institutions à long terme ;

(3) Nous observons que la taille des banques au Gabon a un effet non contraignant sur la gestion du risque de crédit, car si la taille des banques augmente de 10 %, cela réduit le risque de crédit de 23 %. Ainsi, à long terme, plus les banques gabonaises sont grandes, plus leur exposition au risque baisse, probablement en raison de leur implication dans des projets à plus petite échelle et de leur concentration sur des secteurs moins risqués et très peu sensibles aux chocs. Ces résultats peuvent être mis en parallèle avec les conclusions de Freixas et Rochet (2020), qui soulignent que les grandes institutions financières, en raison de leur importance systémique, prennent souvent des risques excessifs, exposant ainsi l'ensemble du système bancaire aux chocs économiques ;

(4) Bien que l'inclusion de la Fintech dans les services bancaires réduit les charges de la banque et qu'elle contribue à booster la rentabilité bancaire ainsi que la performance en contribuant à désengorger davantage les halls des banques et de gagner en temps et rapidité opérationnelle, nous constatons que cette technologie financière a un impact positif sur le risque de crédit à long terme. Autrement dit, une augmentation et une progression rapide du taux d'adoption ou d'utilisation des services bancaires en lignes au Gabon entraîne un accroissement du taux de défaut de crédit des banques commerciales. Nos résultats sont contraires aux conclusions de Chietra A.A et al, (2025), Cheng et Qu (2020) qui affirment que le développement rapide de la Fintech dans les banques publiques réduit considérablement le risque de crédit dans les banques commerciales. Nos résultats peuvent s'expliquer

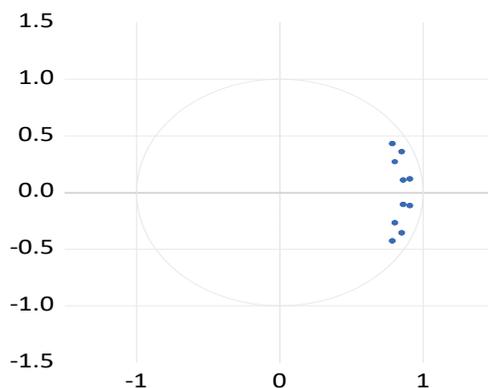
par le fait que les pays en développement, tel que le Gabon, axés sur l'innovation ont plus de risque de crédit et une croissance plus rapide des FinTech en raison d'une adoption rapide au-delà des restrictions. A cet effet, les progrès rapides de la FinTech nécessitent une réglementation plus stricte de la part du Comité de Bale et des autorités compétentes pour une inclusion financière saine et le progrès économique dans les pays en développement.

(5) En ce qui concerne les facteurs externes aux banques, nous avons montré que les conditions macroéconomiques au Gabon jouent un rôle prépondérant dans la gestion du risque de crédit, étant donné la vulnérabilité du système bancaire aux chocs économiques externes liés aux fluctuations des prix du pétrole. En effet, nous avons trouvé que l'inflation influence le risque de crédit bancaire à court terme, suggérant que cette dernière a des effets néfastes sur l'activité de crédit et notamment sur la solvabilité des contreparties engagées auprès des banques. Une hausse des prix à la consommation réduit considérablement le confort financier des ménages comme des entreprises, apportant une difficulté supplémentaire dans le remboursement de leurs prêts. Cela peut également les pousser à vouloir en contracter d'autres, ce qui dégrade donc leur situation financière et ajoute un risque supplémentaire pour les créanciers.

En changeant de technique d'estimation, l'analyse de la robustesse de nos résultats est effectuée aux moyens d'une modélisation fondée sur les estimations des paramètres du modèle vectoriel à correction d'erreur (VECM) inspirée de la méthodologie de Nouhaila et Ouakil (2019). Les résultats issus de l'estimation du VCEM (tableau 11) confirment également que la force de rappel (CointEq(-1)*) est négative et statistiquement significative (à 5 %) précisant l'existence d'une relation de long terme. Nous concluons que le modèle VECM est stable car les modules sont inférieurs à un. En effet, la graphique 3 montre que les racines de la matrice sont toutes situées à l'intérieur du cercle unitaire. Ces résultats prouvent et attestent que les facteurs externes (*Tf*, *Cpia*, *Inf*) et internes (*Rs*, *Qp*, *Rb*, *Tb*) à la banque expliquent substantiellement le risque de crédit bancaire au Gabon. Ces différents constats nous conduisent à valider la fiabilité et solidité de nos résultats à plusieurs niveaux de la robustesse.

Graphique 3. Test de stabilité

Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



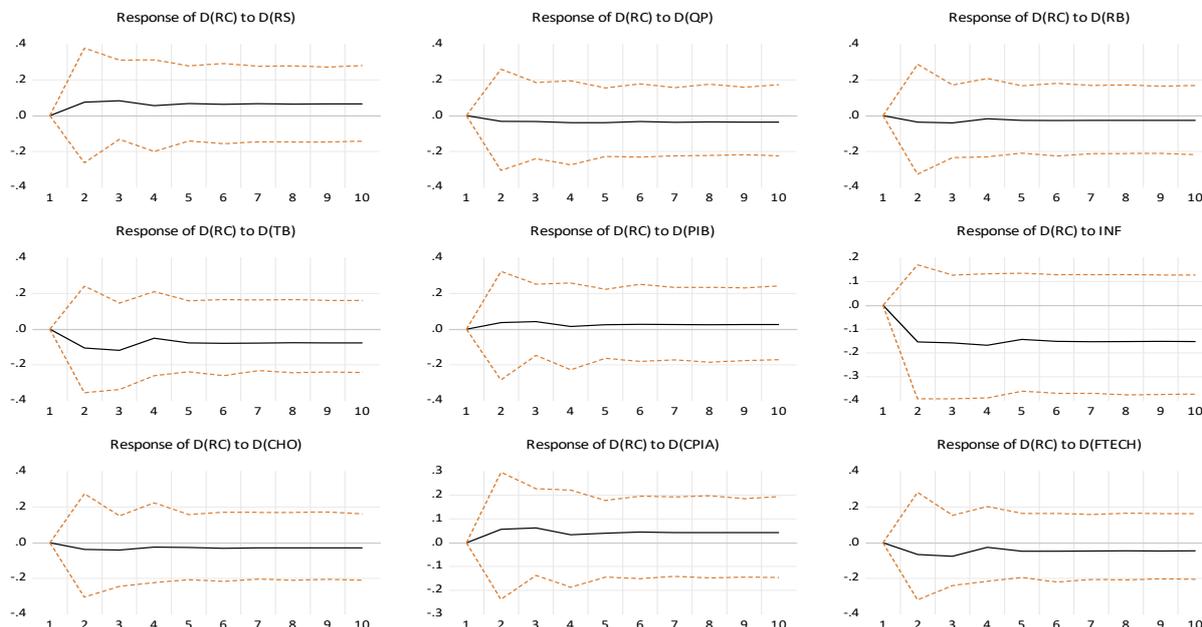
Source : Auteurs, 2025

Toutefois, le plus important pour nous dans ce modèle VECM, c'est sa capacité à estimer la dynamique générale d'un système et d'arriver à décrire sa réaction par rapport à un choc aux dates « t , $t+1$, $t+2$ » sur les termes des innovations (u_t), et ce, à l'aide d'outils de fonction des réponses aux impulsions (IRF) calculées comme suit :

$$IRF = \sum_{y=0}^k \frac{\partial y_t^{\omega} + y}{\partial u_t^j} \quad \text{pour } k = 1, 2, \dots \quad (10)$$

D'où le graphique 4. Il est visible qu'à partir de l'IRF découlant des chocs (Graphique 4), le risque de crédit bancaire est interactif avec le choc survenu dans la matrice de vecteur des variables explicatives. Les facteurs aux banques et macroéconomiques ont un impact instantané sur le taux de défaut de crédit des banques commerciales. Dès le milieu des premières périodes, le niveau du risque de crédit commence à se développer brusquement, et à partir de la quatrième année, le risque de crédit commence à avoir une trajectoire explosive, puis elle se développe graduellement à partir de la cinquième année, avec un intervalle de confiance large. En somme, l'examen des IRF fait ressortir le caractère tendanciel du risque de crédit. Les chocs des facteurs internes et externes ont fait dérailler la dynamisation du taux de défaut de crédit des banques commerciales au Gabon. Cette évolution tendancielle pose clairement l'intérêt régulier et majeur d'une gestion optimale des risques de crédit et l'importance des réformes structurelles pour réduire la vulnérabilité des banques aux risques de crédit.

Graphique 4. Réponses impulsionnelles du risque de crédit bancaire aux chocs des facteurs internes et macroéconomiques



Source : Auteurs, 2025

5. Conclusion

En somme, cette étude avait pour objectif d'identifier et d'analyser les déterminants du risque de crédit bancaire au Gabon, dans un contexte marqué par une augmentation notable de la dette privée, et dont le secteur bancaire est confronté à la fragilité des fluctuations économiques, et aux enjeux que suscitent des préoccupations quant à la stabilité du système bancaire gabonais et à sa capacité à gérer efficacement les risques liés au crédit. L'analyse des modèles scoring, indique que les banques commerciales du Gabon sont en perpétuelle « zone à risque » signifiant quelles sont en difficultés et que ces dernières sont exposées aux risques de faillite. Les résultats ARDL obtenus ont permis de saisir la qualité du portefeuille de crédit, la rentabilité bancaire et la taille des banques et les FinTech comme facteurs explicatifs internes à long terme, et l'inflation comme facteur explicatif externe à court terme. Par ailleurs, l'analyse des réponses impulsionnelles ressort le caractère tendanciel du risque de crédit face aux chocs des facteurs internes et externes aux banques. Cette évolution tendancielle pose clairement l'importance des réformes structurelles pour réduire la vulnérabilité des banques aux risques de crédit au Gabon.

Références bibliographiques

- Altman, E. I. (1967). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Anestiawati, C.A., Amanda, C., Khantinyano, H. et Agathe, A. (2025), "Bank FinTech and credit risk: comparison of selected emerging and developed countries", *Études en Economie et Finance*. <https://doi.org/10.1108/SEF-12-2023-0714>.
- Breusch, T. S., and A. R. Pagan. 1979. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica* 47: 1287-1294.
- Cheng, M. Y. et Qu, Y. (2020). La FinTech bancaire réduit-elle le risque de crédit ? Témoignages de la Chine. *Pacific-Basin Finance Journal*, 63, article 101398. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2020.101398>
- Chietra Aracely Anestiawati, Angelica Agatha, Hengdhamma Khantinyano, Citra Amanda (2025). FinTech bancaire et risque de crédit : comparaison de certains pays émergents et développés. <https://doi.org/10.1108/sef-12-2023-0714>
- Chiorazzo, V., et al. (2021). The Impact of Portfolio Diversification on Bank Stability. *European Banking Review*, 18(4), 233-256.
- Comité de Bâle (2015). Règle prudentielle des accords du BÂLE III : La révision de la couverture du risque de crédit.
- Cook, R. D., and S. Weisberg. 1983. Diagnostics for heteroscedasticity in regression. *Biometrika* 70: 1-10.
- Crozier (Michel) et Friedberg (Erhard). L'acteur et le système. Paris, Edition du Seuil, 1977, 445 p., bibliogr., index (Sociologie politique).
- Dickey, D. A. and W. A. Fuller (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74 (366), 427-431.
- Freixas, X., & Rochet, J. C. (2020). *Microeconomics of Banking*. MIT Press.
- Hassler, U. and J. Wolters (2006): Autoregressive Distributed Lag Models and Cointegration. *Allgemeines Statistisches Archiv*, 90, 59-74.
- Hassler, U. and J. Wolters (2005): Autoregressive Distributed Lag Models and Cointegration. Freie Universitaet Berlin, Working Paper No.2005/22.
- Ibekwe, C., & Okafor, P. (2022). Bank Resilience During Economic Crises: The Case of COVID-19 in Africa. *African Financial Journal*, 10(3), 87-105.
- Jensen, M. C., and Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm : Managerial behaviour, agency costs and ownership structure. *Journal of financial economics*, 3(4), 305-360.
- Kouemou Watcho, I. S. (2024). Qualité du portefeuille de crédits et solidité des banques des pays de la CEMAC. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 5(8), 112-128.
- Kripfganz, S. and D. Schneider (2020) : Response surface regressions for critical value bounds and approximate p-values in equilibrium correction models. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 82 (6), 1456-1481. DOI: 10.1111/obes.12377.

- Luetkepohl, H. (2005) : New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag.
- MacKinnon, J. G. (1991). Critical values for cointegration tests. In: R. F. Engle and C. W. J. Granger (Eds.): Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration, Chapter 13, pp. 267-276. Oxford, UK: Oxford University Press.
- MacKinnon, J. G. (1996). Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. *Journal of Applied Econometrics*, 11 (6), 601-618.
- Marwa, N., & Habimana, O. (2021). Sectoral Credit Diversification and Bank Performance in Central Africa. *African Economic Review*, 15(2), 112-135.
- Nakamura, E., & Steinsson, J. (2019). Monetary Policy and Credit Risk Dynamics. *Journal of Economic Perspectives*, 33(4), 45-66.
- Narayan, P.K. (2005): The Saving and Investment Nexus for China: Evidence from Cointegration Tests. *Applied Economics*, 37 (17), 1979-1990.
- Nouhaila Belfatmi et Hicham Ouakil (2020), « Essai de modélisation du taux de change réel marocain ». *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics (IJAFAME)*. Laboratoire des Sciences Économiques et Politiques Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc. ISSN: 2658-8455 Volume 1, Issue 1 (July, 2020), pp. 89-98.
- Ouédraogo, B., & Traoré, K. (2023). Banking Regulation and Financial Stability in CEMAC Countries. *West African Economic Studies*, 19(1), 34-52.
- Pesaran, M.H. and Y. Shin (1999): An Autoregressive Distributed Lag Modelling Approach to Cointegration Analysis. In: Strom, S. (Ed.): *Econometrics and Economic Theory in the 20th Century: The Ragnar Frisch Centennial Symposium*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Pesaran, M.H., Shin, Y. and R.J. Smith (2001): Bounds Testing Approaches to the Analysis of Level Relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16 (3), 289-326.
- Veronneau, S., & Legault, M. (1991). Le modèle de prédiction de la faillite des entreprises canadiennes. *Revue de Finance*, 7(2), 22-37.
- White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817-838.