

## **Déterminants de l'intégration des innovations technologiques basées sur l'intelligence artificielle dans la gestion durable des terres au Nord Bénin**

## **Determinants of the Integration of Artificial Intelligence-Based Technological Innovations in Sustainable Land Management in Northern Benin**

**SINHOU Mahuna Nicanor**

Doctorant

Laboratoire Interdisciplinaire de Gouvernance des Territoires et Développement  
Communautaire (LIGDEV),  
Université Cheikh Anta Diop)  
Sénégal

**KPOGLE Josué Rémi Rodrigue**

Doctorant

Laboratoire de recherche en Economie et Gestion (LAREG)  
Université de Parakou  
Bénin

**TODE Richard**

Assisatant de Recherche

Laboratoire de Climatologie et d'ETHoclimatologie (Labo ClimET-UP)  
Université de Parakou  
Bénin

**NONKOUdje Constant G.**

Docteur

Laboratoire de Recherches Socio-Anthropologiques sur les Systèmes Organisés et les  
Mobilités (LASMO),  
Université d'Abomey-Calavi  
Bénin

**Date de soumission :** 30/09/2025

**Date d'acceptation :** 05/11/2025

**Digital Object Identifier (DOI) :** [www.doi.org/10.5281/zenodo.17855650](https://www.doi.org/10.5281/zenodo.17855650)

## Résumé

Cette étude examine l'adoption des innovations agricoles classiques et basées sur l'intelligence artificielle (IA) par les producteurs du Nord Bénin, en identifiant les principaux facteurs socio-économiques, institutionnels, technologiques et comportementaux influençant cette adoption. L'objectif est de comprendre les déterminants de l'intégration des technologies numériques dans les pratiques agricoles et de proposer des recommandations pour en améliorer la diffusion.

Les données ont été collectées auprès de 320 producteurs de différentes filières (maïs, riz, coton et autres). Les informations incluent les caractéristiques individuelles, socio-économiques et institutionnelles, ainsi que l'usage des innovations classiques et des technologies IA. L'analyse a combiné statistiques descriptives, analyses croisées et régression logistique pour identifier les facteurs déterminants de l'adoption.

Les résultats montrent une forte adoption des innovations classiques, telles que les semences améliorées (75 %) et le compost (71,9 %), tandis que l'usage des technologies IA reste marginal (moins de 16 %). L'adoption de l'IA est favorisée par le niveau d'éducation, le revenu, la taille de l'exploitation, l'accès à la formation, la disponibilité des équipements et la participation à des projets pilotes. Les hommes adoptent plus que les femmes, et certaines filières comme la riziculture présentent des taux d'adoption plus élevés.

Il est recommandé de renforcer les infrastructures numériques rurales, d'adapter les programmes de formation et de faciliter l'accès aux équipements pour promouvoir une adoption plus large et équitable.

## Mots clés :

Adoption, Innovations agricoles, Intelligence artificielle, Nord Bénin, Facteurs déterminants

## Abstract

This study investigates the adoption of classical agricultural innovations and artificial intelligence (AI)-based technologies by farmers in northern Benin, aiming to identify the socio-economic, institutional, technological, and behavioral factors influencing adoption. The objective is to understand the determinants of integrating digital technologies into agricultural practices and to provide recommendations for enhancing their diffusion.

Data were collected in 2025 from 320 farmers across various crops, including maize, rice, cotton, and others. Information encompassed individual, socio-economic, and institutional characteristics, as well as the use of classical and AI-based innovations. Descriptive statistics, cross-tabulations, and logistic regression analyses were applied to identify key adoption factors.

Results reveal high adoption of classical innovations, such as improved seeds (75%) and compost (71.9%), while the use of AI technologies remains limited (below 16%). Adoption of AI is positively influenced by education level, income, farm size, access to training, availability of equipment, and participation in pilot projects. Male farmers adopt more than female farmers, and certain crops, particularly rice, show higher adoption rates.

Recommendations include strengthening rural digital infrastructure, tailoring training programs, and facilitating access to equipment to promote broader and more equitable adoption of AI technologies.

## Keywords :

Adoption, Agricultural innovations, Artificial intelligence, Northern Benin, Determinants

## Introduction

L'Afrique subsaharienne est confrontée à des défis majeurs en matière de sécurité alimentaire dans un contexte de croissance démographique rapide et de changements climatiques persistants. La population de la région croît en moyenne de 2,7 % par an (FAO et ITPS, 2015), tandis que la prévalence de la sous-alimentation reste la plus élevée au monde, estimée à 23,2 % (FAO et al., 2020). Cette situation est aggravée par la dégradation des terres et la faible fertilité des sols, qui limitent la productivité agricole. L'agriculture, majoritairement pluviale et de subsistance, rend les exploitations particulièrement vulnérables aux aléas climatiques et à l'épuisement des sols (Doamba et al., 2011). Cette fragilité structurelle explique en partie pourquoi la région concentre une part disproportionnée des défis mondiaux liés à la sécurité alimentaire et à la dégradation des terres. En 2023, 58 % des habitants étaient en situation d'insécurité alimentaire modérée ou sévère (FAO, 2024), tandis que les pertes de sol atteignent localement des niveaux très élevés, pouvant aller jusqu'à plusieurs dizaines de tonnes par hectare et par an, compromettant la fertilité et la productivité à long terme (OSS, 2024)

Pour relever ces défis, la gestion durable des terres (GDT) se présente comme une alternative efficace. Elle regroupe un ensemble de pratiques et de technologies agricoles visant à restaurer et maintenir la fertilité des sols, à accroître la teneur en matière organique, à améliorer la structure du sol, à réduire l'érosion et à optimiser l'utilisation de l'eau (GIZ, 2012 ; Scopel et al., 2005). Les effets bénéfiques incluent une augmentation significative des rendements agricoles pouvant atteindre 170 % (WOCAT, 2009) ainsi qu'un renforcement de la résilience climatique. Ces pratiques contribuent également à la sécurité alimentaire et au développement économique et social durable (Kohio et al., 2017). Parmi les technologies de GDT les plus utilisées figurent l'agroforesterie, la rotation des cultures, les cordons pierreux, les demi-lunes, le zaï, le compostage et les biofertilisants (Yabi et al., 2018).

Au Bénin, la baisse de fertilité des sols est particulièrement marquée dans les départements du Nord, en raison de pratiques culturelles inappropriées, de l'érosion, du surpâturage et de la pression foncière, aggravés par des risques climatiques tels que la sécheresse, l'irrégularité pluviométrique et les vents violents (PANA-Bénin, 2008 ; Yabi et Afouda, 2012). Ces contraintes touchent de manière disproportionnée les femmes rurales, souvent cantonnées à l'exploitation de terres marginales, moins fertiles et plus vulnérables aux dégradations. Des études confirment des taux de perte de sol élevés dans plusieurs communes septentrionales (Teteli et al, 2022). Bien que les technologies de GDT soient connues, leur adoption demeure

limitée en raison de contraintes socio-économiques (revenus, taille de l'exploitation, accès au crédit), institutionnelles (vulgarisation, formation, encadrement), techniques (coût, complexité) et environnementales (type de sol, disponibilité en eau).

Dans ce contexte, les innovations technologiques basées sur l'intelligence artificielle (IA) offrent un potentiel considérable pour renforcer l'efficacité et l'intégration des pratiques de GDT. L'IA permet, par exemple, de générer des prévisions climatiques plus précises, d'optimiser l'irrigation grâce à des capteurs intelligents, de cartographier la fertilité des sols via la télédétection et les drones, ou encore de fournir des recommandations agronomiques personnalisées aux producteurs via des applications mobiles (Nautiyal et al., 2025 ; Piekutowska, 2025). À l'échelle régionale, plusieurs initiatives ouest-africaines illustrent cette dynamique : le programme Ki@ au Sénégal, axé sur l'aide à la décision agricole grâce à l'apprentissage automatique ; le projet PITN2R au Bénin, qui intègre la télédétection et la modélisation spatiale pour la planification agricole ; et la plateforme Drone4Ag, dédiée à la cartographie agricole et au suivi de la dégradation des terres. Ces innovations, bien qu'encourageantes, se heurtent encore à des défis communs de coût, infrastructures numériques, formation technique et acceptabilité sociale. Au Bénin, des cas concrets confirment l'émergence de ces technologies : utilisation de drones pour la cartographie agricole, systèmes d'aide à la décision intégrant la télédétection (PITN2R, Drone4Ag) et application PlantVillage Nuru pour la détection des maladies du manioc. Cependant, leur adoption demeure limitée dans le Nord du pays pour les mêmes raisons évoquées précédemment. Les projets pilotes montrent une viabilité technique des solutions, mais leur diffusion à grande échelle reste freinée.

Ainsi, une question centrale se pose : quels sont les déterminants de l'intégration des innovations technologiques basées sur l'IA dans la gestion durable des terres au Nord Bénin ? Cette recherche vise à identifier les facteurs socio-économiques, institutionnels, techniques et environnementaux influençant l'adoption de ces innovations, afin de formuler des recommandations opérationnelles pour renforcer leur diffusion et contribuer à la sécurité alimentaire et à la résilience agricole dans la région.

## **1. Revue de littérature**

### **1.1. Intelligence artificielle appliquée à l'agriculture**

L'intelligence artificielle (IA), lorsqu'elle est appliquée à l'agriculture souvent désignée sous le terme de smart farming ou agriculture intelligente regroupe l'ensemble des technologies

numériques avancées telles que les capteurs IoT (Internet des objets), les drones, le big data et le machine learning, mobilisées pour améliorer la productivité, la gestion des ressources et la durabilité des systèmes agricoles (FAO, 2025 ; Akponikpè et al., 2024). Ces technologies permettent la collecte en temps réel de données sur le sol, la météo et la santé des cultures, ainsi que la surveillance aérienne des parcelles grâce aux drones. Les algorithmes d'analyse de données, notamment ceux issus de l'apprentissage automatique et de la vision par ordinateur, traitent ces informations pour anticiper les maladies, optimiser l'irrigation, ajuster la fertilisation et améliorer la gestion des intrants (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018).

Contrairement aux outils numériques conventionnels, l'IA apprend, s'adapte et affine en continu les recommandations agronomiques selon les conditions locales. Sur le plan technique, les modèles de machine learning permettent de prédire le stress hydrique, les infestations parasitaires ou les variations de rendement à partir de données climatiques, pédologiques et phénologiques (Umair et al., 2025). Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) identifient les symptômes précoces de maladies foliaires, tandis que les algorithmes de classification supervisée orientent la fertilisation selon la variabilité spatiale des sols (Liakos et al., 2018).

L'utilisation de ces technologies favorise une agriculture de précision où les interventions sont ciblées, réduisant le gaspillage de ressources tout en renforçant la résilience des exploitations agricoles (Nongana et al., 2024). Au Bénin, des initiatives telles que la cartographie des plantations d'anacarde illustrent le potentiel de l'IA pour améliorer la gestion durable des terres et optimiser les rendements. La stratégie nationale d'intelligence artificielle adoptée en 2023 place d'ailleurs l'agriculture parmi les secteurs prioritaires, traduisant une volonté politique d'intégrer pleinement ces innovations dans le développement agricole (Gbedomon, 2023).

## **1.2. Innovation technologique agricole**

L'innovation technologique agricole désigne l'introduction et l'adoption de nouvelles méthodes, outils ou pratiques visant à améliorer la productivité, la durabilité et la résilience des systèmes agricoles. Elle englobe aussi bien les innovations matérielles telles que les capteurs, drones ou plateformes de gestion basées sur l'intelligence artificielle (IA) que les innovations organisationnelles et méthodologiques (Gbedomon, 2023). Toutefois, toutes les technologies numériques ne relèvent pas nécessairement de l'IA. Cette dernière se distingue par un cycle complet intégrant la collecte de données, l'apprentissage automatique et la rétroaction, permettant aux systèmes de s'adapter et d'affiner leurs recommandations au fil du

temps. Ainsi, contrairement à une technologie « passive » se limitant à fournir des mesures, une technologie « intelligente » interprète ces données pour proposer des actions optimisées et contextualisées (Union Africaine, 2024). L'innovation technologique agricole, et plus particulièrement l'IA, constitue donc un levier essentiel pour répondre aux défis de la sécurité alimentaire, du changement climatique et de la gestion durable des ressources naturelles.

### **1.3. Gestion durable des terres**

La gestion durable des terres (GDT) correspond à l'ensemble des pratiques agricoles et environnementales visant à maintenir ou améliorer la santé des sols, la biodiversité et la productivité des terres, tout en renforçant leur résilience face aux pressions anthropiques et climatiques (GIZ, 2024 ; FAO, 2018). Elle s'appuie sur des approches éprouvées telles que la rotation des cultures, l'agroforesterie, le compostage, les cultures de couverture et les cordons pierreux (Pretty et al., 2018). Ces pratiques contribuent à améliorer la structure du sol, à accroître la teneur en matière organique et à renforcer la capacité de rétention hydrique des enjeux essentiels dans les zones semi-arides comme le Nord Bénin, où les sols sont particulièrement fragiles. Toutefois, la GDT demeure largement empirique, fondée sur l'expérience et l'observation. L'intelligence artificielle (IA) ouvre de nouvelles perspectives en introduisant une dimension prédictive et intégrée : les modèles agroécologiques basés sur l'apprentissage automatique peuvent anticiper la réponse du sol à certaines pratiques ou identifier les zones les plus vulnérables à la dégradation (Anand et al., 2025). Le principal défi consiste à articuler les savoirs endogènes et l'intelligence algorithmique pour concevoir des modèles hybrides, scientifiquement robustes et socialement adaptés, où la machine complète plutôt qu'elle ne remplace l'expertise humaine.

### **1.4. Adoption et intégration des technologies**

L'adoption désigne le processus par lequel un individu ou une organisation commence à utiliser une innovation, tandis que l'intégration renvoie à son appropriation durable et systématique dans les pratiques courantes (Rogers, 2003). Ce processus dépend d'une combinaison de facteurs techniques, économiques, institutionnels et socioculturels. Le Technology Acceptance Model (TAM) de Davis (1989) met en évidence deux déterminants majeurs de l'adoption : la perception de l'utilité et la facilité d'utilisation. Ces dimensions sont particulièrement importantes dans le contexte agricole, où les producteurs doivent pouvoir utiliser les technologies d'intelligence artificielle de manière pragmatique. Le Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) (Venkatesh et al., 2003) a enrichi ce



modèle en y intégrant l'influence sociale, la motivation et les conditions facilitantes, telles que la disponibilité d'infrastructures et le soutien technique.

Dans les zones rurales africaines, l'adoption des innovations reste conditionnée par des contraintes structurelles telles que l'accès à l'électricité, la couverture réseau, l'alphabétisation numérique et la disponibilité du matériel. L'approche des capacités (Sen, 1999) propose une lecture complémentaire selon laquelle la capacité réelle à adopter et à intégrer une technologie dépend de la liberté effective des acteurs à la mobiliser selon leurs ressources et aspirations. Une méta-analyse de Arslan et al. (2022), a d'ailleurs montré que la taille de l'exploitation, le niveau de revenu, l'accès au crédit, la participation à des organisations paysannes et le soutien institutionnel constituent les principaux déterminants de l'adoption technologique agricole. Ces résultats soulignent que la technologie seule ne suffit pas : elle doit s'inscrire dans un écosystème d'innovation combinant formation, accompagnement technique et politiques incitatives.

### **1.5. Recherches en Afrique de l'Ouest : usage et intégration de l'IA en agriculture**

En Afrique de l'Ouest, l'introduction des technologies basées sur l'intelligence artificielle (IA) connaît une expansion rapide à travers des projets pilotes et des initiatives ciblées. Au Ghana et au Sénégal, des programmes ont mobilisé le machine learning pour la surveillance des cultures, la prédiction météorologique, la détection des maladies du maïs et du riz ou encore la gestion des ravageurs, entraînant des gains notables de productivité et une amélioration des pratiques agricoles (ACED Africa, 2024). Cependant, malgré ces avancées, l'usage de l'IA demeure souvent fragmentaire et expérimental. La majorité des innovations agricoles numériques telles que les plateformes d'informations météo ou de prix restent limitées à la diffusion de données, sans réelle capacité d'apprentissage automatique (Manzoor et al., 2025).

Au Bénin, certaines organisations expérimentent l'IA pour la cartographie numérique des sols, la prévision des récoltes ou la facilitation de l'accès au crédit agricole (FAO, 2024). Le Global Index on Responsible AI classe d'ailleurs le pays parmi les leaders régionaux pour ses efforts politiques d'intégration responsable de l'IA dans l'agriculture (Oxford Insights, 2024). Toutefois, moins de 10 % des petits exploitants intègrent réellement ces outils dans leurs pratiques quotidiennes, en raison de contraintes structurelles persistantes : faible connectivité en zones rurales, coût élevé des équipements, déficit de formation pratique et insuffisante adaptation au contexte local (Gbedomon, 2023).

Le Nord Bénin, caractérisé par un climat semi-aride et des sols fragiles, est particulièrement vulnérable aux effets du changement climatique et à la dégradation des terres. Pourtant, peu d'études se sont intéressées à l'intégration effective des innovations technologiques basées sur l'IA dans cette région, la plupart se concentrant sur le Sud du pays ou sur une approche nationale globale (Gbedomon, 2023). Ce manque de données locales limite la capacité à adapter les technologies aux conditions réelles des exploitations et à orienter les politiques publiques de manière contextualisée. L'IA offre pourtant un potentiel stratégique pour renforcer la gestion durable des terres (GDT) à travers des approches prédictives et participatives. Sa réussite dépend moins de la performance technologique que de sa capacité à s'ancrer dans les réalités locales, à valoriser les savoirs paysans et à s'intégrer dans un écosystème d'innovation associant gouvernance, formation et partenariats.

## 2. Objectifs et hypothèses

L'objectif principal de cette recherche est d'analyser les déterminants socio-économiques, institutionnels, techniques et environnementaux influençant l'intégration des innovations technologiques basées sur l'intelligence artificielle (IA) dans la gestion durable des terres (GDT) au Nord du Bénin.

L'hypothèse générale émise pour atteindre cet objectif est que l'intégration des innovations technologiques basées sur l'IA dans la GDT est conditionnée par les facteurs socio-économiques, institutionnels, techniques et environnementaux qui influencent à la fois les capacités numériques et la perception d'utilité des utilisateurs potentiels.

Cette hypothèse s'appuie sur trois cadres théoriques complémentaires :

- le Technology Acceptance Model (TAM) de Davis (1989), selon lequel la perception de l'utilité et la facilité d'usage perçue sont les principaux moteurs de l'adoption technologique ;
- la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) de Venkatesh et al. (2003), qui complète le modèle précédent en intégrant les influences sociales et les conditions facilitantes comme leviers de l'intention et de l'usage effectif ;
- l'approche des capacités numériques développée par Sen (1999) et approfondie par Kleine (2010), qui introduit la dimension des capacités individuelles et contextuelles, soulignant que l'adoption d'une innovation dépend de la possibilité réelle pour les individus d'accéder, comprendre et valoriser ces technologies dans leur environnement socioéconomique.



Sur la base de ces fondements théoriques, les hypothèses directionnelles formulées dans le tableau suivant traduisent les liens attendus entre les caractéristiques des exploitants, leur environnement institutionnel et leurs capacités numériques, d'une part, et leur propension à intégrer les innovations basées sur l'IA dans la GDT, d'autre part.

**Tableau N°1 : Formulation des hypothèses directionnelles**

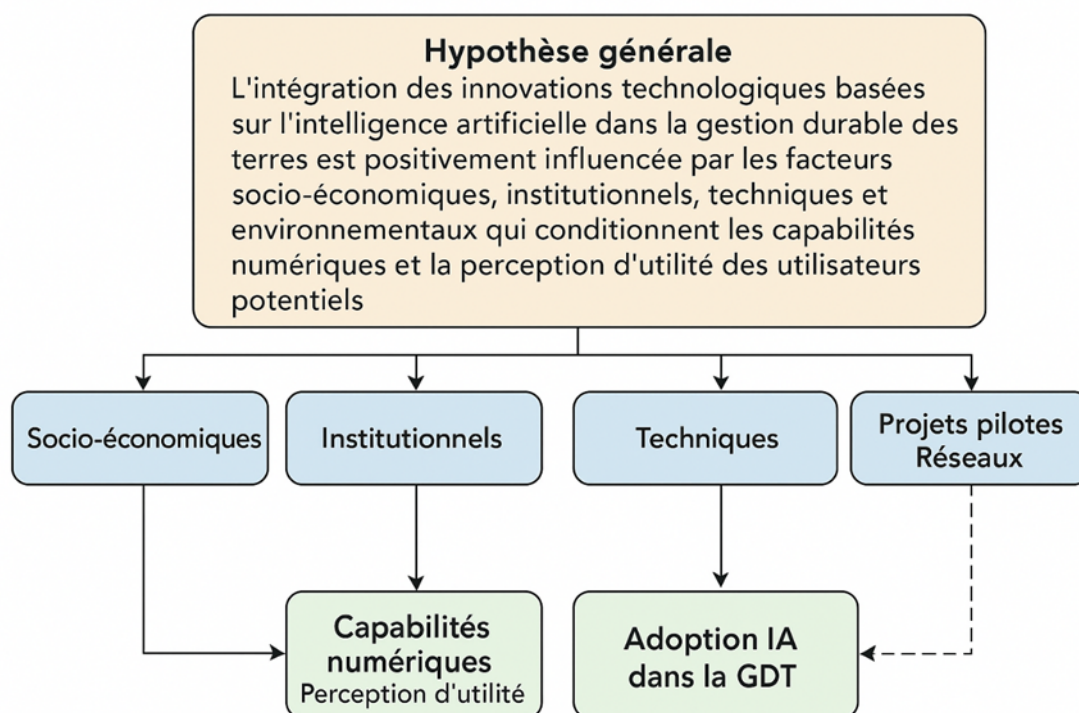
No	Hypothèse directionnelle	Fondement théorique
<b>H1</b>	Les caractéristiques socio-économiques des producteurs (âge, niveau d'éducation, revenu, taille de l'exploitation) influencent significativement la probabilité d'adoption des innovations IA.	TAM – <i>Perceived ease of use</i> ; Capabilités économiques et sociales (Davis, 1989 ; Sen, 1999)
<b>H2</b>	Les conditions institutionnelles (appartenance à une coopérative, accès au crédit, participation à des projets, encadrement technique) exercent un effet positif sur l'adoption des innovations IA.	UTAUT – <i>Facilitating conditions</i> (Venkatesh et al., 2003)
<b>H3</b>	Les facteurs technologiques (coût, disponibilité des équipements, facilité d'utilisation, accès au réseau) influencent positivement l'adoption des innovations IA.	TAM – <i>Perceived usefulness &amp; ease of use</i> (Davis, 1989)
<b>H4</b>	Les conditions environnementales (type de sol, disponibilité en eau, vulnérabilité climatique) influencent significativement la décision d'adopter les innovations IA.	Approche contextuelle de l'adoption (Kline, 2010)
<b>H5</b>	Les facteurs comportementaux et perceptuels (motivation économique, attitude face au risque, perception de l'innovation) renforcent la probabilité d'adoption.	TAM – <i>Attitude toward use</i> ; Capabilités numériques (Sen, 1999)

**Source :** Synthèse bibliographique, Octobre 2025

### 3. Modèle conceptuel

Le modèle conceptuel (figure 1) illustre les relations entre les principaux déterminants de l'adoption des innovations technologiques basées sur l'intelligence artificielle (IA) dans la gestion durable des terres. Il postule que cette adoption résulte de l'interaction entre plusieurs catégories de facteurs socio-économiques, institutionnels, techniques et environnementaux qui

influencent directement ou indirectement la décision d'adoption à travers deux variables médiatrices : les capacités numériques et la perception d'utilité des technologies. Les facteurs socio-économiques traduisent les caractéristiques individuelles et structurelles des producteurs (âge, niveau d'éducation, taille de l'exploitation, revenu, etc.), tandis que les facteurs institutionnels renvoient au cadre d'appui à l'innovation (coopératives, formation, participation à des projets pilotes). Les facteurs techniques et environnementaux reflètent respectivement la disponibilité des ressources matérielles et les conditions agroécologiques favorables à l'usage des outils d'IA. Ainsi, le modèle suggère que le développement des compétences numériques et la valorisation perçue des technologies conditionnent la capacité des producteurs à intégrer les innovations IA, dans un contexte où le soutien institutionnel et les dynamiques d'apprentissage collectif jouent un rôle déterminant.



Ce schéma s'inspire des travaux de Venkatesh et al. (2003) et Rogers (2003), qui considèrent l'adoption technologique comme un processus multifactoriel intégrant les dimensions cognitives, structurelles et contextuelles. Les facteurs socio-économiques, institutionnels, techniques et environnementaux sont bien identifiés comme variables explicatives directes, tandis que les capacités numériques et la perception d'utilité/facilité d'usage occupent correctement le rôle de médiateurs, capturant les effets indirects sur l'adoption. Les projets pilotes et les réseaux sont positionnés comme modérateurs, renforçant ou modulant l'influence de certaines variables sur l'adoption, ce qui reflète les dynamiques réelles du

terrain. L'ensemble du modèle est équilibré, chaque catégorie de facteurs étant représentée, et il offre une lecture structurée des hypothèses directionnelles et de l'hypothèse générale. Un rétrocontrôle des effets d'adoption sur les facteurs socio-économiques comme le revenu est possible.

#### **4. Méthodologie**

##### **4.1. Zone d'étude**

L'étude a été conduite dans le Nord du Bénin, une région agricole stratégique comprenant les départements d'Alibori, Borgou, Atacora et Donga. Cette zone a été choisie pour plusieurs raisons : elle présente une forte diversité écologique et agricole, avec des exploitations allant de la petite agriculture de subsistance à des exploitations commerciales de taille moyenne. De plus, le Nord Bénin est la région où la baisse de la fertilité des sols et la vulnérabilité au changement climatique sont les plus prononcées, ce qui justifie l'intérêt pour les innovations technologiques basées sur l'IA et les pratiques de gestion durable des terres. La sélection des départements permet également de couvrir différents contextes agroécologiques et socio-économiques afin d'obtenir une vision représentative des déterminants de l'adoption de ces innovations.

##### **4.2. Population cible**

La population étudiée comprend plusieurs catégories d'acteurs impliqués dans l'agriculture et l'adoption des technologies :

- Les producteurs agricoles directement concernés par la production agricole, exposés aux contraintes de fertilité des sols et potentiellement utilisateurs des innovations basées sur l'IA. Ces producteurs constituent la principale source de données quantitatives et qualitatives.
- Les agents de vulgarisation et encadreurs techniques qui accompagnent les exploitants agricoles. Leur rôle est crucial pour comprendre les modalités de diffusion et d'encadrement des innovations et pour identifier les obstacles rencontrés par les producteurs.
- Les projets et programmes utilisant l'IA, tels que Ki@, PITN2R, Drone4Ag et BeninCajù. Ces projets fournissent des informations complémentaires sur les types d'innovations déployées, les stratégies d'intégration et les résultats déjà observés sur le terrain.

Cette diversité d'acteurs permet de croiser les points de vue et d'obtenir une analyse complète des facteurs influençant l'adoption et l'intégration des technologies IA dans la gestion durable des terres.

#### 4.3. Échantillonnage et taille de l'échantillon

Pour garantir une représentativité et capturer la diversité des exploitations, un échantillonnage stratifié a été utilisé. Les strates géographiques incluent les différentes communes au sein de chaque département, tandis que les strates thématiques concernent les filières agricoles principales (maïs, riz, coton) et la répartition par genre (hommes/femmes).

Huit communes ont été sélectionnées : Kandi, Gogounou, Bembérékè, Nikki, Natitingou, Cibly, Copargo et Djougou, sur la base de leur activité agricole, de leur accessibilité et de la présence de projets pilotes. Dans chaque commune, 40 producteurs ont été enquêtés, soit un total de 320 enquêtés. Cette taille permet de détecter des effets moyens avec une puissance de 80 % au seuil de 5 %. La sélection s'est appuyée sur des quotas préétablis par genre et filière, avec un point de départ aléatoire et un parcours systématique, réduisant le biais de convenance. Les non-réponses ont été consignées et les valeurs manquantes imputées (moyenne pour les variables quantitatives, modalité la plus fréquente pour les variables qualitatives), correspondant à une procédure de randomisation adaptée aux contextes sans listes exhaustives d'exploitants.

#### 4.4. Techniques de collecte des données

La collecte des données a combiné plusieurs approches complémentaires :

- **Enquêtes structurées** : Des questionnaires standardisés ont été administrés aux producteurs pour recueillir des informations sur l'adoption des innovations basées sur l'IA, leurs caractéristiques socio-économiques, institutionnelles, technologiques et environnementales. L'objectif était de quantifier l'utilisation des technologies et d'identifier les facteurs qui influencent cette adoption.
- **Entretiens semi-directifs** : Ces entretiens ont été réalisés avec les agents de vulgarisation et les responsables de projets afin de comprendre les obstacles à l'adoption des innovations, les motivations des producteurs et les conditions d'intégration des technologies sur le terrain. Les entretiens ont également permis de recueillir des données qualitatives sur la perception des innovations et leur impact sur les pratiques agricoles et la gestion des ressources naturelles.

- **Analyse documentaire** : Les projets existants tels que Ki@, PITN2R, Drone4Ag et BeninCajù ont été analysés pour identifier les types d'innovations déployées, les stratégies de diffusion et les résultats observés. Cette étape a permis de compléter les données de terrain et de mieux situer l'étude dans le contexte des initiatives locales et nationales.

#### 4.5. Variables étudiées

Dans le cadre de cette étude, les variables mobilisées sont organisées en une variable dépendante, plusieurs catégories de variables indépendantes et des variables de contrôle. Les variables perceptuelles et comportementales (perception des innovations, facilité d'usage, motivation économique) ont été mesurées par échelles de Likert à 5 points (1 = fortement en désaccord, 5 = fortement d'accord). Leur cohérence interne a été testée par l'alpha de Cronbach, et une analyse factorielle exploratoire a permis de construire des scores composites pour les variables multidimensionnelles. L'adoption des innovations IA a été définie comme binaire (0 = non adoption, 1 = adoption), incluant tout producteur utilisant au moins un outil IA fonctionnel (application mobile, drone ou système d'irrigation intelligent), distinguant l'usage réel de la simple possession de smartphone ou d'accès à internet. Le tableau ci-dessous présente la classification retenue.

**Tableau N°2 : Classification des variables de l'étude**

Catégorie	Variables
<b>Variable dépendante</b>	Adoption des innovations technologiques basées sur l'IA (0 = Non, 1 = Oui)
<b>Facteurs socio-économiques</b>	Âge, Sexe, Niveau d'éducation, Taille de l'exploitation, Revenu, Taille du ménage, Diversification des revenus
<b>Facteurs institutionnels</b>	Appartenance à une coopérative, Accès au crédit, Formation, Participation à des projets pilotes, Distance au centre de vulgarisation, Encadrement par ONG, Accès aux services agricoles
<b>Facteurs technologiques</b>	Disponibilité des équipements, Coût, Facilité d'utilisation, Accès au réseau, Possession de smartphone ou tablette, Logiciel d'aide à la décision, Maintenance et support technique
<b>Facteurs environnementaux</b>	Type de sol, Disponibilité en eau, Vulnérabilité climatique, Pente des terres, Risque d'inondation

<b>Facteurs comportementaux et perceptuels</b>	Attitude envers le risque, Expérience antérieure avec technologies, Motivation économique, Perception des innovations, Implication des femmes dans l'exploitation
<b>Variables de contrôle</b>	Département, Commune, Filière agricole principale

Source : Travaux de terrain, 2025

#### 4.6. Analyse des données

- **Analyse quantitative** : Les données issues des enquêtes ont été analysées à l'aide d'une régression logistique binaire, avec la variable dépendante adoption/non-adoption. Cette méthode permet de déterminer les effets des variables indépendantes sur la probabilité d'adoption des innovations IA. Les coefficients et la significativité statistique ( $p < 0,05$ ) ont été utilisés pour identifier les déterminants principaux.
- **Analyse qualitative** : Les données issues des entretiens ont été codées et analysées pour dégager les perceptions, motivations, contraintes et facteurs contextuels influençant l'intégration des innovations. L'analyse qualitative a permis de compléter et d'expliquer les résultats quantitatifs, notamment en matière de perception des technologies et de conditions locales d'adoption.
- **Validité interne** : Pour garantir la validité interne du modèle et minimiser le risque d'endogénéité entre le revenu et l'adoption des innovations technologiques basées sur l'intelligence artificielle (IA), l'analyse a intégré deux variables instrumentales pertinents à savoir la participation à des projets pilotes et la distance au centre de vulgarisation. Ces variables sont exogènes et influencent le revenu sans affecter directement l'adoption des outils IA. Le modèle logistique a été estimé avec vérification systématique des hypothèses : multicollinéarité par VIF, influence des observations extrêmes par DFBETAs, spécification fonctionnelle par link test. La performance prédictive et l'ajustement global ont été évalués via AUC/ROC, Brier score et le test de Hosmer–Lemeshow. Les erreurs standards ont été clusterisées au niveau des communes pour tenir compte de la dépendance intra-cluster.
- **Validité externe** : Les données ont été collectées principalement en 2025 au cours de la saison des pluies, période clé pour les pratiques agricoles et l'expérimentation des IA. Les chocs climatiques locaux (pluies irrégulières et de vents forts), la présence de projets pilotes (Ki@, PITN2R, Drone4Ag, BeninCajù) ont influencé l'exposition des producteurs aux technologies. La diversité des communes et filières enquêtées assure



une représentativité relative du Nord Bénin. Bien que les résultats soient directement applicables au Nord Bénin, leur généralisation à d'autres zones doit être interprétée avec prudence, en tenant compte des différences agroécologiques et de l'intensité des projets IA actifs dans chaque département.

## 5. Résultats

### 5.1. Innovations technologiques agricoles « classiques » et l'intelligence artificielle

Les résultats présentés dans la figure 1 révèlent une forte adoption des innovations agricoles « classiques » par les producteurs du Nord Bénin. Parmi celles-ci, les semences améliorées (75 %) et le compost (71,9 %) enregistrent les taux d'adoption les plus élevés. Cela traduit une volonté des producteurs de renforcer la productivité et la fertilité des sols à travers des techniques éprouvées et relativement accessibles. Ces résultats confirment également que les innovations peu coûteuses et directement liées à l'amélioration du rendement ont plus de chances d'être intégrées dans les pratiques paysannes.

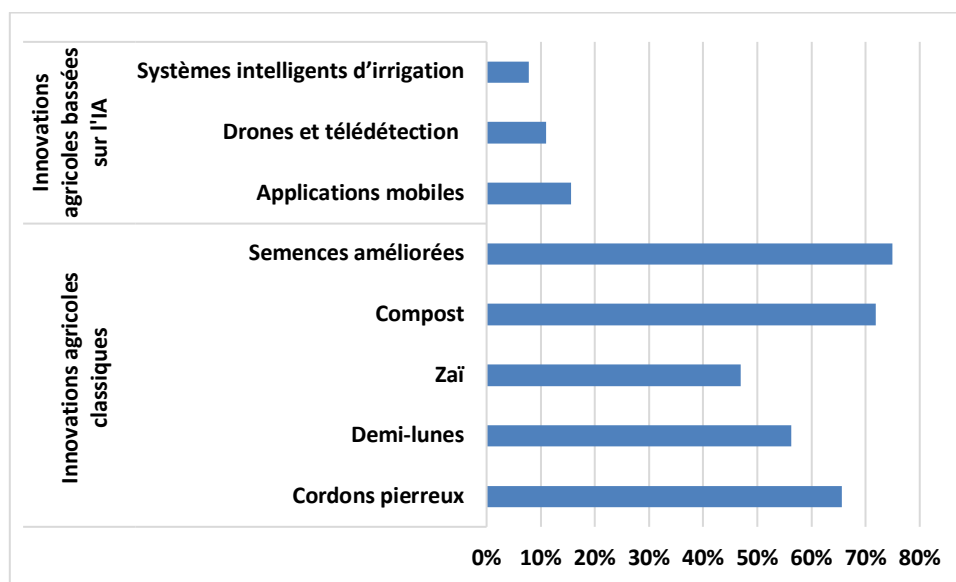
Par ailleurs, les cordons pierreux (65,6 %), les demi-lunes (56,3 %) et le zaï (46,9 %) connaissent également une adoption significative, bien qu'inférieure à celle des intrants biologiques et génétiques. Ces techniques de gestion durable des terres témoignent de l'importance accordée à la lutte contre la dégradation des sols et à la maîtrise de l'eau dans un contexte marqué par la variabilité climatique. Toutefois, leur mise en œuvre étant plus exigeante en termes de main-d'œuvre et de temps, cela pourrait expliquer les taux d'adoption légèrement plus faibles.

En comparaison, l'adoption des innovations basées sur l'intelligence artificielle (IA) reste encore marginale. Seuls 15,6 % des producteurs déclarent utiliser des applications mobiles, tandis que l'usage des drones et de la télédétection (10,9 %) et des systèmes intelligents d'irrigation (7,8 %) demeure très limité. Ce faible taux peut s'expliquer par plusieurs facteurs : le coût élevé des équipements, la faible disponibilité des infrastructures numériques en zones rurales, le manque de formation adaptée, ainsi que la perception de complexité associée à ces outils technologiques.

Dans l'ensemble, cette répartition montre un décalage important entre l'adoption des innovations « classiques » et celles basées sur l'IA. Les premières sont largement intégrées car elles s'inscrivent dans la continuité des pratiques paysannes traditionnelles et nécessitent des ressources relativement accessibles. Les secondes, en revanche, bien que porteuses d'un

potentiel important pour l'agriculture de précision et l'adaptation au changement climatique, peinent encore à franchir le seuil de diffusion massive auprès des producteurs.

**Figure N°1 : Adoption des innovations agricoles « classiques » et basées sur l'IA au Nord Bénin**



Source : Travaux de terrain, 2025

## 5.2. Caractéristiques socio-économiques des producteurs

Le profil socio-économique des producteurs enquêtés montre une relative diversité, tant en termes de caractéristiques individuelles que de structures de production. Sur le plan du genre, la population est constituée de 180 hommes et 140 femmes, soit une présence féminine non négligeable (43,8 %). Cela souligne l'importance de la contribution des femmes dans les activités agricoles au Nord Bénin, bien qu'elles restent légèrement minoritaires par rapport aux hommes.

En ce qui concerne l'âge, l'échantillon présente une moyenne de 45 ans, avec un écart allant de 20 à 69 ans. Cela reflète une population agricole constituée à la fois de jeunes adultes et de producteurs expérimentés, avec une prédominance de personnes en âge actif. Cette distribution peut avoir une influence sur l'adoption des innovations, les jeunes étant généralement plus ouverts aux technologies modernes, tandis que les plus âgés privilégient souvent les pratiques traditionnelles.

Le niveau d'éducation apparaît relativement diversifié : 60 producteurs non scolarisés, 90 ayant le niveau primaire, 110 le niveau secondaire et 60 un niveau supérieur. Cette répartition traduit un taux non négligeable d'alphabétisation, ce qui constitue un atout pour l'adoption

d'innovations, notamment celles basées sur l'IA, qui requièrent une certaine capacité de lecture, de compréhension et d'utilisation d'outils numériques.

La taille moyenne du ménage est de 8 membres (min. 2, max. 14), ce qui reflète la structure familiale élargie typique en milieu rural béninois. Cette main-d'œuvre familiale importante peut représenter un avantage dans l'adoption de certaines innovations agricoles exigeantes en travail, comme les cordons pierreux ou les demi-lunes. De même, la taille moyenne des exploitations est de 8 hectares, avec une variation de 1 à 14 ha. Cette taille relativement importante, comparée à la moyenne nationale souvent inférieure, indique que les producteurs de l'échantillon disposent de surfaces suffisantes pour expérimenter différentes techniques agricoles.

Sur le plan économique, le revenu annuel moyen est estimé à 1 580 000 FCFA, avec une fourchette comprise entre 212 000 et 2 997 000 FCFA. Ces disparités traduisent des inégalités entre producteurs et peuvent constituer un facteur déterminant dans l'adoption d'innovations nécessitant des investissements financiers importants, comme les systèmes intelligents d'irrigation ou les drones.

La diversification des revenus est équitablement répartie : 160 producteurs diversifient leurs sources de revenus, tandis que 160 restent dépendants d'une seule activité. La diversification peut constituer un levier d'adoption, en offrant une sécurité économique et une capacité d'investissement accrue. De même, seulement 140 producteurs sont membres d'une coopérative contre 180 non affiliés. L'appartenance à une organisation paysanne est pourtant souvent corrélée à un meilleur accès à l'information, au crédit et aux innovations, ce qui souligne une marge d'amélioration pour renforcer l'intégration institutionnelle des producteurs.

Enfin, la répartition par filière agricole révèle que le maïs (100 producteurs) est la culture dominante, suivi du riz (80), du coton (70) et d'autres filières (70). Ce profil confirme la centralité des filières céréalières et industrielles dans la région, tout en montrant une certaine diversification des spéculations. Les choix de filière peuvent également influencer l'adoption d'innovations, certaines technologies étant plus adaptées à des cultures spécifiques (par exemple, les drones pour le coton ou les applications mobiles pour la riziculture).

**Tableau 3 : Caractéristiques socio-économiques des producteurs au Nord Bénin**

Variable	Modalité / Unité	Effectif / Moyenne	Min-Max
Sexe	Homme	180	

	Femme	140	
<b>Age</b>	Années	45	20 – 69
<b>Education</b>	Non scolarisé	60	
	Primaire	90	
	Secondaire	110	
	Supérieur	60	
<b>Taille_Menage</b>	Membres	8	2 – 14
<b>Taille_Exploitation</b>	Hectares	8	1 – 14
<b>Revenu</b>	FCFA	1,580,000	212 000 – 2 997 000
<b>Diversification_Revenus</b>	Oui	160	–
	Non	160	
<b>Cooperative</b>	Oui	140	–
	Non	180	
<b>Filiere</b>	Maïs	100	–
	Riz	80	
	Coton	70	
	Autres	70	

**Source :** Travaux de terrain, 2025

Dans l'ensemble, ces caractéristiques socio-économiques mettent en évidence une population agricole hétérogène, avec des écarts notables en termes de revenus, d'éducation et d'accès aux structures organisationnelles. Ces facteurs constituent des déterminants majeurs de l'adoption différenciée des innovations agricoles « classiques » et basées sur l'IA.

### **5.3. Analyses croisées de l'adoption des innovations basées sur l'IA selon le revenu et le sexe**

Le tableau 4 met en évidence la relation entre l'adoption des innovations basées sur l'intelligence artificielle, le revenu des producteurs et le sexe. Les résultats montrent que les producteurs adoptant les technologies ont systématiquement un revenu moyen plus élevé que ceux qui ne les adoptent pas, quel que soit leur sexe. Chez les hommes, le revenu moyen des adoptants est de 2 050 000 FCFA contre 1 620 000 FCFA pour les non-adoptants, soit une augmentation de 430 000 FCFA. Chez les femmes, cette différence est également perceptible, avec 1 650 000 FCFA pour les adoptantes contre 1 450 000 FCFA pour les non-adoptantes, soit un gain de 200 000 FCFA. Ces chiffres suggèrent que l'adoption des innovations basées

sur l'IA est associée à une amélioration notable de la performance économique des exploitations, probablement grâce à un meilleur rendement ou à une gestion plus efficace des ressources agricoles.

Par ailleurs, le tableau révèle un écart structurel de revenus entre les sexes. Les hommes, qu'ils adoptent ou non les innovations, disposent de revenus supérieurs à ceux des femmes. Même parmi les adoptants, l'écart atteint 400 000 FCFA, soulignant que l'accès aux ressources productives, aux équipements et aux opportunités de formation reste inégalement réparti entre hommes et femmes. L'adoption des innovations semble par ailleurs générer un impact économique plus important pour les hommes que pour les femmes, ce qui reflète des contraintes structurelles auxquelles ces dernières sont confrontées, telles que la taille plus petite des exploitations, l'accès limité au crédit ou à la formation.

Ces observations ont des implications importantes pour les politiques de promotion des innovations agricoles. Elles suggèrent que les programmes visant à diffuser les technologies basées sur l'IA devraient intégrer des mesures spécifiques pour renforcer l'accès des femmes aux équipements, à la formation et au financement. Une telle approche permettrait de réduire les écarts de revenus et d'assurer une adoption plus équitable des innovations, maximisant ainsi les bénéfices économiques pour l'ensemble des producteurs.

En conclusion, le tableau 4 confirme que le revenu moyen est positivement corrélé à l'adoption des innovations basées sur l'IA et que le sexe constitue un facteur différenciant important. L'adoption des technologies contribue à améliorer les performances économiques, mais un accompagnement ciblé est nécessaire pour garantir que ces avantages profitent de manière équitable à tous les producteurs, hommes et femmes.

**Tableau 4 : Revenu moyen des producteurs selon le sexe et l'adoption des innovations basées sur l'IA**

Adoption_Innovation	Sexe	Revenu Moyenne (FCFA)
Oui	Homme	2,050,000
Oui	Femme	1,650,000
Non	Homme	1,620,000
Non	Femme	1,450,000

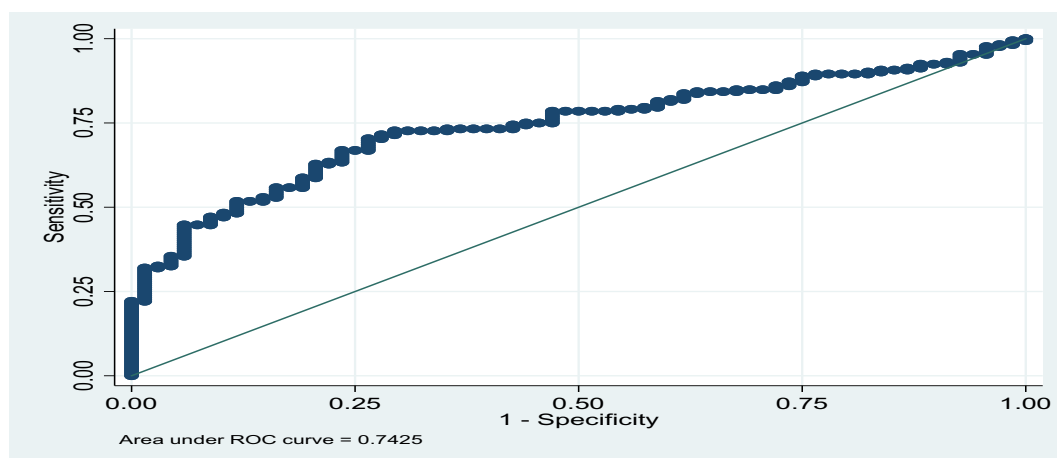
Source : Travaux de terrain, 2025

#### 5.4. Analyse de la qualité du modèle

Pour assurer la validité interne et la robustesse du modèle logit binaire sur l'adoption des innovations technologiques basées sur l'IA, plusieurs diagnostics ont été réalisés. La significativité globale du modèle a été confirmée par le test de vraisemblance ( $\chi^2 = 78,2$ ,  $df = 32$ ,  $p < 0,001$ ), indiquant que l'ensemble des variables explicatives contribue de manière significative à expliquer la probabilité d'adoption. La qualité d'ajustement, évaluée par l'AIC (410), est jugée acceptable. La multicollinéarité entre variables indépendantes a été examinée à l'aide du Variance Inflation Factor (VIF), toutes les valeurs étant inférieures à 3, ce qui exclut un problème majeur de corrélation entre facteurs. L'influence des observations extrêmes a été vérifiée à l'aide des DFBETAs, et aucune observation n'a été identifiée comme particulièrement influente sur les coefficients estimés. La spécification du modèle a été testée via le link test, confirmant que le modèle est correctement spécifié et que la relation fonctionnelle retenue est adéquate. La performance prédictive du modèle est satisfaisante, avec une capacité de discrimination élevée (AUC/ROC = 0,74) et un Brier score faible (0,12), traduisant une calibration adéquate. Les erreurs standards ont été clusterisées au niveau des communes afin de tenir compte de la dépendance intra-groupe et de l'homogénéité au sein des clusters. Concernant la construction des variables composites, le test de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) a confirmé l'adéquation de l'échantillon pour l'analyse factorielle, avec des valeurs supérieures à 0,65, indiquant une corrélation suffisante entre les items. Les charges factorielles retenues étaient toutes supérieures à 0,45, validant la pertinence de chaque item pour les facteurs sous-jacents. La cohérence interne des échelles a été attestée par le coefficient de Cronbach ( $\alpha \geq 0,70$ ), garantissant une fiabilité adéquate. Les scores factoriels obtenus ont été agrégés pour former des variables composites continues, qui ont été intégrées comme variables explicatives dans le modèle logit binaire. Ces résultats confirment que le modèle est correctement spécifié, statistiquement robuste et que les variables composites construites pour mesurer les perceptions et comportements des producteurs sont fiables et pertinentes pour expliquer l'adoption des innovations IA.



**Figure N°2 : Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)**



Source : Travaux de terrain, 2025

### 5.5. Facteurs déterminants de l'adoption des innovations basées sur l'IA au Nord Bénin

L'analyse des résultats du modèle de régression logistique (Tableau 4) met en évidence une combinaison de facteurs socio-économiques, institutionnels, technologiques, comportementaux et contextuels influençant la probabilité d'adoption des innovations basées sur l'intelligence artificielle. Le test global du modèle ( $\chi^2 = 78.2$ ,  $p < 0.001$ ) confirme la robustesse statistique, et la valeur de l'AIC (410) montre une qualité d'ajustement acceptable, traduisant la pertinence des variables retenues.

#### • Facteurs socio-économiques

L'éducation ressort comme un levier central : les producteurs ayant atteint le secondaire (OR = 2.10,  $p = 0.002$ ) et surtout le supérieur (OR = 3.25,  $p = 0.001$ ) présentent une probabilité nettement plus élevée d'adopter les innovations. Cela illustre le rôle déterminant du capital humain, qui permet une meilleure appropriation des outils numériques et une réduction de la méfiance face aux technologies nouvelles.

Le sexe influence aussi l'adoption, les hommes étant 1,45 fois plus enclins que les femmes ( $p = 0.03$ ). Ce résultat reflète des inégalités structurelles d'accès aux ressources productives et numériques. Il invite à intégrer une dimension genre dans les politiques de diffusion de l'IA afin de ne pas accentuer les écarts. La taille de l'exploitation (OR = 1.04,  $p = 0.02$ ) et le revenu ( $p = 0.01$ ) jouent un rôle positif : les producteurs plus aisés et disposant de plus de terres cherchent à optimiser la productivité et à rentabiliser leur investissement. À l'inverse, la taille du ménage a un effet négatif (OR = 0.95,  $p = 0.04$ ). Cela peut s'expliquer par la pression des charges domestiques qui limite les ressources disponibles pour l'investissement dans des

outils coûteux. En somme, ces résultats confirment que l'adoption de l'IA reste socialement différenciée, dépendant des inégalités économiques et éducatives.

- **Facteurs institutionnels**

L'appartenance à une coopérative ( $OR = 1.55$ ,  $p = 0.03$ ), la participation à un projet pilote ( $OR = 2.05$ ,  $p = 0.002$ ) et l'accès à la formation ( $OR = 1.70$ ,  $p = 0.01$ ) sont des facteurs positifs et significatifs. Ces résultats montrent que les institutions collectives et les programmes de vulgarisation jouent un rôle moteur dans la diffusion des innovations, en réduisant l'isolement des producteurs et en renforçant la confiance dans les nouvelles pratiques.

En revanche, certaines variables institutionnelles comme l'accès au crédit ou l'encadrement par les ONG n'ont pas d'effet significatif. Cela peut refléter soit un manque de pertinence de ces services pour l'adoption spécifique de l'IA, soit une inadéquation entre l'offre et les besoins réels des producteurs (procédures lourdes, crédits mal adaptés, encadrements trop théoriques).

Ces résultats suggèrent que la réussite de l'adoption passe moins par un simple accès aux services financiers ou à l'appui extérieur, que par un accompagnement structuré, intégré et directement lié aux usages technologiques.

- **Facteurs technologiques**

Les résultats confirment que les caractéristiques intrinsèques des technologies conditionnent fortement leur adoption. La disponibilité des équipements ( $OR = 2.50$ ,  $p = 0.001$ ) et la facilité d'utilisation ( $OR = 2.00$ ,  $p = 0.001$ ) sont des déterminants majeurs. Lorsque les outils sont accessibles et simples à manipuler, les producteurs sont plus enclins à les tester et à les intégrer.

Inversement, le coût de la technologie constitue une barrière ( $p = 0.05$ ). Ce résultat corrobore l'idée que, malgré l'intérêt des producteurs, l'investissement initial reste un obstacle majeur, surtout dans un contexte de revenus agricoles souvent précaires.

Les conditions d'usage renforcent également l'adoption : l'accès au réseau ( $OR = 1.50$ ,  $p = 0.03$ ), la possession d'un smartphone ou d'une tablette ( $OR = 1.80$ ,  $p = 0.004$ ) et la présence de services de maintenance et support ( $OR = 1.90$ ,  $p = 0.005$ ) facilitent grandement l'intégration des technologies. Ces résultats traduisent la dépendance de l'IA à un écosystème numérique et technique adéquat.

- **Facteurs comportementaux et perceptuels**

L'expérience technologique antérieure ( $OR = 1.60$ ,  $p = 0.02$ ) favorise l'adoption, révélant un effet d'apprentissage : les producteurs déjà familiarisés avec des outils modernes se montrent plus confiants vis-à-vis de l'IA.

La motivation économique ( $OR = 1.40$ ,  $p = 0.005$ ) et une perception positive des innovations ( $OR = 1.50$ ,  $p = 0.03$ ) apparaissent comme des moteurs puissants. Cela montre que l'adoption ne dépend pas uniquement des moyens matériels, mais aussi des représentations et des attentes des producteurs vis-à-vis des bénéfices économiques potentiels.

Ces résultats rappellent que l'innovation est aussi un processus social et psychologique : la confiance, la motivation et la perception de l'utilité jouent un rôle crucial pour transformer l'offre technologique en adoption effective.

- **Facteurs environnementaux et contextuels**

Les variables agroécologiques (type de sol, disponibilité en eau, vulnérabilité climatique, pente, risque d'inondation) ne sont pas significatives. Cela suggère que l'adoption de l'IA est relativement indépendante des caractéristiques environnementales, contrairement aux innovations agricoles « classiques » qui sont souvent directement liées aux conditions naturelles.

En revanche, la filière agricole influence l'adoption : les producteurs de riz affichent une probabilité plus élevée ( $OR = 1.80$ ,  $p = 0.03$ ). Cela s'explique par la pertinence directe de certaines applications d'IA, notamment les systèmes intelligents d'irrigation, qui sont particulièrement adaptés aux cultures hydro-dépendantes.

**Tableau 4 : Facteurs déterminants de l'adoption des innovations agricoles basées sur l'intelligence artificielle au Nord Bénin (modèle de régression logistique)**

Variable	OR	IC 2.5%	IC 97.5%	p-value
Age	1,01	0,99	1,02	0,210
Sexe (Homme vs Femme)	1,45	1,05	2,01	0,034*
Education Primaire	1,60	0,95	2,69	0,077
Education Secondaire	2,10	1,30	3,40	0,002**
Education Supérieur	3,25	1,80	5,88	0,001***
Taille_Exploitation	1,04	1,01	1,08	0,020*
Revenu	1,00	1,00001	1,0002	0,010*
Taille_Menage	0,95	0,90	0,99	0,044*
Diversification_Revenus Oui	1,30	0,85	2,00	0,203

Cooperative Oui	1,55	1,05	2,30	0,032*
Acces_Credit Oui	1,40	0,90	2,10	0,133*
Formation Oui	1,70	1,10	2,60	0,015
Projet_Pilote Oui	2,05	1,30	3,25	0,002**
Distance_Centre	0,99	0,98	1,01	0,405
Encadrement_ONG Oui	1,20	0,80	1,80	0,353
Acces_Service_Agricole Oui	1,10	0,75	1,60	0,608
Disponibilite_Equipement Oui	2,50	1,50	4,10	0,001***
Cout_Techno	0,99	0,9998	1,0000	0,050*
Facilite_Utilisation Facile	2,00	1,30	3,10	0,001**
Acces_Reseau Oui	1,50	1,05	2,14	0,031*
Smartphone_Tablette Oui	1,80	1,20	2,70	0,004**
Logiciel_Aide_Decision Oui	1,35	0,90	2,02	0,13
Maintenance_Support Oui	1,90	1,20	3,00	0,005**
Type_Sol Moyen	1,30	0,85	2,00	0,208
Type_Sol Pauvre	0,90	0,60	1,35	0,609
Disponibilite_Eau Moyenne	1,10	0,70	1,70	0,652
Vulnerabilite_Climatique Moyenne	0,85	0,50	1,40	0,536
Pente_Terres Légèrement inclinée	1,05	0,70	1,60	0,800
Risque_Inondation Moyen	0,95	0,60	1,50	0,827
Attitude_Risque Modéré	1,15	0,75	1,75	0,504
Experience_Techno Oui	1,60	1,10	2,40	0,020*
Motivation_Economique	1,40	1,10	1,78	0,005**
Perception_Innovation Positive	1,50	1,05	2,14	0,031*
Implication_Femmes Forte	1,20	0,80	1,85	0,358
Commune (ex. Djougou)	1,40	0,90	2,15	0,126
Filiere (ex. Riz)	1,80	1,05	3,08	0,032*
<b>Significativité globale du modèle :</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Test de vraisemblance : <math>\chi^2 = 78,2</math>, <math>df = 32</math>, <math>p &lt; 0,001 \rightarrow</math> modèle significatif</li> <li>• AIC = 410.</li> </ul>				

Source : Travaux de terrain, 2025

## 6. Discussion

Les résultats de cette étude montrent une forte adoption des innovations agricoles dites « classiques » dans le Nord Bénin, en particulier les semences améliorées (75 %) et le compost (71,9 %). Cette tendance est conforme aux observations générales sur la diffusion des technologies agricoles dans les pays en développement, où les innovations présentant un avantage relatif évident et un faible coût sont plus rapidement adoptées (Rogers, 2003). Ces innovations s'intègrent aisément aux pratiques paysannes traditionnelles, ce qui facilite leur appropriation, en accord avec la théorie de l'adoption des innovations qui souligne le rôle central de l'avantage comparatif et de la compatibilité (Rogers, 2010).

En revanche, les techniques de gestion durable des sols, telles que les cordons pierreux, demi-lunes et zaï, présentent une adoption plus modérée, en raison de leur exigence en temps et en main-d'œuvre. Ce constat rejoint les travaux de Akpatcho et al. (2019) et Faure (2018), qui montrent que la complexité accrue de certaines innovations peut limiter leur diffusion rapide.

Les innovations basées sur l'intelligence artificielle (IA), telles que les applications mobiles, les drones et les systèmes intelligents d'irrigation, restent marginales au Nord Bénin, avec moins de 16 % d'adoption. Cette situation reflète les observations de la FAO (2024), selon lesquelles l'adoption des technologies numériques par les petits exploitants africains demeure faible en raison de contraintes socio-économiques et techniques. Des auteurs comme Ouedraogo (2021) mettent en avant le coût élevé des équipements, l'accès limité aux infrastructures numériques et le manque de formations adaptées comme principaux freins à l'adoption.

Comparativement, des pays comme le Ghana, le Nigeria et le Kenya présentent des taux d'adoption plus élevés des technologies IA en agriculture. Au Ghana, l'usage de drones pour la cartographie agricole et la surveillance des cultures est déjà répandu grâce à des initiatives publiques et privées (Kwao, 2024). Au Nigeria, les systèmes intelligents d'irrigation et l'analyse prédictive sont intégrés aux programmes agricoles via des investissements ciblés (NACR, 2023). Au Kenya, une forte couverture mobile et des politiques numériques soutenant l'agriculture favorisent la popularisation des applications basées sur l'IA (Kenya Digital Agriculture Report, 2024). Ces comparaisons montrent que le Nord Bénin pourrait bénéficier de stratégies similaires d'accompagnement et d'investissement.

L'étude souligne également le rôle déterminant du capital humain. Le niveau d'éducation des producteurs se révèle crucial, les individus ayant atteint le secondaire ou le supérieur adoptant plus facilement les innovations (Davis, 1989; Garba, 2023). Les leviers institutionnels, tels

que l'appartenance à une coopérative ou la participation à un projet pilote, facilitent aussi l'adoption, confirmant l'importance des structures collectives et de la formation dans la diffusion des innovations (Röling, 2008).

Le facteur genre est également central. Les hommes adoptent davantage les technologies IA que les femmes, révélant des inégalités structurelles dans l'accès aux ressources, aux équipements et aux formations (Diagne, 2020). Ces résultats suggèrent que les politiques publiques doivent intégrer une approche sensible au genre pour garantir une diffusion équitable et efficace des technologies agricoles numériques.

Enfin, la filière agricole influence l'adoption, particulièrement pour la riziculture, où les systèmes intelligents d'irrigation sont pertinents et améliorent significativement la gestion de la culture (Agossadou et al., 2023). Cela plaide pour une approche sectorielle ciblée des innovations afin de maximiser leur impact économique et technique.

En résumé, la diffusion des innovations agricoles basées sur l'IA au Nord Bénin est encore à ses débuts, limitée par des facteurs socio-économiques, institutionnels et technologiques. Pour améliorer cette adoption, il est essentiel de renforcer les infrastructures numériques rurales, d'adapter les programmes de formation aux niveaux d'éducation locaux et de mettre en œuvre des politiques favorisant l'inclusion des femmes et des petits producteurs. Une intégration systématique et contextualisée de l'IA, accompagnée d'un soutien institutionnel structuré, constitue un levier clé pour exploiter pleinement le potentiel du numérique agricole et promouvoir une agriculture durable et résiliente dans la région.

## Conclusion

L'étude menée dans le Nord Bénin révèle un contraste marqué entre l'adoption des innovations agricoles « classiques » et celles basées sur l'intelligence artificielle (IA). Les semences améliorées et le compost connaissent une forte adoption grâce à leur accessibilité et à leur avantage économique direct, tandis que les techniques de gestion durable des sols sont modérément adoptées en raison de leur exigence en temps et main-d'œuvre. En revanche, l'adoption des innovations IA reste faible (<16 %), limitée par le coût des équipements, l'accès restreint aux infrastructures numériques et la complexité perçue des technologies.

Les facteurs socio-économiques, tels que le niveau d'éducation, le revenu et la taille des exploitations, jouent un rôle central dans l'adoption. Les dimensions institutionnelles, comme l'appartenance à une coopérative, la participation à des projets pilotes et l'accès à la formation, renforcent cette adoption, tandis que certaines institutions comme le crédit ou



l'encadrement ONG sont moins déterminantes. Les facteurs technologiques (disponibilité des équipements, accès au réseau, possession de smartphones et services de maintenance) et comportementaux (expérience, motivation, perception positive) facilitent également l'intégration de l'IA. Les disparités de genre persistent, et la filière agricole influence l'adoption, notamment pour le riz.

Pour promouvoir une adoption plus large et équitable, il est recommandé de renforcer les infrastructures numériques, développer des programmes de formation adaptés, assurer un accompagnement institutionnel ciblé et intégrer une dimension genre. Une stratégie intégrée combinant capital humain, accessibilité économique et sensibilisation aux avantages de l'IA pourrait améliorer la productivité, la durabilité et la résilience de l'agriculture au Nord Bénin.

## Bibliographie

ACED Africa. (2024). Profil de l'agriculture numérique et de l'adaptation aux changements climatiques : Cas du Bénin.

Agossadou, H. M., Degla, P., & Agalati, B. (2023). Déterminants de l'adoption du système d'irrigation gravitaire par les riziculteurs de la Commune de Malanville au nord-est du Bénin. *Bulletin de la Recherche Agronomique du Bénin*, 33(2), 17-34.

Akpatcho, L. H., Zoundji, G. C., & Vodouhê, F. G. (2019). Adoption des technologies agroécologiques : perceptions des producteurs dans la zone cotonnière du Bénin. *European Scientific Journal*, 15(34), 125-143.

Akponikpè, P.B.; Zakari, S.; Legbagah, S.H.; Kindo, Y.; Gibrilla, A.; Moussa, A.; Kpadenou, A.K.; Segnon, A.C.; Zougmore, R.B. (2024) Renforcement de capacités en Agriculture Intelligente face au Climat (AIC) au Benin, Burkina Faso, Ghana, Niger et Togo: Rapport de synthèse des ateliers nationaux. Dakar (Sénégal): International Center for Tropical Agriculture (CIAT). 23 p.

Anand, V., Rajput, P., Minkina, T., Mandzhieva, S., Kumar, S., Chauhan, A., & Rajput, V. D. (2025). Systematic Review of Machine Learning Applications in Sustainable Agriculture: Insights on Soil Health and Crop Improvement. *Phyton - International Journal of Experimental Botany*, 94(5), 1339-1365.

Arslan, A., Floress, K., Lamanna, C., Lipper, L., & Rosenstock, T. S. (2022). A meta-analysis of the adoption of agricultural technology in Sub-Saharan Africa. *PLOS Sustainability and Transformation*, 1(7), e0000018.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.

Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ). (2024). *Gestion durable des terres (GDT)*.

Diagne, A. (2020). Adoption et impact des innovations technologiques agricoles dans les filières maïs et arachide au Sénégal.

Doamba, S. M. F., Sawadogo, H., & Kaboré, V. (2011). Amélioration de la fertilité des sols au Burkina Faso : pratiques paysannes et leçons apprises. In T. Fatondji, C. Martius, J. Biélders, A. Vlek, J. Mando, & D. Zougmore (Eds.), *Amélioration de la productivité des sols pauvres en nutriments en Afrique subsaharienne*, pp. 43–58). Dordrecht: Springer.

FAO & ITPS. (2015). Status of the world's soil resources (SWSR)—main report. Food and Agriculture Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on Soils, Rome, Italy, 650.

FAO, FIDA, UNICEF, PAM, & OMS. (2020). L'état de la sécurité alimentaire et de la nutrition dans le monde 2020. Transformer les systèmes alimentaires pour une alimentation saine et abordable. Rome: FAO. 352 p.

FAO. (2024). *Agriculture numérique et intelligence artificielle en Afrique : défis et opportunités*. Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Faure, G. (2018). Innovation et développement dans les systèmes agricoles et alimentaires. Dans *Innover pour une agriculture durable* (pp. 123-146). CIRAD Editions.

Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2025). *Agriculture intelligente face au climat : innovations numériques pour la résilience et la durabilité agricoles*. FAO.

Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2018). *La pratique de la gestion durable des terres*.

Garba, I. (2023). Éducation, adoption des nouvelles technologies agricoles et productivité des ménages agricoles au Niger. *Revue Française d'Économie et de Gestion*, 4(1).

Gbedomon, R. C., Houngbo, S., & Thoto, S. F. (2023). Profil de l'agriculture numérique et de l'adaptation aux changements climatiques: Cas du Bénin. *Rapport de recherche, Centre Africain pour le Développement Équitable, Abomey-Calavi*.

GIZ. (2012). Gestion durable des terres : Manuel de bonnes pratiques. Eschborn: Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) GmbH. 60p.

Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and electronics in agriculture*, 147, 70-90.

Kenya Digital Agriculture Report. (2024). *State of digital agriculture in Kenya: Adoption and policy*.

Kohio, E., Sawadogo, H., & Zougmore, R. (2017). Adoption des pratiques de gestion durable des terres et impacts sur la productivité agricole au Burkina Faso. *Cahiers Agricultures*, 26(3), 35001.

Kwao, P. L., Owusu, G. M., Okyere, J., Agbenya, J. K., Laryea, I. L. N., & Armah, S. K. (2024). Agricultural Drones in Africa: Exploring Adoption, Applications, and Barriers. *International Journal for Multidisciplinary Research*, 6(6), 1-15.

- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674.
- Manzoor, F., Wei, L., Siraj, M., Lu, X., & Qiyang, G. (2025). Digital agriculture technology adoption in low and middle-income countries—a review of contemporary literature. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 9, Article 1621851.
- Moussa, S. (2020). Défis de la formation sur les Incoterms dans les marchés publics africains : cas d'étude au Burkina Faso. *Journal of Public Procurement*, 20(1), 23-38.
- NACR. (2023). *Les systèmes d'irrigation intelligents au Nigeria : Utilisation et impacts*. Nigerian Agricultural Council Report.
- Nautiyal, M., Joshi, S., Hussain, I., Rawat, H., Joshi, A., Saini, A., ... & Kumar, S. (2025). Revolutionizing agriculture: A comprehensive review on artificial intelligence applications in enhancing properties of agricultural produce. *Food Chemistry: X*, 102748.
- Nongana, G. S., Ouédraogo, M., & Sanon, A. (2024). Analyse comparative entre agriculture de précision et pratique paysanne dans les basfonds rizicoles du Burkina Faso. *Afrique Science*, 25(3), 50-64.
- Observatoire du Sahara et du Sahel (OSS). (2024). *Terres d'Afrique : la dégradation et l'impératif de la gestion durable*. OSS.
- Ouedraogo, R. (2021). Determinants of agricultural innovation adoption in Sub-Saharan Africa: socio-economic and psychosocial barriers. *Economics of Innovation and New Technology*.
- Oxford Insights. (2024). *2024 Government AI Readiness Index*.
- PANA-Bénin, (2008). *Programme d'Action National d'Adaptation aux Changements Climatiques du Bénin, Convention-cadre des nations unis sur les changements climatiques*, 81 p.
- Piekutowska, M. (2025). Using artificial intelligence for sustainable crop production. *Journal of Water and Land Development*, 31, 45-53.
- Pretty, J., Benton, T. G., Bharucha, Z. P., Dicks, L. V., Flora, C. B., Godfray, H. C. J., ... & Wratten, S. (2018). Global assessment of agricultural system redesign for sustainable intensification. *Nature Sustainability*, 1(8), 441-446.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of Innovations* (5th ed.). Free Press.
- Rogers, E. M. (2010). *Diffusion of Innovations*. Google-Books
- Röling, N. (2008). *Innovation et changement dans l'agriculture durable*. Wageningen Academic Publishers.

Scopel, E., Findeling, A., & Feller, C. (2005). Fertilité des sols et conservation de l'eau en Afrique subsaharienne : apports des techniques de gestion de la biomasse. *Sécheresse*, 16(1), 71–78.

Sen, A. (1999). *Development as freedom*. Oxford University Press.

Teshome, A., de Graaff, J., & Kassie, M. (2014). Household-level determinants of soil and water conservation adoption phases: Evidence from North-Western Ethiopian highlands. *Environmental Management*, 53(3), 509–522.

Teteli, C. S., Padonou, E. A., & Akakpo, B. A. (2022). Priorisation des pratiques anti-érosives de conservation des sols dans la zone soudanienne au Bénin (Afrique de l'Ouest). *Tropicultura*, 40(3).

Umair Nawaz, M. Z. Zaheer, F. S. Khan, H. Cholakkal, S. Khan, & R. M. Anwer. (2025). AI in Agriculture: A Survey of Deep Learning Techniques for Crops, Fisheries and Livestock. *arXiv preprint*.

Union Africaine. (2024). *Stratégie d'agriculture numérique (SAN) pour l'Afrique 2024-2030*.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.

World Overview of Conservation Approaches and Technologies (WOCAT). (2009). *Sustainable land management in practice: Guidelines and best practices for sub-Saharan Africa* (WOCAT Report). FAO and UNEP.

Yabi, J. A., & Afouda, F. (2012). Extrêmes pluviométriques au Bénin : tendances et impacts sur les productions agricoles. *Sécheresse*, 23(1), 33–41.

Yabi, J. A., Dossa, F., & Tovignan, S. D. (2018). Adoption des technologies de gestion durable des terres dans le Nord-Bénin : analyse des déterminants socio-économiques. *African Journal of Agricultural and Resource Economics*, 13(2), 79–94.

### Éthique et conformité

L'étude a été conduite dans le strict respect des principes éthiques de la recherche en sciences sociales. Un consentement éclairé a été obtenu auprès de tous les participants avant la collecte des données, après leur avoir expliqué les objectifs, la confidentialité et l'utilisation prévue des informations recueillies. Les données ont été anonymisées afin de garantir la protection de la vie privée et d'empêcher toute identification directe ou indirecte des répondants. Aucune incitation financière n'a été offerte aux répondants.