

Impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat sur la production et le revenu des ménages dans le bassin arachidier du Sénégal

Impact of Adopting Climate-Smart Agriculture on Production and Household Income in Senegal's Peanut-Growing Region

Diallo Mamadou Abdoulaye

Enseignant-chercheur

Faculté des sciences économiques et de gestion (FASEG)

Université cheikh Anta Diop-Sénégal

Laboratoire de recherches sur les institutions et la croissance (LINC)

Diakhaté Pape Bilal

Chargé de recherches

Bureau d'analyses macroéconomiques (BAME)

Institut sénégalais de recherches agricoles (ISRA)

Khady Wade

Doctorante

Faculté des sciences économiques et de gestion (FASEG)

Université cheikh Anta Diop-Sénégal

Laboratoire de recherches sur les institutions et la croissance (LINC)

Date de soumission : 04/08/2026

Date d'acceptation : 02/10/2026

Pour citer cet article :

Diallo. M.A. & AL. (2026) « Impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat sur la production et le revenu des ménages dans le bassin arachidier du Sénégal », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 10 » pp : 511- 532.

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

Attribution License 4.0 International License



Résumé

Ce papier évalue l'impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat (AIC) sur la production et le revenu des exploitations de mil et d'arachide dans le bassin arachidier du Sénégal. L'étude repose sur les données du projet Enabel VIC, collectées auprès de 249 chefs de ménage.

L'impact de cette adoption a été quantifié à l'aide du modèle d'appariement par les scores de propension (PSM). Les résultats indiquent que l'adoption de l'AIC entraîne une hausse de la production d'arachide de 52,04 % (selon la méthode du plus proche voisin) et de 36,34 % (selon la méthode kernel), ainsi qu'une augmentation des revenus issus de sa commercialisation de 41,19 % et 69,05 % respectivement. En revanche, les effets sur la production et le revenu du mil sont non significatifs. Ces résultats suggèrent de renforcer la vulgarisation agricole, d'investir dans les infrastructures rurales, de développer des marchés de proximité pour les produits issus de l'AIC et de sécuriser l'accès à la terre afin de favoriser une adoption durable de l'AIC.

Mots clés : AIC ; Arachide ; Bassin arachidier ; Mil ; Sénégal.

Abstract

This paper assesses the impact of the adoption of climate-smart agriculture (CSA) on production and income in millet and groundnut farms in Senegal's groundnut-growing region. The study is based on data from the Enabel VIC project, collected from 249 household heads. The impact of this adoption was quantified using the propensity score matching (PSM) model. The results indicate that the adoption of CSA leads to a 52.04% increase in peanut production (using the nearest-neighbor method) and a 36.34% increase (using the kernel method), as well as a 41.19% and 69.05% increase, respectively, in income from peanut sales. In contrast, the effects on millet production and income are not significant. These results suggest strengthening agricultural extension services, investing in rural infrastructure, developing local markets for CSA-based products, and securing access to land to promote the sustainable adoption of CSA.

Keywords: CSA; Peanut; Peanut-growing region; Millet; Senegal.

Introduction

La majorité des Objectifs de Développement Durable (ODD) relatifs à la sécurité alimentaire restent inatteignables (FAO, FIDA, OMS, PAM et UNICEF, 2024). Cette situation résulte de la conjonction de plusieurs crises majeures, notamment la pandémie de COVID-19, les conflits armés persistants et les effets du changement climatique, qui exacerbent la pauvreté, l'insécurité alimentaire et les problèmes environnementaux (FAO, 2023). Le changement climatique s'impose désormais comme le principal défi environnemental mondial (Kumar, et al., 2021). Les études menées à l'échelle internationale révèlent une inégale répartition des impacts, les pays en développement étant significativement plus exposés et vulnérables aux perturbations climatiques que les pays développés (Gallic, 2017). Ainsi, il devient crucial de lutter contre le changement climatique et de transformer les systèmes agroalimentaires (FAO, 2021).

Les différents rapports du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) s'accordent à reconnaître que l'agriculture, pilier du développement en Afrique de l'Ouest est l'un des secteurs les plus exposés aux impacts du changement climatique. Ce dernier affecte négativement les rendements agricoles et la production animale, compromettant ainsi la sécurité alimentaire, particulièrement dans les régions vulnérables (Ariom et al., 2022). Toutefois, l'agriculture contribue également au phénomène. En effet, elle représente environ 10 à 20 % des émissions totales de gaz à effet de serre (GES) d'origine anthropique (Ariom et al., 2022).

Pour faire face aux impacts du changement climatique sur l'activité agricole et donc sur les revenus des agriculteurs, les pays de l'Afrique subsaharienne, dont le Sénégal tentent d'apporter autant que faire se peut des stratégies d'adaptation, tel que les pratiques d'agriculture intelligente (AIC). C'est en sens que ce travail s'interroge sur l'impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat sur la production et le revenu des ménages dans le bassin arachidier du Sénégal ?

Plusieurs travaux se sont penchés sur les impacts socioéconomiques des pratiques d'agriculture intelligente face au climat avec des méthodes variées. Ainsi, Kapoor et Pal (2024) ont estimé l'impact de l'adoption de l'AIC sur le revenu des agriculteurs dans les régions semi-arides de Karnataka en Inde en utilisant les méthodes d'appariement par score de propension (PSM) et de pondération inverse par la probabilité de traitement (IPTW). Ils trouvent que l'impact varie selon le niveau d'intensification des pratiques adoptées. En effet, les gains moyens sont de 4 845 roupies pour les agriculteurs faiblement intensifiés, 6 801 roupies pour les moyennement intensifiés, et 7 858 roupies pour les fortement intensifiés. Toujours pour l'Inde, Khatri-Chetri

et al (2016) ont trouvé que l'adoption de variétés de cultures améliorées permettrait aux agriculteurs d'augmenter leur revenu net d'environ 15 712 roupies par hectare et par an. En Chine, Liang et al (2021a) ont trouvé que l'adoption de pratiques d'agriculture climato-intelligent adaptatives et atténuantes augmente le rendement du riz et le revenu net du riz de 15,879% et 19,288%, respectivement. De plus, Bello et al (2021a) ont évalué l'impact des variétés améliorées de riz sur la production des petits exploitants agricoles du sud-ouest du Nigeria, en utilisant des données transversales obtenues à partir d'un échantillon de 250 ménages cultivant du riz et en adoptant la méthode du score de propension (PSM). Ils ont obtenus comme résultats que les producteurs ayant adopté les IRV récoltent en moyenne 452 kilogrammes de riz en plus par hectare par rapport aux non-adoptants.

Au Benin, Medagbe (2018) a analysé les effets différenciés selon le genre de l'adoption des variétés de riz NERICA sur les rendements agricoles et les revenus annuels des ménages à partir de données collectées auprès de 342 riziculteurs et en utilisant le modèle de régression par moindres carrés ordinaires (MCO) basé sur la fonction de réponse moyenne locale (LARF), incluant une interaction avec la variable d'adoption. En mobilisant le cadre d'analyse des résultats potentiels, elle évalue l'effet moyen local du traitement (LATE). Ses résultats indiquent que l'adoption du NERICA a un impact significatif et positif sur les rendements ainsi que sur le revenu par habitant des ménages agricoles. Toutefois, ces effets ne sont pas uniformes selon le genre, puisque ce sont les femmes qui enregistrent des gains supérieurs comparées aux hommes. Toujours au Benin, Adeyemi et al (2010) ont cherché à mesurer l'impact de l'adoption de variétés à haut rendement sur la productivité du manioc dans treize communes réparties dans les trois grandes zones du pays (le Sud, le Centre et le Nord) à l'aide d'une approche contrefactuelle basée sur le calcul de l'effet moyen du traitement (ATE). Leurs résultats montrent que l'adoption a un impact positif et significatif sur le rendement en manioc des producteurs.

Quant au Sénégal, Diagne et al (2012) ont utilisé l'approche de l'effet marginal du traitement ainsi que les paramètres de l'effet de traitement moyen local (LATE) et du surplus moyen pour montrer que l'adoption des variétés de riz NERICA présente un impact positif significatif sur les performances de la production rizicole, en particulier en ce qui concerne la superficie emblavée, le volume de production et le rendement. Ils ont trouvé qu'en moyenne la production augmente de 722,1 kg par ménage, avec un effet plus prononcé chez les ménages dirigés par des femmes (1 195,5 kg) comparativement à ceux dirigés par des hommes (532,8 kg). Aussi, Diallo & Ndiaye (2022) ont trouvé que l'adoption des variétés améliorées de mil a un effet

positif et significatif sur le bien-être des ménages du bassin arachidier en utilisant la méthode d'appariement sur score de propension alors que Faye-Mané (2017) a trouvé une amélioration significative des rendements de mil et de sorgho suite à l'adoption de semences certifiées en utilisant la même méthode.

En somme, les études montrent que l'adoption des pratiques d'AIC tend à améliorer la production et le revenu des ménages, bien que certains résultats restent mitigés, notamment sur les rendements.

Au vu de tous ces éléments susmentionnés, la question principale posée par cette recherche est celle de savoir quel est l'impact des pratiques d'agriculture intelligente face au climat sur la production et le revenu des ménages agricoles dans le bassin arachidier du Sénégal ?

Ainsi, l'objectif principal de cet article est de quantifier l'impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat sur la production ainsi que sur le revenu des ménages producteurs de mil et d'arachide dans trois départements du Sénégal à savoir les départements de Birkilane, Gossas et Guineguineo.

Pour la suite de ce papier, la section 1 présentera la méthodologie et la source des données, la section 2 sera consacrée à la présentation des résultats et la section 3 abordera la discussion de ces derniers.

1. Méthodologie et source des données

Pour évaluer l'impact de l'adoption des techniques d'AIC sur le revenu des ménages, nous utiliserons la méthode du score moyen de propension (PSM).

1.1. Méthodologie

L'analyse de l'impact de l'adoption des pratiques climato-intelligentes sur la production et le revenu des ménages agricoles peut faire appel à plusieurs approches économétriques. Parmi ces celles-ci on peut citer, la méthode des doubles différences, la méthode des « Essais randomisés contrôlés » ou encore RCT, la régression sur discontinuité, la méthode des variables instrumentales, le Matching ou encore le score moyen de propension. Toutefois, le choix de chaque méthode repose sur des critères bien définis.

La méthode des doubles différences est adaptée lorsque les données de l'intervention sont disponibles avant et après la mise en place du projet faisant objet d'une évaluation. La randomisation est une des méthodes expérimentales, et elle permet aussi de surmonter le problème du contrefactuel car les individus traités et non traités sont en moyenne parfaitement équivalents comme le traitement est indépendant du potentiel résultat (Faye-Mané, 2017). La régression sur discontinuité exploite une connaissance précise des règles qui déterminent le

traitement à partir d'une variable de sélection qui a un impact discontinu sur la probabilité d'être traité. La méthode des variables instrumentales est utilisée lorsqu'on soupçonne la présence d'endogénéité. Enfin, le Matching, largement utilisé consiste à trouver parmi les groupes des non-adoptants des individus qui ressemblent aux personnes ayant adoptées les pratiques afin d'en constituer un groupe de contrôle (Diallo & Ndiaye, 2022).

La méthode du score de propension (PSM) constitue alors une option intéressante afin de quantifier l'impact des pratiques agricoles intelligentes sur la production et le revenu des ménages agricoles. Ce choix est justifié par le fait qu'il nous est impossible d'utiliser les méthodes expérimentales (RCT), et qu'on ne dispose pas assez d'informations sur les critères de sélection sur le choix des bénéficiaires... Par ailleurs, la littérature existante montre que de nombreux auteurs ont privilégié l'approche PSM pour évaluer l'impact des pratiques agricoles innovantes dans des contextes similaires (Bello et al, 2021b ; Faye-Mané, 2017).

Pour ce papier, nous cherchons à identifier les producteurs qui ont adoptés au moins une pratique intelligente face au climat ($T=1$) et ceux qui n'ont rien adoptés ($T=0$) et à l'effet de l'adoption sur la production et le revenu des ménages agricoles des zones ciblées. On pose l'hypothèse que chaque producteur possède deux revenus potentiels et deux productions selon qu'il adopte ou non les pratiques d'AIC. Ainsi, On note Y_1 le revenu ou la production associé à $T=1$ (c'est-à-dire, le revenu des producteurs s'ils ont adoptés les pratiques climato-intelligentes) et Y_0 le revenu associé à $T=0$ (c'est-à-dire le revenu ou la production des ménages agricoles s'ils ne l'ont pas adoptées). Ce qui permet de mesurer l'effet moyen du traitement (c'est-à-dire de l'adoption d'au moins une pratique par un producteur) par la relation suivante :

$$E(Y_1 - Y_0|T = 1) = E(Y_1|T = 1) - E(Y_0|T = 1) \quad (1)$$

L'enjeu fondamental de l'évaluation d'impact consiste à trouver la situation contrefactuelle $[E(Y_0|T=1)]$, c'est-à-dire ce qu'aurait été le revenu/production d'un producteur ayant adopté au moins une pratique s'il ne l'avait pas fait. Pour cela il convient de rechercher des producteurs non adoptants présentant des caractéristiques similaires à ceux ayant adopté. L'estimation du groupe de contrôle s'effectue à l'aide des scores de propension.

1.1.1. Formalisation du modèle d'évaluation d'impact

L'estimation des scores de propension passe par deux étapes. La première consiste à choisir le modèle permettant d'estimer les probabilités. La deuxième étape porte sur le choix des variables à inclure dans le modèle qui doivent déterminer à la fois le traitement et la variable de résultat, mais qui ne sont pas affectées par un événement similaire au programme étudié.

Le score de propension est la probabilité qu'un producteur adopte au moins une pratique conditionnellement aux observables X . Sur le plan statistique, le score de propension estime pour chaque individu i , la probabilité conditionnelle P_i de recevoir un traitement $T=1$ étant donné ses caractéristiques initiales. Cette probabilité est définie comme suit :

$$\begin{cases} p(x) = p(T = 1|X) \\ Y_0 \perp T|X \Rightarrow Y_0 \perp T|p(X) \end{cases} \quad (2)$$

L'estimation des scores de propension qui sera utilisée est de type logistique :

$$\hat{p} = \frac{\exp(f(X))}{1 + \exp(f(X))} \quad (3)$$

Où $f(X)$ est une fonction des observables X . La fonction la plus simple (et la plus courante) est une forme linéaire : $f(X) = X'\beta$.

Une fois que les scores de propension ont été calculés pour chaque observation, il faut s'assurer qu'il y ait un chevauchement dans la gamme des scores de propension entre les groupes des adoptants et des non-adoptants des pratiques intelligentes appelé « support commun » (Garrido et al., 2014).

$$0 < p(T_i = 1|X_i) < 1 \quad (4)$$

L'hypothèse du support commun traduit le fait que la probabilité associée à l'adoption de pratiques climato-intelligentes est non nulle. Ce test est essentiel, car il garantit que pour chaque combinaison de caractéristiques observables d'un individu du groupe traité, il existe au moins un individu comparable dans le groupe de contrôle. Autrement dit, l'application des techniques d'appariement (Matching) n'est possible que s'il existe des non-adoptants présentant des caractéristiques similaires à celles des adoptants. Ensuite, le test d'équilibrage (balancing test) qui garantit l'équilibre entre les deux blocs permet de s'assurer que la composition des observables est la même dans le groupe des adoptants et des non-adoptants des pratiques. Après avoir étudié la qualité de l'appariement, l'étape suivante consistera à choisir comment utiliser les scores de propension pour estimer l'impact de l'adoption des pratiques d'AIC sur la production et sur le revenu des ménages agricoles des zones de l'étude.

Pour ce faire, deux techniques d'appariement sont les plus couramment être utilisées : la méthode des plus proches voisins et la méthode basée sur le noyau de Kernel proposé par Heckman et al en 1998. La première est l'algorithme le plus populaire et relativement le plus simple dans la mesure où chaque individu du groupe de traitement est apparié avec les plus proches voisins en termes de score de propension dans le groupe de contrôle (Caliendo & Kopeinig, 2008). La seconde méthode va au bout de la logique en utilisant tous les individus du groupe de contrôle, pondérés par leur distance au traité. Toutefois, chaque observation de

comparaison entre dans l'estimation avec un poids inversement proportionnel à sa distance par rapport à celle du traitement, en fonction de la distribution du score de propension. Un avantage de cette méthode est la réduction de la variance résultant de l'utilisation d'un plus grand nombre d'observations (Faye-Mané, 2017).

Enfin, l'impact de l'utilisation des pratiques d'AIC est estimé par la différence entre la moyenne des adoptants et celle des non adoptants par la relation suivante :

$$ATT = E(Y_1 - Y_0|T = 1) = E(Y_1|T = 1) - E(Y_0|T = 1) \quad (5)$$

1.1.2. Variables explicatives utilisées dans le modèle

Les variables utilisées dans le calcul du score de propension moyen (PSM) sont présentées dans le tableau 1. Il s'agit de la situation matrimoniale qui est une variable catégorielle, du niveau d'éducation du producteur, de l'ethnie du producteur, de l'âge du chef de ménage, de l'accès à des agents de vulgarisation qui est une variable binaire, de la participation (ou non) du producteur à une formation agricole et enfin du nombre de femmes dans le ménage.

Tableau 1 : Variables des modèles

Variables explicatives	
Situation matrimoniale	Variable catégorielle indiquant l'état matrimonial du producteur (ex. : célibataire, marié, veuf, etc.)
Niveau d'éducation	Variable catégorielle représentant le niveau d'instruction atteint par le producteur (ex. : sans instruction, primaire, secondaire, supérieur)
Ethnies	Variable catégorielle indiquant l'appartenance ethnique du producteur.
Age du chef de ménage	Variable discrète qui donne l'âge du producteur en années
Accès à des agents de vulgarisation	Variable binaire (1 = Oui, 0 = Non) indiquant si le producteur a accès à des services de vulgarisation agricole.
Participation à une formation agricole	Variable binaire qui permet de savoir si le producteur a participé à des formations agricoles (1=Oui et 0=Non)
Nombre de femme dans le ménage	Variable discrète indiquant le nombre de femmes vivant dans le ménage du producteur

Source : Auteurs

Par ailleurs, plusieurs pratiques d'AIC sont couramment adoptées par les ménages agricoles du bassin arachidier. Le tableau ci-dessous présente les onze pratiques utilisées selon les données de l'enquête.

Tableau 2 : Pratiques d'AIC adoptées par les ménages de la zone d'étude

AIC pratiquée	Définition
1. Utilisation de l'information climatique	Diffusion et utilisation d'informations climatiques pour aider les décideurs et les communautés à évaluer, prévenir et se préparer aux événements météorologiques ou climatiques.
2. Choix de variétés résilientes et de bon rendement	Adoption de variétés améliorées capables de résister à la sécheresse, et aux stress climatiques, tout en assurant une bonne productivité.
3. Pratique de l'agroforesterie avec des espèces utiles	Intégration durable d'arbres et d'arbustes dans les exploitations agricoles pour lutter contre la déforestation, la dégradation des sols et le changement climatique.
4. Diversification des cultures et des sources de revenu	Mise en place de plusieurs cultures ou activités économiques afin de réduire les risques liés aux aléas climatiques et d'assurer une meilleure sécurité alimentaire et financière.
5. Agriculture de conservation / Rotation des cultures	Ensemble de techniques de gestion durable du sol (semis direct, couverture végétale, rotation des cultures) visant à maintenir la fertilité, réduire l'érosion et améliorer la productivité.
6. Régénération naturelle assistée	La régénération naturelle assistée (RNA) consiste à sélectionner, à protéger et à gérer les repousses naturelles utilitaires que produisent les souches d'arbres et d'arbustes de façon délibérée dans les champs de culture.
7. Utilisation d'amendement organique et/ou engrais	Apport de fumier, compost ou engrais minéraux pour améliorer la fertilité des sols, accroître les rendements et soutenir une agriculture durable.
8. Cultures fourragères	Les cultures fourragères désignent les plantes cultivées spécifiquement pour nourrir le bétail, notamment les bovins, ovins et caprins. Elles sont cruciales pour fournir une alimentation nutritive et abondante, répondant aux besoins en croissance et en production laitière des animaux.
9. Techniques de stockage et de conservation	Pratiques visant à réduire les pertes post-récolte (greniers améliorés, silos hermétiques, etc.) pour sécuriser les disponibilités alimentaires et stabiliser les revenus.
10. Compostage	Transformation des déchets organiques (résidus de culture, fumier, etc.) en compost afin d'améliorer la fertilité des sols et réduire la dépendance aux engrais chimiques
11. Assurance climatique indicielle	Mécanisme de couverture des risques agricoles basé sur des indices climatiques (pluviométrie, sécheresse) permettant aux producteurs de se protéger financièrement contre les pertes dues aux aléas climatiques.

Source : Auteurs

1.2.Sources des données et présentation de la zone d'étude

1.2.1. Sources des données

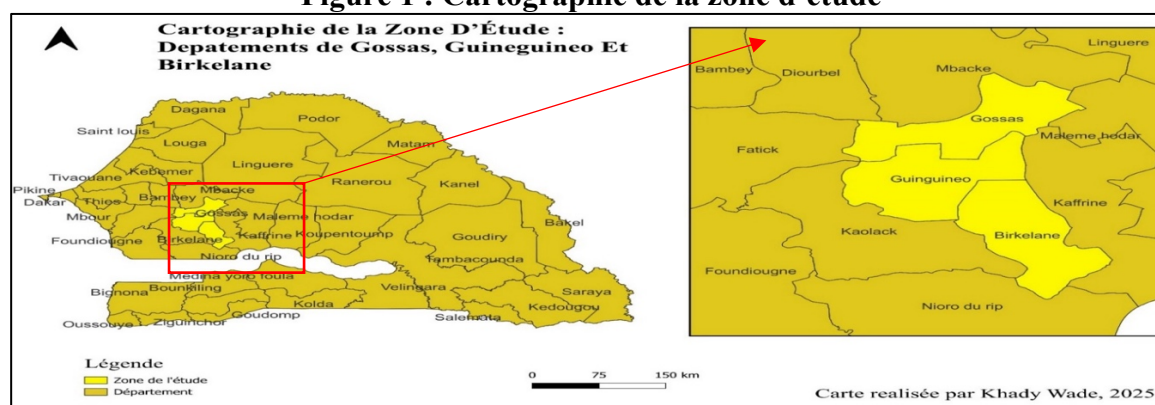
Les données mobilisées dans le cadre de cette étude proviennent de l'Institut Sénégalais de Recherches Agricoles (ISRA). Elles sont extraites du projet de mise à échelle du modèle de village intelligent face au climat (Enabel VIC), lequel a conduit une enquête approfondie réalisée en 2024, visant à mieux appréhender les connaissances, les pratiques culturelles, les

niveaux de production, les rendements ainsi que les revenus issus des activités agro-sylvo-pastorales dans les huit (8) communes ciblées par le projet.

1.2.2. Présentation de la zone d'étude

Pour les besoins de cette étude, seuls les ménages agricoles situés dans le bassin arachidier, plus précisément dans les régions de Kaffrine, Fatick et Kaolack, ont été retenus. Ces trois régions constituent le sud du bassin arachidier qui est l'une des principales régions agricoles du Sénégal. Elle est caractérisée par une forte pression foncière, une dégradation des sols et une baisse du niveau de la pluviométrie variant entre 600 et 800 mm (Faye-Mané, 2017). Les ménages agricoles sont localisés dans les départements de Birkilane, de Gossas et de Guinguinéo. La figure ci-dessous illustre la localisation des trois départements étudiés.

Figure 1 : Cartographie de la zone d'étude



Source : Auteurs¹

Le département de Gossas, chef-lieu éponyme, est situé dans la région de Fatick, laquelle compte une population de 906 918 habitants, selon les données issues du Recensement général de la population de 2023. Ce département est géographiquement encadré par les régions de Diourbel et de Kaolack. La région de Fatick se caractérise par une forte dépendance à la pluviométrie, comme en témoigne la proportion élevée de ménages agricoles pratiquant la culture pluviale, estimée à 88,6 %.

Le département de Birkilane appartient à la région de Kaffrine, dont la population s'élève à 820 405 habitants. Dans cette région, la culture pluviale constitue également l'activité agricole dominante, avec 92,9 % des ménages agricoles y ayant recours. Cette situation reflète une vulnérabilité marquée face aux aléas climatiques, notamment les variations de la pluviométrie. Enfin, le département de Guinguinéo, situé au nord-ouest de la région de Kaolack, fait partie d'une région qui abrite 1 336 720 habitants. Là encore, la culture pluviale prédomine dans les activités agricoles, avec 82,5 % des ménages agricoles qui en dépendent.

¹ Les traits noirs représentent les limites entre les régions, les départements concernés sont représentés en jaune et les traits noirs représentent les limites entre les départements

Les exploitations concernées pratiquent essentiellement les cultures du mil et de l'arachide.

2. Présentation des résultats

Dans cette section, nous allons présenter les résultats, tels que l'estimation du score de propension, l'évaluation de la qualité du matcing et l'impact des pratiques d'agriculture intelligente face au climat sur la production et les revenus des adoptants.

2.1. Estimation du score de propension et évaluation de la qualité du matching

Les résultats de l'estimation du score de propension par une régression logistique sont représentés dans le tableau 3. Les résultats statistiques valident le modèle qui est globalement significatif avec ($\text{Prob} > \chi^2 = 0.0000$), ce qui confirme la pertinence des variables explicatives retenues dans l'analyse et en plus le test de Hosmer-Lemeshow accepte l'hypothèse nulle de bonne spécification du modèle avec une probabilité de 0.2548. Le modèle présente un taux de bon classement de 70.68% et l'aire sous la courbe de ROC s'établit à 0,7350 donc traduisant une qualité acceptable du modèle. Ces résultats permettent donc de valider la qualité de l'estimation du score de propension en vue de l'appariement.

Tableau 3 : Estimation du score de propension

VARIABLES	Coefficient
Situation matrimoniale	0.851
	(0.551)
Niveau d'éducation	0.218
	(0.324)
Ethnies	-0.633**
	(0.294)
Age du chef de ménage	-0.013
	(0.010)
Participation à une formation agricole	0.189
	(0.546)
Nombre de femme dans le ménage	0.146
	(0.158)
Accès à des agents de vulgarisation	1.999***
	(0.413)
Constant	-0.346
	(0.781)
Nombre d'observation	249
Significativité globale	0.0000
Taux de bon classement	70.68%
Pseudo R2	0.1345
Area under ROC curve	0.7350
Test de Hosmer –Lemeshow	0.2548

Robust standard errors in parentheses, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

L'appariement a pour objectif de réduire les différences existantes entre les adoptants et les non-adoptants des pratiques intelligentes face au climat. L'évaluation de la qualité du matching repose notamment sur la vérification de la diminution, voire de la disparition, des différences entre les deux groupes.

Le tableau 4 présente les différences observables entre les producteurs adoptants et non-adoptants de l'AIC. Il apparaît que l'échantillon non apparié ne satisfait pas les propriétés d'équilibrage, dans la mesure où les producteurs adoptants diffèrent en moyenne des non-adoptants. Des différences significatives sont observées entre les deux groupes pour le niveau d'éducation (P-value = 0,071), l'appartenance ethnique (P-value = 0,037), la participation à une formation agricole (P-value = 0,029) et l'accès aux agents de vulgarisation (P-value = 0,000). Après appariement utilisant la méthode des cinq plus proches voisins, aucune différence significative n'est constatée entre les deux groupes dans les échantillons appariés, à l'exception de la variable « participation à une formation », qui est toutefois corrigée lorsque l'appariement est effectué par la méthode du kernel. En effet, après appariement par kernel, aucune différence significative n'est observée entre les groupes pour toutes les variables considérées. Dans l'ensemble, ces résultats indiquent que les échantillons appariés satisfont aux exigences de comparabilité, contrairement à l'échantillon non apparié.

Tableau 4 : Balancing test des échantillons appariés

Variable	Avant appariement			Après appariement (méthode du plus proche voisin)			Après appariement (méthode du noyau)		
	Traité	Contrôle	P-value	Traité	Contrôle	P-value	Traité	Contrôle	P-value
Situation matrimoniale	0,946	0,901	0,180	0,947	0,954	0,777	0,947	0,957	0,703
Niveau d'éducation	0,750	0,644	0,071	0,733	0,748	0,779	0,733	0,682	0,367
Ethnies	0,459	0,594	0,037	0,511	0,496	0,806	0,511	0,516	0,941
Age	50,020	51,149	0,554	50,718	49,290	0,453	50,718	50,917	0,916
Participation à une formation agricole	0,162	0,069	0,029	0,160	0,076	0,035	0,160	0,169	0,850
Nombre de femme dans le ménage	2,223	2,099	0,304	2,214	2,122	0,456	2,214	2,234	0,863
Accès à des agents de vulgarisation	0,412	0,089	0,000	0,344	0,344	1,000	0,344	0,349	0,922

Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

L'appariement a permis de diminuer de façon significative le biais de sélection. Cela se traduit par la réduction du biais moyen standardisé, initialement supérieur à 25 %, avec des variations comprises entre -26 % et 82 %, pour atteindre environ 3 % après appariement (avec la méthode du noyau) et 8% (avec la méthode du plus proche voisin). Par ailleurs, les tableaux 3 et 4 confirme cette amélioration, avec un biais moyen de 28,2 % avant l'appariement, contre 3,4 % après (avec la méthode du noyau) et 7,9% (avec la méthode du plus proche voisin). Ces résultats témoignent de la bonne qualité de l'appariement réalisé (Figures 2 et 3).

Figure 2 : Biais standardisé avant et après appariement avec la méthode du noyau

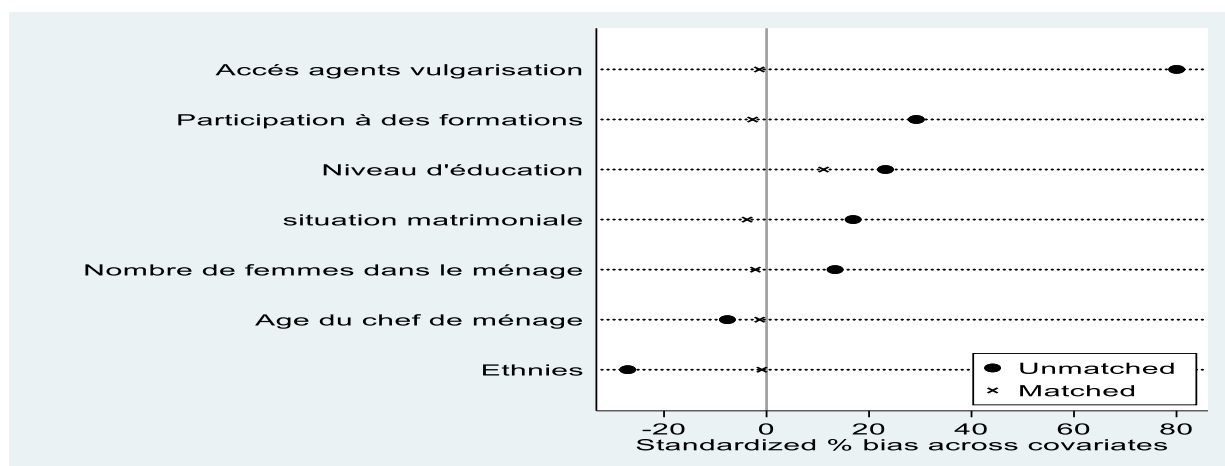
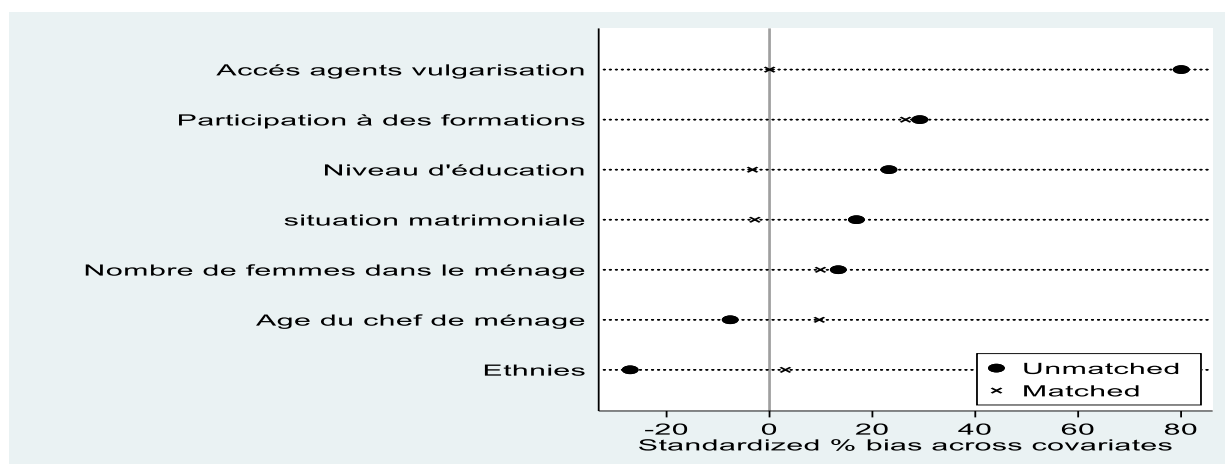


Figure 3 : Biais standardisé avant et après appariement (la méthode du plus proche voisin)



Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

La représentation graphique du support commun (Figure 4) ainsi que la distribution du score de propension (Figure 5) permettent d'apprécier la qualité de l'appariement. Il ressort un chevauchement satisfaisant des scores de propension entre les adoptants et les non-adoptants, comme illustré par la Figure 5. Cela indique que les caractéristiques des producteurs du groupe traité (adoptants) sont bien représentées dans le groupe de contrôle (non adoptants), ce qui favorise une comparaison fiable entre les deux groupes. De plus, le support commun apparaît

satisfaisant, avec une superposition visible des probabilités d'adoption entre les groupes traités et non traités.

Les producteurs adoptants ont été appariés aux non-adoptants des pratiques climato-intelligentes sur la base des scores de propension estimés à partir des modèles précédents. Les tests d'évaluation de la qualité de l'appariement sont présentés dans les tableaux 5 et 6. Il est observé une diminution significative du Pseudo R^2 , passant de 0,134 avant appariement à 0,003 après selon la méthode du noyau, et à 0,016 selon la méthode du plus proche voisin. Par ailleurs, le test de significativité jointe des variables explicatives après appariement est rejeté, avec une p-value supérieure à 5 % ($0,992 > 0,05$ et $0,564 > 0,05$). Ces résultats confirment la bonne qualité de l'appariement et indiquent une similarité satisfaisante des caractéristiques observables entre les deux groupes.

Tableau 5 : Qualité de l'appariement (méthode du noyau)

Sample	Ps R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	B
Avant appariement	0.134	45.19	0.000	28.2	92.3*
Après appariement	0.003	1.14	0.992	3.4	13.2

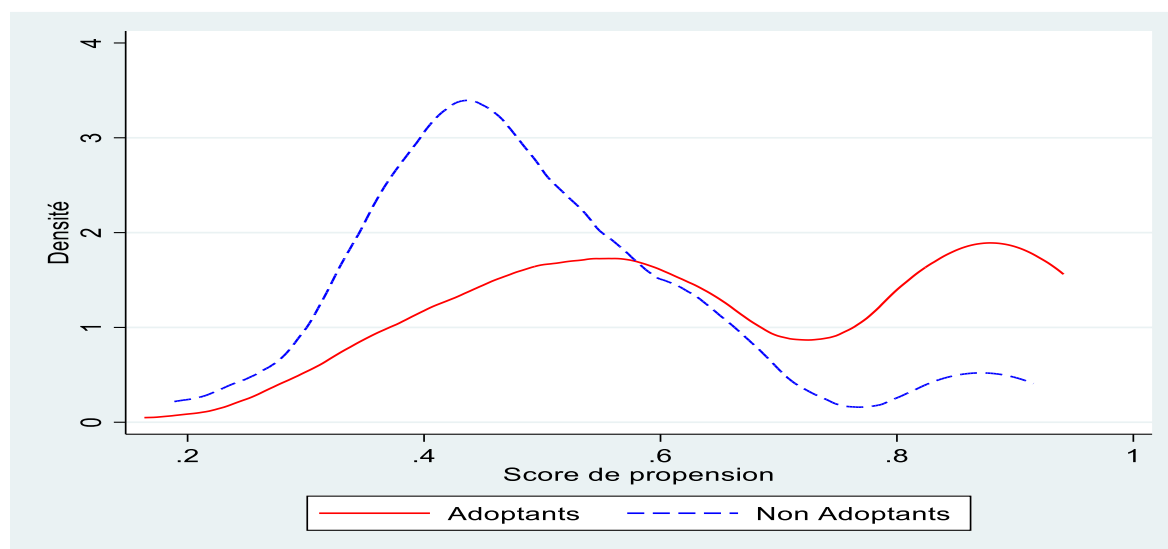
Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

Tableau 6 : Qualité de l'appariement (méthode du plus proche voisin)

Sample	Ps R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	B
Avant appariement	0.134	45.19	0.000	28.2	92.3*
Après appariement	0.016	5.80	0.564	7.9	29.6*

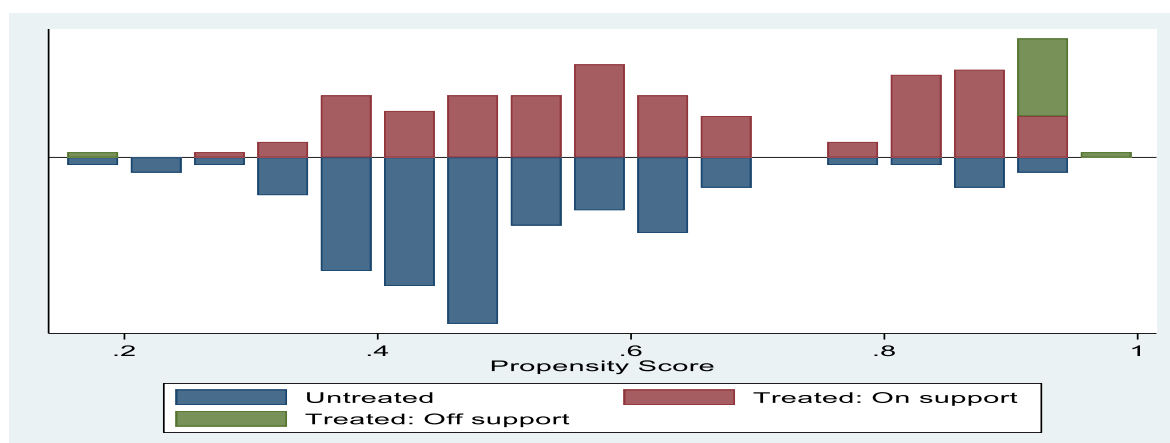
Source : Auteure à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

Figure 4 : Représentation du support commun



Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

Figure 5 : Distribution du score de propension



Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 20242

Dans cette perspective, étant donné que l'appariement s'est déroulé de manière satisfaisante et que les caractéristiques observables sont désormais similaires entre les adoptants et les non-adoptants, il est désormais possible d'estimer de manière rigoureuse l'impact de l'adoption des pratiques climato-intelligentes.

2.2. Impact des pratiques intelligentes face au climat sur la production

Les critères d'évaluation de la qualité de l'appariement ont été satisfaits par le modèle, et l'hypothèse de support commun est respectée. Il est donc désormais possible d'estimer l'effet du traitement. L'impact de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes face au climat est évalué, dans un premier temps, sur la production de chaque spéculation, à savoir le mil et l'arachide, puis sur la production totale. Par la suite, l'effet de ces pratiques sur le revenu issu de la vente de la production de chaque spéculation ainsi que sur le revenu total tiré de l'ensemble de la production est également estimé.

Les résultats de l'estimation de l'impact des pratiques agricoles intelligentes face au climat dans le bassin arachidier, indiquent un effet positif, tant sur la production de chaque spéculation considérée que sur la production agricole totale.

2.2.1. Impact sur la production de mil

Les résultats issus de l'estimation de l'impact de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes face au climat sur la production de mil révèlent un effet positif, bien que statistiquement non significatif. Plus précisément, l'évaluation par la méthode du plus proche voisin (Nearest

² « Untreated » fait référence aux non adoptants (le groupe contrôle) ;

« Treated : On support » fait référence aux adoptants qui sont dans le support commun.

« Treated : Off support » désigne les adoptants qui sont hors du support commun.

Neighbor Matching) indique un effet moyen de l'adoption estimé à 5,8 % sur la production des producteurs adoptants. En revanche, la méthode Kernel fournit une estimation légèrement inférieure, avec un effet moyen de 2,2 %. Ces résultats suggèrent une amélioration modérée de la production de mil chez les adoptants, sans toutefois atteindre un seuil de signification statistique.

2.2.2. Impact sur la production de l'arachide

En ce qui concerne la production d'arachide, les résultats issus de l'estimation de l'impact de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes révèlent un effet positif, quelle que soit la méthode utilisée. Toutefois, la significativité de cet impact varie selon la méthode d'appariement. En effet, l'estimation par la méthode du plus proche voisin montre un effet moyen positif et statistiquement significatif au seuil de 5 %, avec une augmentation de la production estimée à 52,04 % chez les producteurs adoptants. En revanche, bien que l'effet moyen obtenu à partir de la méthode Kernel (noyau) soit également positif (36,34 %), il n'est statistiquement significatif qu'à 10%³. Ces résultats suggèrent que l'adoption de ces pratiques pourrait avoir un impact substantiel sur la production d'arachide, bien que la robustesse de cette conclusion dépende de la méthode d'estimation employée.

2.2.3. Impact sur la production totale

S'agissant de la production totale, les estimations de l'impact de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes font ressortir un effet positif, mais non significatif, quel que soit le procédé d'appariement utilisé. Plus précisément, la méthode du plus proche voisin indique une augmentation moyenne de la production totale de l'ordre de 17,70 % chez les producteurs adoptants, tandis que la méthode Kernel estime cet effet à 10,74 %.

Tableau 7 : Impact de l'AIC sur la production

Variables	ATT	Ecart-type	T-stat
MIL			
Log production mil (Plus proche voisin)	0,058	0,167	0,347
Log production mil (Kernel)	0,022	0,213	0,1
ARACHIDE			
Log production arachide (Plus proche voisin)	0,419**	0,176	2,381
Log production arachide (Kernel)	0,31*	0,187	1,66
Production totale			
Log production totale (Plus proche voisin)	0,163	0,154	1,058
Log production totale (Kernel)	0,102	0,18	0,57
*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1			

Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

³ La variable dépendante étant logarithmique, les coefficients sont interprétés en variation proportionnelle par : $\text{ex}(\cdot) - 1$

2.3. Impact des pratiques intelligentes face au climat sur le revenu

Les résultats de l'estimation de l'impact de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes face au climat sur le revenu issu de la vente de la production de mil indiquent un effet négatif et non significatif, que ce soit avec la méthode du plus proche voisin ou celle du noyau. En revanche, l'analyse de l'impact sur le revenu provenant de la vente de l'arachide révèle un effet positif. Cet effet, bien que non significatif avec la méthode du plus proche voisin, devient statistiquement significatif avec la méthode du noyau. Ces résultats mettent en évidence une hétérogénéité des effets économiques selon la culture considérée, ainsi qu'une sensibilité des résultats à la méthode d'estimation utilisée

2.3.1. Impact sur le revenu issu de la vente du mil

L'estimation de l'effet moyen de l'adoption des pratiques climato-intelligentes sur le revenu issu de la vente de mil montre une baisse du revenu chez les producteurs adoptants. En effet, selon la méthode du plus proche voisin, l'adoption entraîne une diminution moyenne du revenu de 18,70 %, tandis que la méthode du noyau (Kernel) indique une réduction encore plus marquée, estimée à 24,95 %. Ces résultats, bien que non significatifs sur le plan statistique, suggèrent une tendance négative de l'adoption de ces pratiques sur le revenu issu de la vente de mil, ce qui pourrait s'expliquer par des coûts d'adoption élevés, une mise en œuvre incomplète des techniques ou une réponse différenciée selon les conditions agroécologiques.

2.3.2. Impact sur le revenu issu de la vente de l'arachide

En revanche, l'effet moyen de l'adoption des pratiques agricoles intelligentes face au climat sur le revenu issu de la vente de l'arachide est positif et relativement important. Selon la méthode du plus proche voisin, l'adoption de ces pratiques se traduit par une augmentation moyenne du revenu d'environ 41,19 % chez les producteurs adoptants. Cette hausse est encore plus marquée avec la méthode du noyau, qui estime un effet moyen d'environ 69,05 %.

Ces résultats indiquent que l'adoption des pratiques climato-intelligentes contribue de manière significative à l'amélioration des revenus tirés de la culture de l'arachide, renforçant ainsi leur pertinence dans un contexte d'adaptation au changement climatique.

2.3.3. Impact sur le revenu issu de la production totale

Les résultats de l'estimation de l'impact de l'adoption des pratiques climato-intelligentes sur le revenu issu de la vente de la production totale révèlent un effet globalement positif, quelle que soit la méthode d'appariement utilisée. En effet, l'adoption de ces pratiques conduit à une augmentation moyenne du revenu total de 33,37 % selon la méthode du plus proche voisin, et de 41,62 % selon la méthode du noyau. Toutefois, seule cette dernière estimation est

statistiquement significative au seuil de 5%. Ces résultats suggèrent que, dans l'ensemble, l'adoption des pratiques climato-intelligentes peut contribuer à une amélioration du revenu agricole global des ménages, bien que l'intensité et la significativité de cet effet dépendent de la méthode d'estimation employée.

Tableau 8 : Impact de l'AIC sur le revenu

Variable	ATT	Ecart-type	T-stat
MIL			
Log revenu mil (Plus proche voisin)	-0,207	0,281	-0,737
Log revenu mil (Kernel)	-0,287	0,4	-0,72
ARACHIDE			
Log revenu arachide (Plus proche voisin)	0,345	0,241	2,178**
Log revenu arachide (Kernel)	0,525	0,172	3,06***
REVENU TOTAL			
Log revenu total (Plus proche voisin)	0,288	0,206	1,398
Log revenu total (Kernel)	0,348	0,167	2,08**
*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1			

Source : Auteurs à partir des données de l'enquête du projet Enabel VIC, 2024

Les effets de l'adoption des pratiques climato-intelligentes varient selon les cultures et les méthodes utilisées, avec un impact significatif notamment sur l'arachide. Ces résultats montrent un potentiel d'amélioration du revenu agricole, mais suggèrent que l'efficacité des pratiques dépend de spécificités locales, comme l'autoconsommation du mil, qui pourrait expliquer l'effet négatif observé sur le revenu tiré de sa vente.

3. Discussion

Cette étude vise à évaluer l'impact de l'agriculture intelligente face au climat sur la production et le revenu des ménages agricoles dans le bassin arachidier du Sénégal. Les résultats font l'objet d'une analyse approfondie dans cette section. Celle-ci confronte les résultats empiriques obtenus aux travaux antérieurs, en vue de mettre en évidence les points de convergence et de divergence.

Les résultats obtenus indiquent que l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat (AIC) a un impact globalement positif sur la production, sans distinction des types de cultures. Son effet sur le revenu est également favorable pour la culture de l'arachide et la production totale. Toutefois, cet impact est négatif en ce qui concerne le revenu généré par la vente du mil.

Les résultats relatifs à la production corroborent ceux de la majorité des recherches existantes. Les preuves empiriques collectées soutiennent l'idée que l'adoption de l'AIC contribue de manière significative à l'un des principaux objectifs de cette approche, à savoir l'amélioration durable de la productivité agricole (Zheng et al., 2024). (Diallo & Ndiaye, 2022) ont montré que l'adoption de variétés améliorées de mil a un effet positif sur le rendement, avec un gain

moyen de 7,058 kg/ha au sein de la sous-population des adoptants, bien que cet effet ne soit pas statistiquement significatif. Khatri-Chhetri et al. (2016) confirment que les pratiques d'agriculture intelligente face au climat (CSA) ont un impact significatif sur les rendements des petites exploitations agricoles. Par ailleurs, Faye-Mané (2017) a observé que l'utilisation de semences certifiées de mil pouvait accroître les rendements de 31 à 33,6 %. De plus Midingoyi et al. (2019) ont révélé qu'une adoption progressive des pratiques de gestion intégrée des ravageurs (GIR) est positivement corrélée avec des performances agricoles améliorées et une augmentation des revenus agricoles.

La littérature empirique en général met également en évidence un impact positif de l'AIC sur les revenus des exploitants agricoles. À titre d'exemple, Ngom (2025), a constaté que l'utilisation des systèmes d'information de marché (SIM) avait un effet favorable sur les revenus des producteurs de niébé dans le bassin arachidier, augmentant ces revenus de 42 %. Khatri-Chhetri et al. (2016) ont démontré que l'adoption de pratiques AIC telles que l'utilisation de variétés de cultures améliorées, le nivellement laser et le semis direct permettait d'accroître les revenus nets des agriculteurs de respectivement 15 712, 8 119 et 6 951 INR par hectare et par an. Ayedegue et al (2020) montrent que des pratiques AIC comme l'irrigation de complément, la diversification culturale, l'instruction et le système de riziculture intensive augmentent le revenu des ménages. Toutefois, la rotation culturale a été associée à une diminution significative du revenu net des riziculteurs. Certaines pratiques agricoles peuvent conduire à des revenus négatifs, en raison de facteurs tels que des coûts de production élevés ou dans le cas de la culture du mil, à l'autoconsommation de la production par les ménages agricoles pour subvenir à leurs besoins, limitant ainsi la possibilité de générer un excédent à vendre et donc diminue le revenu. Quddoos et al. (2023) ont souligné que, malgré l'adoption de mesures efficaces d'adaptation au changement climatique, les exploitations agricoles en Autriche pourraient enregistrer une diminution de leurs bénéfices de 4,4 %.

Par ailleurs, les résultats remarquables pour le mil pourraient s'expliquer par le fait que le mil est essentiellement destiné à l'autoconsommation des ménages, mais aussi cette culture est plus résiliente aux changements climatiques. Ainsi, les producteurs apportent peu d'innovations pour cette spéculation dans le bassin arachidier. C'est tout le contraire de l'arachide qui est l'une des principales cultures de rente au Sénégal et une source de revenu essentiel pour les agriculteurs du pays.

Conclusion

L'objectif principal de cet article était d'évaluer l'impact de l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat (AIC) sur la production et sur le revenu des ménages agricoles dans le bassin arachidier du Sénégal, plus précisément dans les départements de Birkilane, Gossas et Guineguinéo. L'hypothèse principale du travail est que les ménages ayant adopté des méthodes d'agriculture intelligente enregistrent une augmentation significative de leur production et de leurs revenus par rapport aux non adoptants.

L'étude s'est appuyée sur un échantillon de 249 producteurs et a mobilisé la méthode d'appariement sur score de propension (Propensity Score Matching) pour évaluer l'impact sur la production et sur le revenu des ménages agricoles.

Les résultats indiquent que l'adoption de l'agriculture intelligente face au climat (AIC) exerce un effet positif sur la production totale ainsi que sur celle de chaque spéculation cultivée. Toutefois, seul l'impact sur la production d'arachide s'avère statistiquement significatif au seuil de 5 %, selon les résultats obtenus à partir de la méthode du plus proche voisin. En moyenne, l'adoption des pratiques AIC permet aux producteurs adoptants d'augmenter leur production d'arachide de 41,19 %. Ces pratiques ont également un impact positif et significatif sur le revenu total, notamment lorsqu'elle est évaluée à l'aide de la méthode du noyau, ainsi que sur celui issu de la commercialisation de l'arachide. Cependant l'impact sur le revenu du mil est négatif et non significatif. Les effets moyens de l'adoption de l'AIC sont respectivement une augmentation moyenne du revenu total de 33,37 % selon la méthode du plus proche voisin, une augmentation moyenne du revenu de l'arachide de 41,19 % avec la méthode du plus proche voisin et de 69,05% avec la méthode du noyau chez les producteurs adoptants.

Ce travail présente, comme toute étude scientifique, certaines limites qu'il convient de souligner. La première concerne la taille relativement restreinte de l'échantillon, ce qui impose une interprétation prudente des résultats obtenus.

Par ailleurs, la méthode d'appariement par les scores de propension utilisée pour évaluer l'impact fait l'objet de critiques en raison de potentiels biais de sélection. Pour pallier ce problème, il serait pertinent, dans le cadre de recherches futures, d'avoir recours à d'autres modèles comme celui de l'effet marginal du traitement (Marginal Treatment Effect, MTE). De plus, il serait important d'élargir l'étude à d'autres régions du bassin arachidier afin de mieux appréhender la diversité des contextes agroécologiques et socioéconomiques, sous réserve de la disponibilité des données. Cela permettrait ainsi de renforcer la validité externe des résultats obtenus.

Références

- Ulrich, L.A, Issaka, K., Ollabode, N., Adegbola, P., & Yabi, A.J (2020). “Impact of Climate change adaptation strategies on rice farming households’ Income in the North and Centre of Benin,” *International Journal of Innovation and Scientific Research*, 49(2), 301-308.
- Ariom, T. O., Dimon, E., Nambeye, E., Diouf, N. S., Adelusi, O. O., & Boudalia, S. (2022). Climate-Smart Agriculture in African Countries : A Review of Strategies and Impacts on Smallholder Farmers. *Sustainability*, 14, 11370. <https://doi.org/10.3390/su141811370>
- Bello, L. O., Baiyegunhi, L. J. S., & Danso-Abbeam, G. (2021a). Productivity impact of improved rice varieties’ adoption : Case of smallholder rice farmers in Nigeria. *Economics of Innovation and New Technology*, 30(7), 750-766.
- Bello, L.O., Baiyegunhi, L.J.S., Danso-Abbeam, G. & Ogundeji, A.A. (2021b). Gender decomposition in smallholder agricultural performance in rural Nigeria. *Sci African*. 2021,13:e00875.
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>
- Diagne, A., Nguetzet, P. M. D., Kinkingninhoun-Medagbe, F. M., Adegbola, P. Y., Coulibaly, M., Diawara, S., Dibba, L., Mendy, M., Ojehomon, V. T., & Wiredu, A. N. (2012). The impact of adoption of NERICA rice varieties in West Africa. *SPIA Pre-conference workshop; 28th IAAE conference, Foz do Iguaçu, Brazil, August 18*,
- Diallo, M. A., & Ndiaye, I. (2022). Adoption de variétés améliorées de mil dans le Bassin arachidier du Sénégal : Déterminants et impact sur le rendement et le bien-être. *Rev. Mar. Sci. Agron. Vét.* 10(1), 31-40
- FAO. (2021). Climate-smart agriculture case studies 2021. *Projects from around the world, Rome*. <https://doi.org/10.4060/cb5359>
- FAO, FIDA, OMS, PAM & UNICEF. 2024. *Résumé de l'état de la sécurité alimentaire et de la nutrition dans le monde 2024 – Des financements pour éliminer la faim, l'insécurité alimentaire et toutes les formes de malnutrition*. Rome.
- FAO, 2023. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy
- Gallic, E. (2017). Changement climatique et agriculture. Economics and Finance. *Université de Rennes. English*. {NNT : 2017RENIG007}. {tel-01653099}
- Faye-Mané, N. F. (2017). Les déterminants et l'impact de l'adoption des semences certifiées de mil et de sorgho dans le bassin arachidier du Sénégal. *Thèse de doctorat*, 199 p

- James J. Heckman; Hidehiko Ichimura; Petra Todd (1998). Matching as an Econometric Evaluation Estimator. *The Review of Economic Studies*, 65(2), 261-294.
- Kapoor, S., & Pal, B. D. (2024). Impact of adoption of climate smart agriculture practices on farmer's income in semi-arid regions of Karnataka. *Agricultural Systems*, 221, 104135. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2024.104135>
- Khatri-Chhetri, A., Aryal, J. P., Sapkota, T. B., & Khurana, R. (2016). Economic benefits of climate-smart agricultural practices to smallholder farmers in the Indo-Gangetic Plains of India. *Current science*, 110(7), 1251-1256.
- Kumar, A., Nagar, S., & Anand, S. (2021). 1—Climate change and existential threats. In S. Singh, P. Singh, S. Rangabhashiyam, & K. K. Srivastava (Éds.), *Global Climate Change* (p. 1-31). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822928-6.00005-8>
- Liang, Z., Zhang, L., Li, W., Zhang, J., & Frewer, L. J. (2021). Adoption of combinations of adaptive and mitigatory climate-smart agricultural practices and its impacts on rice yield and income : Empirical evidence from Hubei, China. *Climate Risk Management*, 32, 100314. <https://doi.org/10.1016/j.crm.2021.100314>
- Medagbe, F.M.K. (2018). Gender difference in technology adoption: Case of NERICA varieties in Benin. *Conference, July 28-August 2, 2018, Vancouver, British Columbia 277544, International Association of Agricultural Economists*.
- Midingoyi, S. G., Kassie, M., Muriithi, B., Diiro, G., & Ekesi, S. (2019). Do Farmers and the Environment Benefit from Adopting Integrated Pest Management Practices? Evidence from Kenya. *Journal of Agricultural Economics*, 70(2), 452-470. <https://doi.org/10.1111/1477-9552.12306>
- Ngom, M. (2025). Impact of market information systems on the income of Cowpea farmers in the Senegalese groundnut basin. *Journal of Agricultural, Food Science and Biotechnology*, 3(1), 92-99. <https://doi.org/10.58985/jafsb.2025.v03i01.69>
- Quddoos, A., Salhofer, K., & Morawetz, U. B. (2023). Utilising farm-level panel data to estimate climate change impacts and adaptation potentials. *Journal of Agricultural Economics*, 74(1), 75-99. <https://doi.org/10.1111/1477-9552.12490>
- Zheng, H., Ma, W., & He, Q. (2024). Climate-smart agricultural practices for enhanced farm productivity, income, resilience, and greenhouse gas mitigation : A comprehensive review. *Mitig Adapt Strateg Glob Change*, 29:28