

Financement Agricole, Conditions Agroclimatiques et Résilience Agricole au Sénégal : Une Analyse Logit (1960-2024)

Financial and Agroclimatic Determinants of Agricultural Resilience in Senegal: A Logit Analysis (1960-2024)

Yamadou Faty#1, Ndiouma Ndour*2

#Université Iba Der Thiam de Thiès

Thiès, Sénégal

lyamadou.faty@univ-thies.sn

*Université Assane Seck de Ziguinchor

Ziguinchor, Sénégal

2ndiouma2010@gmail.com

Résumé— Cet article analyse les déterminants financiers et agroclimatiques de la résilience agricole au Sénégal sur 1960-2024, avec pour question centrale de savoir si le financement agricole constitue un levier de résilience aussi robuste, sinon plus, que les conditions climatiques elles-mêmes. La résilience est mesurée par un indice composite transformé en variable binaire, estimé par un modèle logit intégrant le crédit agricole, le SPEI-12, la pluviométrie et le taux directeur de la BCEAO. Le crédit agricole exerce un effet positif et statistiquement robuste sur la probabilité de résilience : une unité supplémentaire de crédit augmente la probabilité moyenne de résilience d'environ 0,269 point de pourcentage. La qualité prédictive du modèle est élevée, avec une précision globale de 81,5 % et une aire sous la courbe ROC de 0,901. En conclusion, le financement agricole apparaît comme le levier de résilience le plus robuste identifié dans cette spécification, devant les variables agroclimatiques, ce qui plaide pour une politique de crédit agricole conçue explicitement comme un instrument d'adaptation climatique.

Mots-clés— *résilience agricole ; crédit agricole ; logit ; SPEI ; Sénégal*

Abstract— This paper investigates the financial and agroclimatic determinants of agricultural resilience in Senegal over 1960-2024, addressing whether agricultural finance constitutes a resilience lever as robust as, or more robust than, climatic conditions themselves. Resilience is measured through a composite index converted into a binary outcome and estimated with a logit model. Agricultural credit has a positive and statistically robust association with the probability of resilience, raising it by about 0.269 percentage point per unit increase. The model shows strong predictive ability, with 81.5% classification accuracy and a ROC-AUC of 0.901. In conclusion, agricultural finance emerges as the most robust resilience lever identified in this specification, ahead of agroclimatic variables, which supports designing agricultural credit policy explicitly as a climate adaptation instrument.

Keywords— *agricultural resilience; agricultural credit; logit model; SPEI; Senegal*

I. INTRODUCTION

La résilience agricole est devenue une question centrale pour les économies sahéliennes, où la production dépend fortement des conditions hydriques, de la variabilité climatique et de la capacité des producteurs à mobiliser des ressources financières au bon moment. Au Sénégal, la combinaison d'une agriculture encore largement pluviale, d'une exposition récurrente aux sécheresses et d'un accès inégal au crédit rend nécessaire

une analyse intégrée reliant climat, financement et performance socioéconomique. Les travaux du GIEC [1] soulignent que les systèmes agricoles africains sont particulièrement sensibles aux risques climatiques, tandis que les approches de résilience invitent à dépasser la simple mesure du choc pour étudier la capacité du système à maintenir ou restaurer ses fonctions essentielles [2].

Le financement agricole ne constitue pas seulement une variable monétaire : il peut jouer un rôle d'amortisseur, en permettant l'achat d'intrants, le lissage des revenus, l'investissement productif et l'adaptation aux chocs. Ce rôle reste toutefois empiriquement discutable, le crédit pouvant accompagner la résilience ou être attribué prioritairement aux producteurs déjà plus favorisés. L'objectif de cet article est d'évaluer, sur données annuelles sénégalaises 1960-2024, dans quelle mesure le crédit agricole, les conditions hydriques et l'environnement monétaire contribuent à expliquer l'appartenance d'une année à un régime de résilience agricole.

II. CADRE CONCEPTUEL ET HYPOTHESE

La notion de résilience trouve son origine dans les travaux de Holling [3], qui la relie à la capacité d'un système à absorber une perturbation tout en maintenant ses relations fondamentales. Barrett et Constanas [2] proposent une lecture centrée sur la capacité des ménages, communautés ou systèmes à éviter des trajectoires défavorables face aux stress et aux chocs, une approche qui rejoint les travaux sur les trappes à pauvreté, où les contraintes d'actifs, de financement et de risque peuvent empêcher les agents de maintenir une trajectoire ascendante [4]. La méthode RIMA de la FAO [5] insiste sur l'intérêt d'une mesure quantitative de la résilience adaptée au contexte et aux chocs étudiés.

Plusieurs travaux ont tenté de quantifier les déterminants de la résilience agricole en Afrique subsaharienne. Alinovi et al. [6] construisent un indice de résilience pour le Kenya combinant revenu, accès aux services et capital social, et montrent que l'accès au crédit est l'un des facteurs les plus discriminants. Frankenberger et Nelson [7] soulignent que la mesure de la résilience doit intégrer les capacités absorptives, adaptatives et transformatives, tandis que Tendall et al. [8] distinguent robustesse, récupération et réorientation. Dans le contexte ouest-africain, Karlan et al. [9] montrent au Ghana que la levée des contraintes de crédit modifie significativement les choix productifs des agriculteurs, et Giné et Yang [10] documentent au Malawi les complémentarités entre crédit et assurance. Ces travaux fondent l'hypothèse centrale de l'article : le crédit agricole pourrait constituer le principal levier de résilience en contexte sahélien. Plus récemment, Frankenberger, Choularton, Kurtz et Nelson [18] affinent la mesure de la résilience en intégrant explicitement les chocs et facteurs de stress comme composantes à part entière de l'indice, une lecture proche de la démarche adoptée ici. Janzen et Carter [19] montrent par ailleurs que l'assurance indiciaire réduit le recours aux stratégies d'adaptation destructrices après un choc climatique, ce qui suggère que les instruments financiers, crédit ou assurance, jouent un rôle de protection actif plutôt que passif. Pour le Sénégal précisément, une méta-analyse récente couvrant 83 observations issues de neuf études confirme que les indicateurs de résilience agricole varient fortement selon les choix méthodologiques retenus [20], ce qui justifie la démarche de robustesse adoptée dans cet article. En somme, cette littérature converge sur un point : le crédit agricole est systématiquement identifié comme un facteur discriminant de résilience, mais rarement testé conjointement avec des variables climatiques dans un cadre économétrique unique pour un pays sahélien, ce qui définit précisément l'espace de contribution de cet article.

III. DONNEES ET METHODOLOGIE

Pour tester empiriquement cette hypothèse, la section suivante détaille la construction de la variable de résilience et la stratégie d'estimation retenue. La variable dépendante est construite en deux étapes à partir de sources institutionnelles (Banque mondiale, FAOSTAT, BCEAO, ANSD, DAPSA, CRU/ERA5, SPEIbase).

Chaque dimension est d'abord normalisée par transformation min-max, puis l'indice composite est obtenu par moyenne arithmétique de cinq variables normalisées : rendement céréalier, valeur ajoutée agricole par travailleur, emploi agricole, production alimentaire et prix agricoles. L'indice est enfin transformé en variable binaire, une année étant classée résiliente si l'indice dépasse sa médiane, ce qui produit une répartition quasi équilibrée : 33 observations non résilientes et 32 résilientes.

Le modèle logit estime la probabilité conditionnelle qu'une année soit résiliente selon la fonction logistique standard, avec le crédit agricole, le SPEI-12, la pluviométrie et le taux directeur BCEAO comme variables explicatives, interprétées à partir de leur signe, de leur significativité, des odds ratios et des effets marginaux moyens [11], [12], [13]. Le logit est préféré au probit pour son interprétation directe en odds ratios, les deux modèles produisant des résultats très proches sur des échantillons de cette taille [13]. Avec 65 observations pour 4 variables explicatives, le ratio observations par paramètre est d'environ 13, au-delà du seuil minimal de 10 recommandé par Hosmer et al. [12]. Les diagnostics portent sur la multicollinéarité par les VIF, l'apport des variables par le test du rapport de vraisemblance, et la capacité prédictive à travers la précision globale, la matrice de confusion et l'aire sous la courbe ROC [14], [15].

Fig. 1 retrace l'évolution de l'indice composite de résilience depuis 1960. La trajectoire montre une progression de long terme, avec une accélération visible après les grandes sécheresses des années 1970 et une nette amélioration sur la période récente.

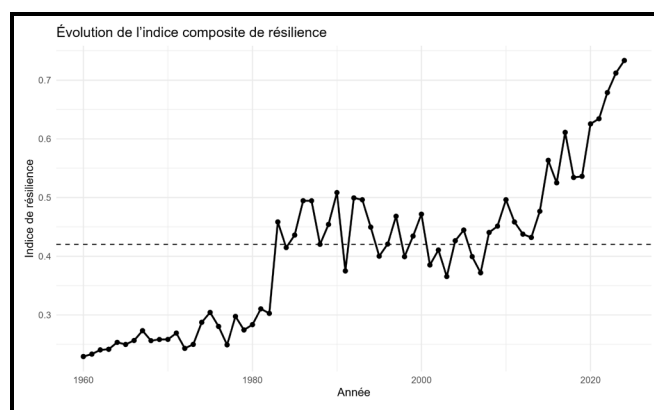


Fig. 1. Évolution de l'indice composite de résilience, 1960–2024

Cette dynamique de long terme, marquée par une accélération nette après les grandes sécheresses des années 1970, suggère que la résilience agricole sénégalaise n'est pas statique : elle répond à des chocs et à des politiques, ce que la section suivante cherche précisément à expliquer de manière causale.

IV. RESULTATS

Le crédit agricole présente un coefficient positif et statistiquement significatif au seuil de 1 % (odds ratio = 1,021). Le SPEI-12 présente également un signe positif, compatible avec l'hypothèse selon laquelle de meilleures conditions hydriques renforcent la résilience, mais son coefficient individuel n'est pas significatif. La pluviométrie et le taux directeur BCEAO ne sont pas significatifs dans cette spécification. Concrètement, ce dernier résultat ne signifie pas que la politique monétaire est sans effet sur l'agriculture, mais que sa transmission vers la résilience, une capacité systémique mesurée sur plusieurs dimensions, est trop indirecte pour apparaître significative dans ce modèle, contrairement à son effet plus direct sur le défaut agricole mis en évidence par ailleurs.

TABLE I. COEFFICIENTS ET EFFETS MARGINAUX DU MODÈLE LOGIT

Variable	Coef.	p	Odds ratio	Effet marginal
Crédit agricole	0,0209	6,49e-05	1,021	0,0027 (p<0,001)
SPEI-12	1,9455	0,300	6,997	0,250 (p=0,292)
Pluviométrie	-0,00016	0,935	0,9998	-2,05e-05 (p=0,935)
Taux directeur BCEAO	-0,1425	0,357	0,867	-0,0183 (p=0,346)

L'effet marginal moyen du crédit agricole est de 0,0027 et hautement significatif : une unité supplémentaire de crédit agricole accroît la probabilité moyenne de résilience d'environ 0,27 point de pourcentage. Fig. 2 illustre cet effet : la relation suit une courbe logistique croissante nette, passant d'une probabilité inférieure à 0,20 pour les niveaux de crédit les plus faibles à une probabilité proche de 1 pour les niveaux les plus élevés. Autrement dit, le crédit agricole ne se contente pas de déplacer marginalement la probabilité de résilience : il fait basculer un système agricole d'un régime à dominante vulnérable vers un régime à dominante résiliente lorsque son accès dépasse un certain seuil, une dynamique de type point de bascule plutôt qu'un effet linéaire constant.

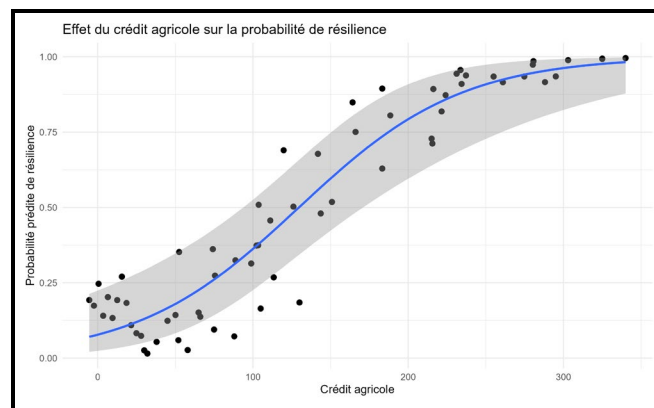


Fig. 2. Effet du crédit agricole sur la probabilité prédite de résilience

La précision globale du modèle atteint 81,5 %, avec 53 observations correctement classées sur 65 (Fig. 3). L'aire sous la courbe ROC est de 0,901 (Fig. 4), indiquant une très bonne capacité de discrimination entre années résilientes et non résilientes. Le pseudo- R^2 de McFadden, égal à 0,416, confirme un pouvoir explicatif substantiel pour un modèle logit appliqué à une série macroéconomique annuelle. Concrètement, une précision de 81,5 % signifie que le modèle se trompe sur seulement 12 des 65 années observées, et l'AUC de 0,901 indique qu'il classerait correctement une paire année résiliente / année non résiliente choisie au hasard dans environ 9 cas sur 10, un niveau de discrimination rarement atteint avec un modèle à seulement quatre variables explicatives.

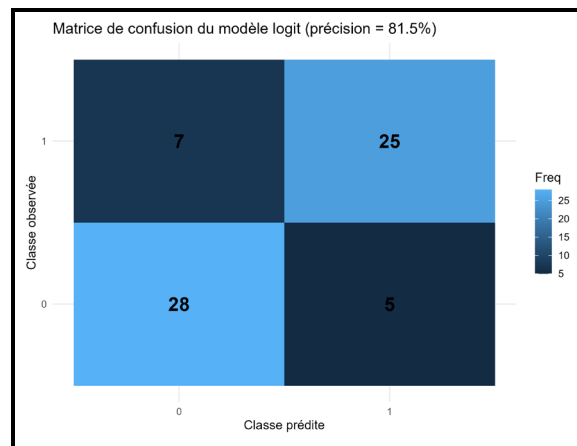


Fig. 3. Matrice de confusion du modèle logit

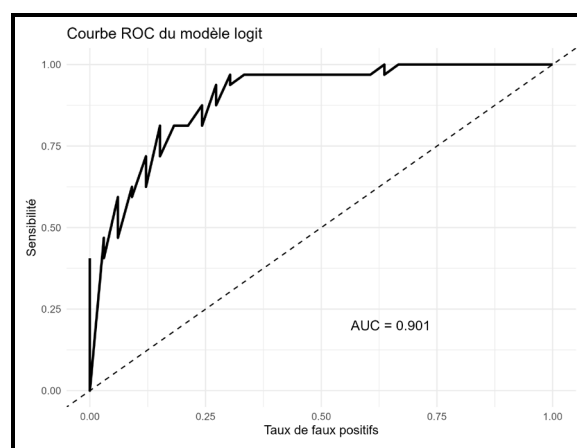


Fig. 4. Courbe ROC du modèle logit (AUC = 0,901)

Trois tests de robustesse confirment ces résultats. Un modèle probit produit des résultats qualitativement identiques, le crédit agricole restant la seule variable significative ($p < 0,001$) avec une précision globale de 80,0 %. Le remplacement du seuil de binarisation par le premier ou le troisième quartile laisse le crédit agricole comme seule variable significative, avec des odds ratios comparables (1,018 et 1,024). Une validation croisée leave-one-out confirme la stabilité du coefficient du crédit sur les 65 itérations (moyenne 0,020, écart-type 0,003), avec une AUC moyenne de 0,887, proche de l'AUC in-sample, ce qui écarte un risque de surajustement.

Pris ensemble, ces résultats convergent vers un message unique : parmi les quatre déterminants testés, le crédit agricole est le seul à combiner significativité statistique, stabilité sur l'ensemble des tests de robustesse, et pouvoir discriminant élevé. La section suivante en discute les implications au regard de la littérature existante.

V. DISCUSSION

Le résultat principal est que le financement agricole apparaît comme le déterminant le plus robuste de la résilience agricole dans la spécification retenue. Ce résultat rejoint Karlan et al. [9], qui montrent dans un essai randomisé au Ghana que la levée des contraintes de crédit permet aux agriculteurs d'investir davantage en intrants et d'augmenter leurs profits de 15 à 20 %. Carter et Barrett [4] expliquent théoriquement ce mécanisme par le concept de trappe à pauvreté fondée sur les actifs, et le crédit agricole, en élevant les ménages au-dessus du seuil critique, leur permet de basculer vers une dynamique de résilience. Binswanger et Khandker [16] confirment cet effet à grande échelle en Inde. La contribution spécifique de cet article est de

montrer que, dans le contexte sahélien sénégalais, ce mécanisme opère également au niveau macroéconomique. Cette lecture converge aussi avec des travaux très récents menés en Afrique de l'Ouest : au Ghana, Batung et al. [21] montrent, à partir d'une enquête auprès de 1 100 exploitants, que l'accès au crédit est associé à une résilience perçue plus élevée face au changement climatique, un résultat mesuré au niveau individuel qui rejoint directement le résultat macroéconomique obtenu ici pour le Sénégal. La convergence entre une mesure agrégée sur 65 ans et une enquête transversale récente renforce la robustesse externe du résultat central de cet article.

Le rôle moins net des variables agroclimatiques ne signifie pas que le climat est secondaire ; il suggère plutôt que les moyennes annuelles de pluviométrie et l'indice SPEI ne captent pas toute la complexité des chocs agricoles. Ce constat est cohérent avec les résultats de l'hypothèse HG1, où le SPEI-12 influence significativement le rendement céréalier mais pas la résilience dans sa globalité, l'indice de résilience intégrant aussi l'emploi agricole, la production alimentaire et les prix. Vicente-Serrano et al. [17] soulignent que la réponse des systèmes agricoles au stress hydrique dépend de multiples facteurs d'adaptation qui amortissent l'impact climatique brut, et le GIEC [1] confirme que la résilience n'est pas l'inverse de la vulnérabilité mais une propriété systémique.

L'absence de significativité du taux directeur BCEAO s'explique probablement par le caractère indirect de la transmission de la politique monétaire vers le financement agricole. Mis en perspective avec l'hypothèse HG2, où le taux directeur cause significativement le taux de défaut agricole, ce résultat s'explique par la différence entre les deux variables dépendantes : le défaut mesure une détérioration ponctuelle de la solvabilité, tandis que la résilience mesure une capacité systémique à maintenir un régime de performance, que d'autres amortisseurs peuvent compenser.

Cette contribution se distingue également de la méta-analyse la plus proche du présent travail, celle de Tirgariseraji et al. [20], qui recense 83 observations issues de neuf études sur la résilience agricole sénégalaise et conclut que les indicateurs de résilience varient fortement selon la méthode de construction retenue. Plutôt que de synthétiser des indices hétérogènes construits par d'autres, cet article propose sa propre mesure composite et sa propre estimation causale, ce qui permet d'identifier explicitement le crédit agricole comme facteur discriminant plutôt que de rester au niveau d'une synthèse de la variabilité méthodologique. Les deux approches sont complémentaires : là où la méta-analyse identifie un besoin d'harmonisation des indicateurs, cet article fournit un exemple d'application complète, de la construction de l'indice à l'identification de ses déterminants.

VI. LIMITES ET CONCLUSION

L'article doit être lu comme une analyse de probabilité et d'association statistique, non comme une preuve causale définitive. Trois limites méritent d'être reconnues : un échantillon de 65 observations annuelles imposant une spécification parcimonieuse, une variable dépendante composite dépendant des choix de normalisation, et une endogénéité potentielle du crédit agricole. Des modèles dynamiques, des variables instrumentales ou l'intégration de données satellitaires de végétation constituent des prolongements naturels.

Cet article montre que le crédit agricole est positivement et significativement associé à la probabilité de résilience agricole au Sénégal sur 1960-2024, avec une qualité prédictive élevée (précision 81,5 %, AUC 0,901). Le financement agricole constitue un levier central de résilience, à condition d'être conçu comme un instrument d'adaptation, tandis que les variables agroclimatiques agissent davantage comme facteurs contextuels dans la spécification retenue.

RÉFÉRENCES

- [1] GIEC, « Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability », Cambridge Univ. Press, Cambridge, 2022.
- [2] C. B. Barrett et M. A. Constan, « Toward a theory of resilience for international development applications », PNAS, vol. 111, no. 40, pp. 14625–14630, 2014.
- [3] C. S. Holling, « Resilience and stability of ecological systems », Annu. Rev. Ecol. Syst., vol. 4, pp. 1–23, 1973.
- [4] M. R. Carter et C. B. Barrett, « The economics of poverty traps and persistent poverty », J. Dev. Stud., vol. 42, no. 2, pp. 178–199, 2006.
- [5] FAO, « RIMA-II: Resilience Index Measurement and Analysis II », Rome, 2016.
- [6] L. Alinovi, M. D'Errico, E. Mane, et D. Romano, « Livelihoods strategies and household resilience to food insecurity », Eur. Rep. Dev., 2010.
- [7] T. R. Frankenberger et S. Nelson, « Summary of the expert consultation on resilience measurement for food security », FAO & WFP, 2013.
- [8] D. M. Tendall et al., « Food system resilience: Defining the concept », Glob. Food Secur., vol. 6, pp. 17–23, 2015.
- [9] D. Karlan, R. Osei, I. Osei-Akoto, et C. Udry, « Agricultural decisions after relaxing credit and risk constraints », QJE, vol. 129, no. 2, pp. 597–652, 2014.
- [10] X. Gine et D. Yang, « Insurance, credit, and technology adoption », J. Dev. Econ., vol. 89, no. 1, pp. 1–11, 2009.
- [11] D. McFadden, « Conditional logit analysis of qualitative choice behavior », in *Frontiers in Econometrics*, Academic Press, 1974, pp. 105–142.
- [12] D. W. Hosmer, S. Lemeshow, et R. X. Sturdivant, *Applied Logistic Regression*, 3rd ed. Wiley, 2013.
- [13] J. M. Wooldridge, *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2nd ed. MIT Press, 2010.
- [14] J. A. Hanley et B. J. McNeil, « The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve », Radiology, vol. 143, no. 1, pp. 29–36, 1982.
- [15] T. Fawcett, « An introduction to ROC analysis », Pattern Recognit. Lett., vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.
- [16] H. P. Binswanger et S. R. Khandker, « The impact of formal finance on the rural economy of India », J. Dev. Stud., vol. 32, no. 2, pp. 234–262, 1995.
- [17] S. M. Vicente-Serrano, S. Begueria, et J. I. Lopez-Moreno, « A multiscalar drought index: The SPEI », J. Clim., vol. 23, no. 7, pp. 1696–1718, 2010.
- [18] T. R. Frankenberger, R. Choularton, J. Kurtz, et S. Nelson, « Measuring Shocks and Stressors as Part of Resilience Measurement », Resilience Measurement Technical Working Group, 2015.
- [19] S. A. Janzen et M. R. Carter, « After the drought: The impact of microinsurance on consumption smoothing and asset protection », Am. J. Agric. Econ., vol. 101, no. 3, pp. 651–671, 2019.
- [20] M. Tirgariseraji, A. P. Nejadhashemi, I. Ciampitti, et P. V. V. Prasad, « Spatial Patterns and Determinants of Agricultural Resilience: Evidence From Senegal », Food Energy Secur., vol. 14, no. 2, e70070, 2025.
- [21] E. S. Batung, K. Mohammed, M. M. Kansanga, H. Nyantakyi-Frimpong, et I. Luginaah, « Credit access and perceived climate change resilience of smallholder farmers in semi-arid northern Ghana », Environ. Dev. Sustain., vol. 25, no. 1, pp. 321–350, 2023.