

**Faculté des sciences économiques,
sociales, politiques et de communication
École des sciences politiques et sociales (PSAD)**

Influence des variations climatiques sur l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest (2000-2022) : une analyse en données de panel à effets fixes

Auteur : Nonvignon Justin Dossou
Promoteur(s) : Professeur Bruno Masquelier
Lecteur(s) : Benjamin Chemouni
Année académique : 2025-2026
Master en Méthodes Quantitatives en Sciences Sociales : orientation
SAS

Déclaration de déontologie

Je déclare sur l'honneur que ce mémoire a été écrit de ma plume, sans avoir sollicité d'aide extérieure illicite, qu'il n'est pas la reprise d'un travail présenté dans une autre institution pour évaluation, et qu'il n'a jamais été publié, en tout ou en partie. Toutes les informations (idées, phrases, graphes, cartes, tableaux, ...) empruntées ou faisant référence à des sources primaires ou secondaires sont référencées adéquatement selon la méthode universitaire en vigueur. Je déclare avoir pris connaissance et adhérer au Code de déontologie pour les étudiant·e·s en matière d'emprunts, de citations et d'exploitation de sources diverses et savoir que le plagiat constitue une faute grave.

Nonvignon Justin Dossou



Résumé

Ce mémoire analyse l'effet des variations climatiques sur l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest, en s'appuyant sur un panel infranational couvrant douze pays entre 2000 et 2022. Les estimations à effets fixes montrent qu'une augmentation d'un degré Celsius de la température moyenne est associée à une diminution d'environ 1,6 point de pourcentage de l'emploi agricole ($\beta = -1,595$; $p < 0,05$). Sur la période récente de 2010 à 2022, cet effet atteint -2,051 points de pourcentage ($p < 0,05$). L'indice hydrique SPEI-12 a également un effet significatif négatif sur l'emploi agricole ($\beta = -1,507$; $p < 0,001$). Bien que les précipitations n'affichent pas de relation globale, un effet négatif se manifeste dans les pays sahéliens ($\beta = -0,013$; $p < 0,05$). Les coefficients associés aux variables socio-économiques montrent une évolution stable sur l'ensemble de la période. L'indice de richesse présente un coefficient négatif variant entre -0,469 ($p < 0,001$) et -0,687 ($p < 0,001$). Ces résultats suggèrent que les besoins d'adaptation diffèrent selon les régions. Les zones dépendantes de l'agriculture pluviale nécessitent une attention particulière de la part des décideurs publics. Ces résultats soulignent également la nécessité de poursuivre les recherches avec des données socio-économiques à une résolution spatiale et temporelle plus fine que celles exploitées ici.

Mots-clés : Variabilité climatique ; Emploi agricole ; Afrique de l'Ouest ; Données de panel ; Agriculture pluviale.

Abstract

This thesis examines the effect of climate variations on agricultural employment in West Africa, utilizing a subnational panel covering twelve countries from 2000 to 2022. Fixed-effects estimations indicate that a one degree Celsius rise in average temperature correlates with a reduction of around 1.6 percentage points in agricultural employment ($\beta = -1.595$; $p < 0.05$). From 2010 to 2022, this effect amounts to -2.051 percentage points ($p < 0.05$). The SPEI-12 water index exerts a substantial negative effect on agricultural employment ($\beta = -1.507$; $p < 0.001$). While precipitation lacks a global correlation, a negative impact is evident in Sahelian nations ($\beta = -0.013$; $p < 0.05$). The coefficients linked to socio-economic variables exhibit a consistent progression throughout the entire duration. The wealth index exhibits a negative coefficient varying from -0.469 ($p < 0.001$) to -0.687 ($p < 0.001$). These findings indicate that adaptation requirements vary by area. Regions reliant on rain-fed agriculture necessitate focused attention from public policymakers. These findings underscore the necessity for ongoing research utilizing socio-economic data at a more granular spatial and temporal resolution than that employed in this study.

Keywords: Climate variability; Agricultural employment; West Africa; Panel data; Rainfed agriculture

Remerciements

Je rends d’abord grâce à Dieu pour la vie, la santé et la force qu’Il m’a accordées tout au long de ce parcours. Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon promoteur, le Professeur Bruno Masquelier, pour son encadrement attentif et rigoureux. Ses orientations méthodologiques, sa disponibilité et la qualité de ses conseils ont été déterminantes dans l’aboutissement de ce travail. Au-delà de l’accompagnement scientifique, j’ai particulièrement apprécié son écoute, sa simplicité et sa capacité à guider avec exigence tout en laissant place à la réflexion personnelle. C’est avec un réel plaisir que j’ai bénéficié de son encadrement.

Je remercie également l’ensemble des professeurs du programme PSAD pour la qualité des enseignements dispensés au cours de l’année académique. Leur engagement et leur sens de la transmission ont contribué à renforcer mes compétences et ma formation.

Ma reconnaissance s’adresse aussi à l’équipe administrative pour son professionnalisme, sa disponibilité et l’accompagnement apporté tout au long de mon parcours à l’UCLouvain. Je remercie de tout cœur mes parents, biologiques et spirituels, pour leur soutien constant, tant moral que financier. Leurs encouragements ont été essentiels dans la poursuite et l’achèvement de ce travail.

Un grand merci à mes camarades et amis de l’UCLouvain et de l’Universiteit Antwerpen (UA), ainsi qu’à toutes les personnes qui, de près ou de loin, m’ont soutenu et encouragé tout au long de ce parcours académique.

Nonvignon Justin Dossou

Sigles et abréviations

ADM1 : Administrative Level 1 (niveau administratif régional)

ERA5-Land : Fifth Generation ECMWF Atmospheric Reanalysis for Land Applications

GDL : Global Data Lab

GEE : Google Earth Engine

HDD30 : Degrés-jours au-dessus de 30°C

IWI : Indice de richesse (International Wealth Index)

PET : Demande évaporative potentielle (Potential Evapotranspiration)

PIB : Produit intérieur brut

SPEI : Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index

VIF : Variance Inflation Factor (Facteur d'inflation de variance)

TABLE DES MATIÈRES

Contents

Déclaration de déontologie.....	i
TABLE DES MATIÈRES.....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	vi
LISTE DES FIGURES	vii
INTRODUCTION GENERALE	1
1. Contexte et justification.....	1
2. Questions et hypothèses de recherche	2
3. Organisation du mémoire	3
CHAPITRE I :REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	4
I.1. Contexte climatique et dynamique agricole en Afrique de l'Ouest	4
I.2. Approches méthodologiques dans l'étude des relations climat-agriculture-emploi	7
I.3. Climat et production agricole : enseignements empiriques et limites.....	8
CHAPITRE II: DONNÉES ET MÉTHODOLOGIE	12
II.1. Champ, période et sources	12
II.1.1. Champ et périodes.....	12

II.1.2. Sources de données	13
II.2. Cadre conceptuel et empirique	15
II.3. Variable dépendante : emploi agricole total	16
II.4. Variables climatiques principales	16
II.5. Variables de contrôle socio-économiques	18
II.6. Méthodologie et spécification du modèle	20
II.6.1. Spécification théorique : fondements du modèle climatique	20
II.6.2. Spécification empirique : application au panel ouest-africain	21
II.7. Évaluation de la qualité et de la couverture des données	22
CHAPITRE III : RESULTATS	24
III.1. Statistiques descriptives	24
III.2. Corrélations entre les variables explicatives	27
III.3. Résultats du modèle de base : effets fixes et effets aléatoires	28
III.4. Test de Hausman et choix du modèle	31
III.5. Tests de robustesse	32
CHAPITRE IV : DISCUSSION, IMPLICATIONS POLITIQUES ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE	39
IV.1. Discussion	39
IV.2. Implications politiques et perspectives de recherche	42
CONCLUSION GÉNÉRALE	43
LISTE DES RÉFÉRENCES	I
LISTE DES ANNEXES	VI

LISTE DES TABLEAUX

<i>Table 1: Nombre d'unités administratives retenues pour chaque pays de la base de données et nature de l'unité administrative.</i>	13
<i>Table 2: Détail des variables climatiques introduites dans le modèle</i>	17
<i>Table 3: Description des variables socio-économiques</i>	19
<i>Table 4: Statistiques descriptives</i>	24
<i>Table 5: Facteur d'inflation de variance (VIF)</i>	28
<i>Table 6: Résultats du modèle de base (effets fixes et effets aléatoires)</i>	28
<i>Table 7: Résultats du test de Hausman (comparaison FE-RE)</i>	31
<i>Table 8: Synthèse des tests de robustesse (modèles à effets fixes).....</i>	33

<i>Table 9: Sensibilité sur la période 2000-2009</i>	35
<i>Table 10: Sensibilité sur la période 2010-2022.....</i>	35
<i>Table 11: Sensibilité spatiale : pays côtiers.....</i>	36
<i>Table 12: Sensibilité spatiale : pays sahéliens de la zone</i>	37

LISTE DES FIGURES

<i>Figure 1: Classement des pays selon la température mensuelle moyenne</i>	4
<i>Figure 2: Réchauffement observé entre 2000-2005 et 2018-2022</i>	5
<i>Figure 3: Classement des pays selon l'intensité pluviométrique mensuelle moyenne.</i>	6
<i>Figure 4: Changements de la pluviométrie moyenne en Afrique de l'Ouest entre 2000-2005 et 2018-2022.</i>	6
<i>Figure 5: Cadre conceptuel-conditions climatiques et emploi agricole</i>	11
<i>Figure 6: Carte des douze pays étudiés et identification des unités sous-nationales</i>	14
<i>Figure 7: Evolution annuelle des indicateurs socio-économiques et climatiques (2000-2022)</i>	25
<i>Figure 8: Boxplots par année des indicateurs</i>	26
<i>Figure 9: Matrice de corrélation de Pearson entre les variables explicatives.....</i>	27

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte et justification

En Afrique subsaharienne, et en particulier en Afrique de l'Ouest, la progression économique est plus lente que dans d'autres régions du monde, un phénomène en partie lié à la structure des économies locales. L'agriculture y joue un rôle essentiel : elle emploie environ 45 % de la population active et contribue à près de 25 % du PIB de la région (African Union Commission & OECD, 2024). Cette forte dépendance à l'agriculture et aux revenus qui en dérivent rend les ménages très sensibles aux variations climatiques. Dans des systèmes encore peu mécanisés, une sécheresse, un excès de pluie ou un décalage du calendrier agricole peuvent entraîner une baisse de la production (Mechiche-Alami & Abdi, 2020). De plus, les moyens d'adaptation restent limités, ce qui renforce la vulnérabilité des ménages. L'Afrique de l'Ouest figure également parmi les régions les plus exposées à la hausse des températures, à l'irrégularité des précipitations et aux événements climatiques extrêmes (Defrance et al., 2020). Le paradoxe est bien connu : le continent contribue le moins aux émissions mondiales, mais en subit fortement les conséquences (Teye & Nikoi, 2022). Les effets du climat sur les rendements agricoles sont bien documentés (De Longueville et al., 2020; Sultan & Gaetani, 2016). Par exemple, il est établi que lorsque les températures dépassent certains seuils, les performances des cultures diminuent (African Union Commission & OECD, 2024; Schlenker & Roberts, 2009). En revanche, la littérature existante aborde comparativement peu la question de l'emploi agricole

Plusieurs études se concentrent sur la production agricole, en supposant que l'emploi évolue automatiquement dans le même sens (Mizik et al., 2025). Cependant, ce n'est pas ce que l'on observe : les ménages réagissent en migrant temporairement, en cherchant des activités non agricoles ou même en cumulant différents petits travaux. Ces réactions passent souvent inaperçues dans les analyses classiques. De plus, les travaux reposent souvent sur des données nationales (Christiaensen & Maertens, 2022), alors que les écarts entre régions au sein des pays, notamment entre les zones sahéliennes, soudano-guinéennes et côtières, sont très importants. Enfin, peu de recherches analysent spécifiquement les effets du changement climatique sur l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest.

On sait que les changements dans l'emploi rural influencent la mobilité, les revenus et le recours aux activités non agricoles (Christiaensen & Todo, 2014). Pourtant, très peu d'études utilisent des indicateurs climatiques précis (comme les vagues de chaleur, le manque d'eau et

les anomalies de pluie) pour examiner leur effets direct sur l'emploi. Les travaux d'Agoh & Kane (2025) représentent une avancée en analysant les effets du changement climatique, en particulier ceux liés aux émissions de CO₂, à la sécheresse et aux inondations, sur l'emploi agricole dans l'UEMOA. Malgré cette contribution, la littérature reste encore limitée sur cette question pour l'ensemble des pays d'Afrique de l'Ouest. De plus, les études distinguent rarement une hausse progressive des températures d'un épisode de chaleur extrême ou d'une sécheresse prolongée (Ayanlade et al., 2022), alors que leurs effets ne sont pas nécessairement comparables.

Ces constats nous amènent à formuler la question recherche de ce mémoire comme suit: le changement climatique est-il susceptible de réduire les opportunités d'emploi dans le secteur agricole en Afrique de l'Ouest?

Pour répondre à cette question, l'étude utilise plusieurs indicateurs climatiques : la température moyenne, les précipitations, les degrés-jours au-dessus de 30 °C (HDD30, qui mesurent l'exposition aux fortes chaleurs) et l'indice hydrique SPEI-12 (qui renseigne sur les conditions de sécheresse ou d'humidité sur douze mois). L'analyse tient compte des caractéristiques socio-économiques des régions, comme l'urbanisation, le niveau de vie ou l'indice de richesse, l'indice de privation des jeunes (YDI) et la pression démographique, qui influencent déjà le marché du travail agricole¹. Ces éléments de contexte sont pris en compte en suivant les travaux de Smits & Permanyer (2019), qui montrent déjà l'importance de ces facteurs pour comprendre les évolutions régionales. L'emploi agricole fait référence à la proportion de la population active travaillant dans l'agriculture à un niveau infranational, tel que mesuré par les données du Global Data Lab pour les régions d'Afrique de l'Ouest.

Ce mémoire s'appuie sur des données infranationales couvrant douze pays sur la période 2000-2022. L'objectif est d'examiner ensemble les variations du climat et les réalités sociales et économiques, notamment l'urbanisation, l'indice de richesse, la privation des jeunes et la pression démographique, afin de mieux comprendre ce qui façonne l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest.

2. Questions et hypothèses de recherche

Ce mémoire s'articule autour de quatre interrogations spécifiques:

¹ Les définitions précises de ces indicateurs socio-économiques figurent dans le tableau 3 du chapitre II

Q1. Quel est l'effet de la température moyenne sur l'emploi agricole ?

Q2. Comment les précipitations cumulées influencent-elles l'emploi agricole ?

Q3. Quel est l'effet des vagues de chaleur et des conditions hydriques extrêmes sur l'emploi agricole ?

Q4. Comment les caractéristiques socio-économiques des régions modifient-elles la relation entre climat et emploi agricole ?

Ces questions donnent lieu aux hypothèses suivantes :

H1. Une hausse de la température moyenne est associée à une baisse de l'emploi agricole

H2. Un déficit ou un excès de précipitations réduit les opportunités de travail agricole.

H3. Les vagues de chaleur et un SPEI-12 négatif entraînent une diminution de l'emploi agricole.

H4. Les caractéristiques socio-économiques régionales réduisent les effets du climat sur l'emploi agricole

3. Organisation du mémoire

Le mémoire est structuré autour d'une introduction générale, de quatre chapitres et d'une conclusion générale.

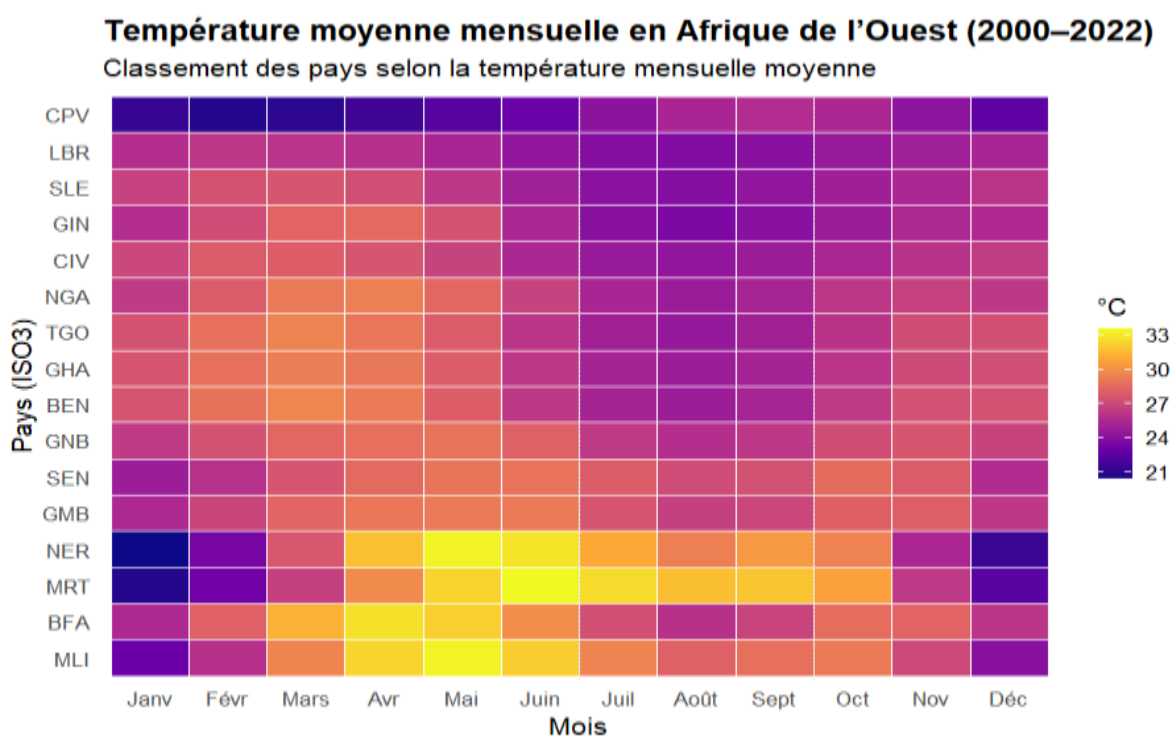
L'introduction générale présente le contexte et la justification de l'étude, formule la question de recherche et les hypothèses, et précise l'organisation du mémoire. Le premier chapitre est consacré à la revue de la littérature relative aux liens entre les conditions climatiques, l'emploi agricole et les caractéristiques socio-économiques des régions d'Afrique de l'Ouest. Le deuxième chapitre porte sur les données et la méthodologie utilisées. Le troisième chapitre présente les résultats empiriques. Le quatrième chapitre discute ces résultats, en mettant en évidence leurs implications politiques et en proposant des perspectives pour de futures recherches. Enfin, la conclusion générale synthétise les principaux enseignements et souligne les limites de l'étude.

CHAPITRE I :REVUE DE LA LITTERATURE

I.1. Contexte climatique et dynamique agricole en Afrique de l'Ouest

La région ouest-africaine est aujourd'hui reconnue comme l'un des espaces les plus exposés aux effets du changement climatique. Cette vulnérabilité s'explique à la fois par l'évolution rapide des facteurs climatiques et par le poids du secteur agricole dans les économies locales. Depuis les années 1970, les températures ont augmenté dans l'ensemble de la sous-région. Ce niveau élevé de température est particulièrement observé dans les pays sahéliens, où les journées dépassant 30 °C sont devenues courantes (Dosio et al., 2021). Comme l'illustre la Figure 1², construite à partir des données climatiques mensuelles mobilisées dans cette étude, les pays enclavés du Sahel (Mali, Niger, Burkina Faso) enregistrent des valeurs thermiques élevées entre avril et juin, tandis que les pays côtiers conservent des valeurs plus modérées..

Figure 1: Classement des pays selon la température mensuelle moyenne



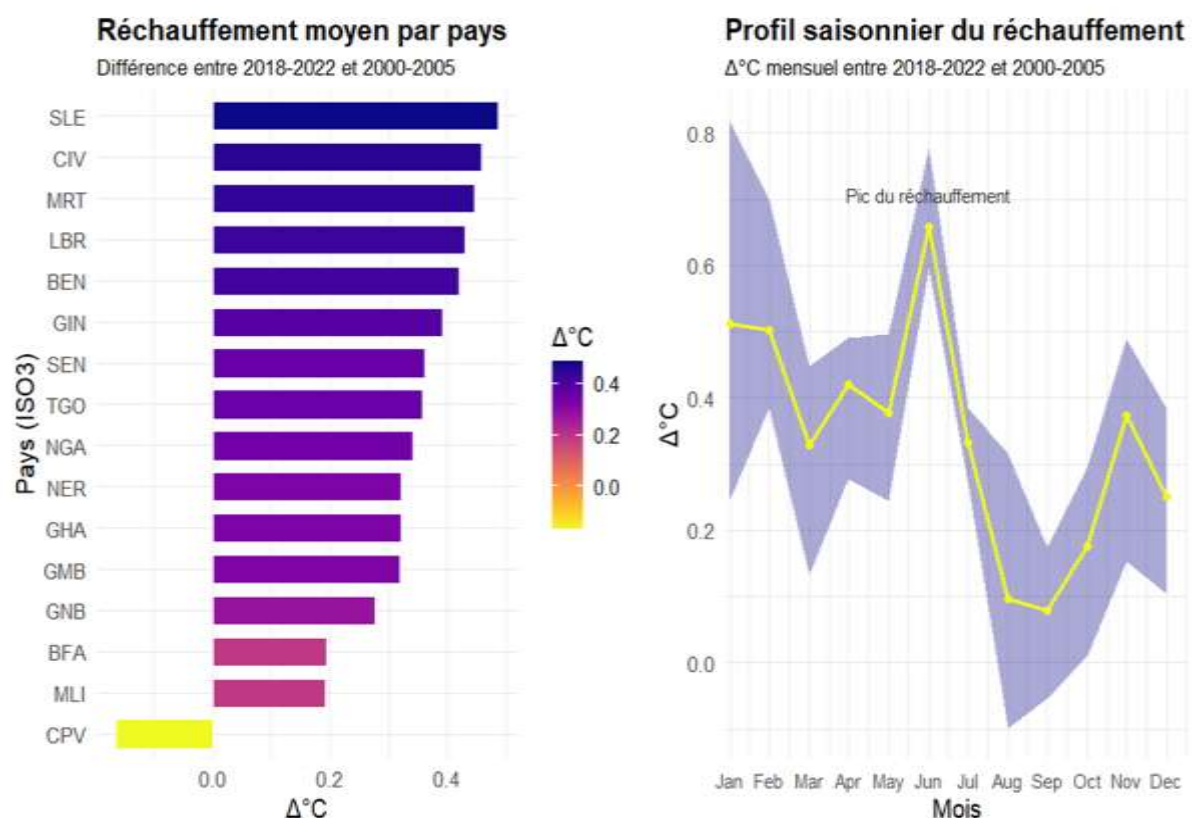
Source : Données climatiques mensuelles dérivées de ERA5-Land via GEE(2000–2022).

Source : ERA5-Land via GEE (calculs de l'auteur).

² Abréviations ISO-3 des pays : BEN = Bénin ; BFA = Burkina Faso ; CIV = Côte d'Ivoire ; CPV = Cap-Vert ; GHA = Ghana ; GIN = Guinée ; GMB = Gambie ; GNB = Guinée-Bissau ; LBR = Libéria ; MLI = Mali ; MRT = Mauritanie ; NER = Niger ; NGA = Nigéria ; SEN = Sénégal ; SLE = Sierra Leone ; TGO = Togo.

La figure suivante illustre l'ampleur du réchauffement récent en comparant les variations mensuelles entre différents pays.

Figure 2: Réchauffement observé entre 2000-2005 et 2018-2022



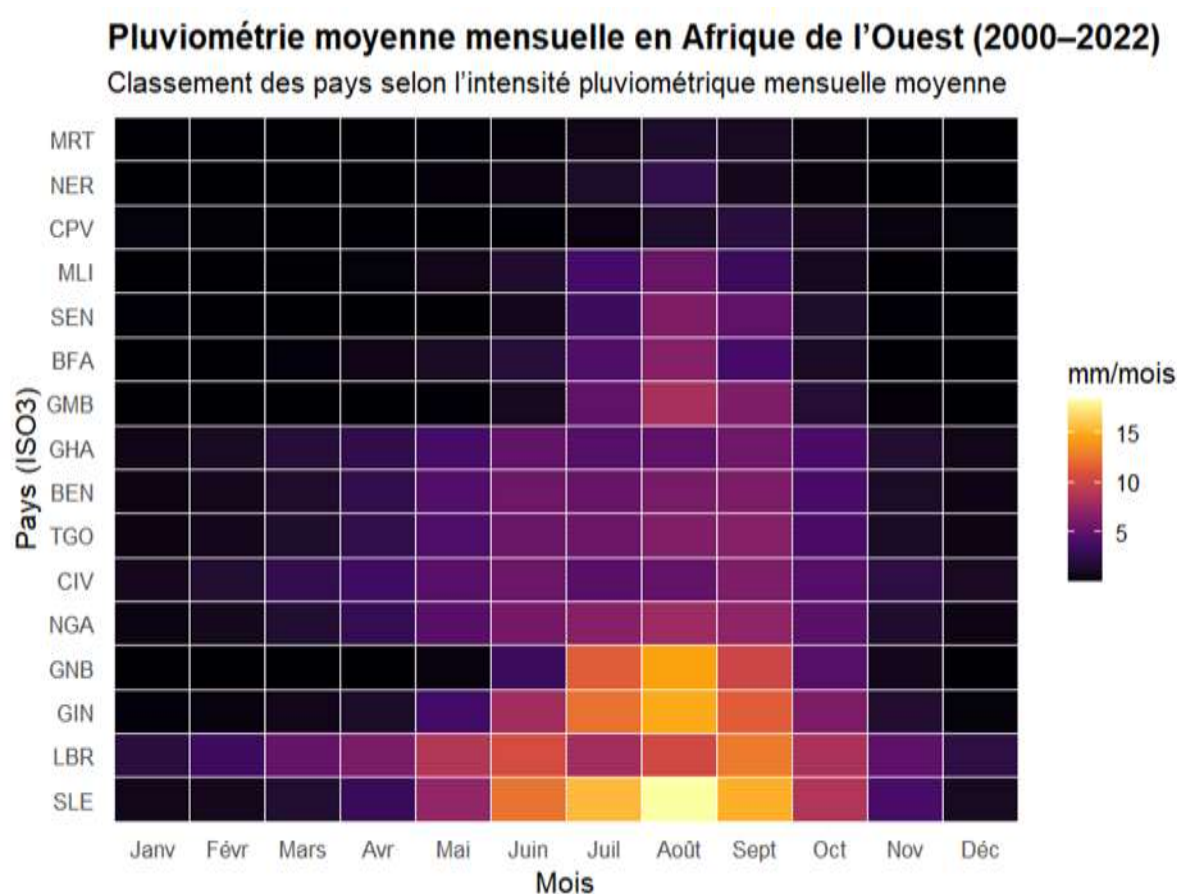
Source : ERA5-Land via GEE (calculs de l'auteur).

La figure 2 illustre une augmentation générale des températures dans toute la région. Des écarts significatifs se manifestent entre les pays. La Sierra Leone, la Côte d'Ivoire et la Mauritanie affichent les hausses les plus élevées, atteignant près de 0,45 à 0,50 $^{\circ}\text{C}$. Le Liberia, le Bénin et la Guinée suivent avec des valeurs comprises entre 0,35 et 0,40 $^{\circ}\text{C}$. En revanche, le Mali, le Burkina Faso et surtout le Cap-Vert présentent des écarts beaucoup plus faibles, parfois proches de 0 $^{\circ}\text{C}$.

Le profil mensuel indique que l'augmentation n'est pas régulière tout au long de l'année. Elle reste modérée en janvier et février, autour de 0,45 à 0,50 $^{\circ}\text{C}$, puis diminue en mars et avril, avant d'atteindre son maximum en juin, avec près de 0,70 $^{\circ}\text{C}$. Les mois d'août et septembre affichent les écarts les plus faibles, souvent proches de 0,10 $^{\circ}\text{C}$. Une légère augmentation se manifeste en fin d'année, atteignant environ 0,35 à 0,40 $^{\circ}\text{C}$ en novembre.

La pluviométrie évolue elle aussi de manière irrégulière en raison des dérèglements climatiques. Certaines études ont montré des décalages dans le début de la saison des pluies, une forte variabilité des cumuls de précipitations et une fréquence plus élevée d'épisodes extrêmes (Diedhiou et al., 2018; Sanogo et al., 2015). La Figure 3 montre que la majorité des précipitations s'observe entre juillet et septembre, avec de forts contrastes entre les zones côtières plus humides et les régions sahéliennes beaucoup plus sèches .

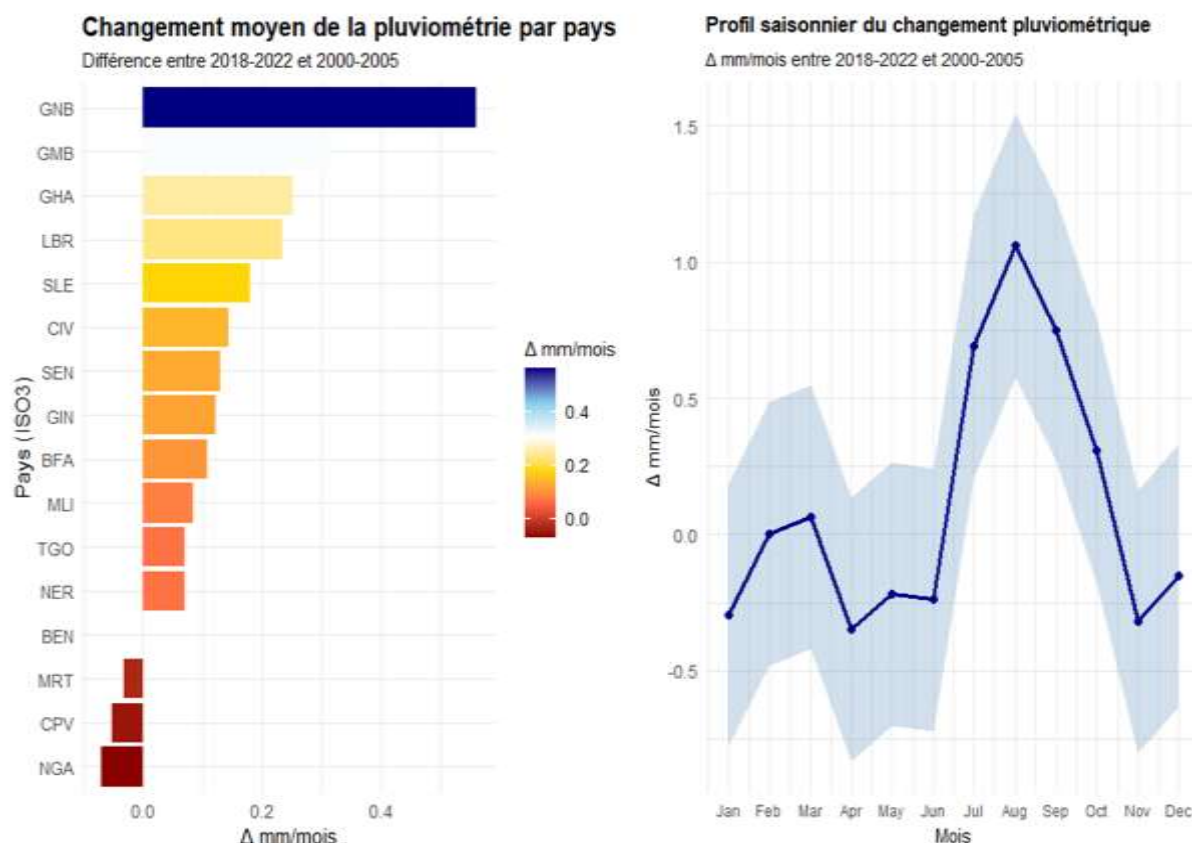
Figure 3: Classement des pays selon l'intensité pluviométrique mensuelle moyenne.



Source : ERA5-Land via GEE (calculs de l'auteur).

La figure suivante illustre l'évolution des précipitations en comparant les moyennes mensuelles de 2000-2005 à celles de 2018-2022.

Figure 4: Changements de la pluviométrie moyenne en Afrique de l'Ouest entre 2000-2005 et 2018-2022.



Source : ERA5-Land via GEE (calculs de l'auteur).

Les écarts de pluviométrie varient selon les pays. La Guinée-Bissau enregistre la hausse la plus marquée, avec environ +0,48 mm/mois, suivie de la Gambie (+0,32 mm/mois). D'autres pays côtiers, comme le Ghana, le Libéria et la Sierra Leone, présentent une augmentation modérée, comprise entre +0,15 et +0,25 mm/mois. En revanche, certains pays sahéliens affichent une légère baisse, notamment le Nigeria (-0,07 mm/mois), le Cap-Vert (-0,05 mm/mois) et la Mauritanie (-0,03 mm/mois). Le cycle mensuel révèle une nette augmentation des pluies en juillet et août, où l'écart dépasse en moyenne 1 mm/mois. Les mois de transition, tels que février et mars, se rapprochent de zéro, tandis que janvier et octobre montrent une légère diminution, de l'ordre de -0,3 à -0,4 mm/mois. La plupart des exploitations, de petite taille, dépendent fortement du calendrier météorologique. Les vagues de chaleur réduisent la capacité de travail des ménages ruraux, alors que les déficits pluviométriques perturbent les cycles de production.

I.2. Approches méthodologiques dans l'étude des relations climat-agriculture-emploi

Les travaux qui analysent les liens entre les variables climatiques et l'emploi agricole s'appuient sur plusieurs méthodologies issues des sciences économiques, de l'agronomie et de la climatologie. Dans le contexte ouest-africain, trois approches peuvent être distinguées..

La première concerne l'étude des tendances climatiques. Elle s'appuie souvent sur des tests non paramétriques, tels que Mann–Kendall et Sen's slope. Ces outils sont conçus pour identifier une tendance monotone dans les séries temporelles sans exigence de normalité (Akhundzadah, 2024). Des modèles de tendance sont également mobilisés pour étudier l'évolution de la température, des précipitations et des indicateurs hydriques (Yue & Pilon, 2004). Cette approche n'est pas conçue pour mesurer directement l'effet du climat sur l'emploi agricole, mais plutôt pour établir le contexte dans lequel évoluent les activités agricoles. La détection d'une hausse ou d'une baisse durable des températures, des précipitations ou des indices hydriques permet de situer les dynamiques du marché du travail agricole dans un environnement climatique en mutation. Ces éléments constituent ainsi la base nécessaire pour interpréter les relations estimées entre les variables climatiques et l'emploi agricole, en lien avec l'approche ricardienne³ des effets de long terme du climat sur la productivité des terres (Mendelsohn et al., 1994). D'autres analyses utilisent des modèles de données de panel pour prendre en compte la variabilité spatiale et temporelle (Deschênes & Greenstone, 2007). Une troisième catégorie d'analyses examine l'effet du climat sur le marché du travail agricole. Plusieurs recherches montrent que la chaleur extrême réduit la productivité physique des travailleurs (Graff Zivin & Neidell, 2014) tandis que les chocs pluviométriques modifient le calendrier des opérations agricoles (Deschênes & Greenstone, 2007). Les effets du climat ne se limitent pas aux rendements ; ils influencent également la quantité de travail mobilisée, la structure de la main-d'œuvre et les ajustements socio-économiques des ménages agricoles.

I.3. Climat et production agricole : enseignements empiriques et limites

Les premières études, principalement réalisées dans des pays industrialisés, montrent un lien entre les conditions climatiques et les rendements agricoles (Zhang et al., 2011). Elles soulignent l'importance de la chaleur et des pluies dans la production, mais s'appuient sur des systèmes agricoles très différents de ceux de l'Afrique de l'Ouest. Cette divergence limite la transposition de leurs résultats à la région. Le modèle ricardien de Mendelsohn et al. (1994) a longtemps été utilisé pour évaluer l'effet du climat sur la valeur des terres. Cependant, ce cadre suppose l'existence de marchés fonciers fonctionnels et une mécanisation avancée, deux

³ David Ricardo (1772-1823) est un économiste classique dont la théorie de la rente explique que la valeur d'une terre dépend de sa productivité naturelle et de ses conditions physiques (Ricardo, 1817). Le cadre ricardien utilisé reprend cette intuition : les différences de valeur entre terres reflètent en partie le climat auquel elles sont exposées. Il permet d'estimer comment la température et la pluviométrie influencent la productivité agricole sur le long terme (Mendelsohn & Shaw, 1994)

éléments qui ne reflètent pas la réalité des exploitations sahéliennes. L'étude de Deschênes et Greenstone (2007), menée sur des variations quasi aléatoires de la météo américaine, montre que des températures plus élevées réduisent significativement les profits agricoles. Là encore, cet exercice reste difficile à appliquer aux agricultures familiales d'Afrique de l'Ouest. Les travaux de Schlenker et Roberts (2009) montrent que les rendements du maïs et du soja chutent au-delà d'un seuil thermique de 29-30 °C (aux États-Unis). Pourtant, très peu de recherches ont examiné les implications de ces extrêmes sur l'organisation du travail agricole. Sultan et Gaetani, (2016) rappellent que, dans le régime de la mousson ouest-africaine, un retard de pluies de quelques jours au moment du semis peut suffire à réduire les rendements. La plupart des études qu'ils recensent s'appuient néanmoins sur des données nationales, rarement sur des données infranationales relatives à la main-d'œuvre. Sanogo et al. (2015) montrent également que les sécheresses intra-saisonnières expliquent une large part de la variabilité du rendement céréalier entre 1961 et 2010 au Mali et au Burkina Faso. Comme dans de nombreux travaux climatiques, l'analyse reste centrée sur la productivité et dit peu de choses sur la demande de travail. Le manque de lien entre climat, pratiques culturelles et organisation du travail rend difficile la compréhension de la vulnérabilité réelle des ménages ruraux.

Barrios et al. (2010) montrent que la baisse des pluies depuis les années 1970 a contribué à élargir l'écart de production agricole entre l'Afrique subsaharienne et les autres régions en développement. Leurs résultats illustrent l'ampleur des chocs climatiques, mais l'analyse nationale masque les disparités internes et empêche d'identifier les mécanismes sous-nationaux, notamment ceux liés au travail agricole. Burke et al. (2015) confirment l'effet négatif des températures extrêmes sur les rendements dans plusieurs pays africains, avec des pertes pouvant atteindre 15-20 % lors des années chaudes. Leur modèle considère toutefois l'agriculture comme un bloc homogène et ignore les ajustements à l'échelle régionale.

Malgré ces avancées, la littérature présente toujours quelques limites. D'abord, l'échelle d'analyse est souvent trop large : les données nationales masquent les écarts infranationaux. Ensuite, l'accent est souvent mis sur les rendements, au détriment de l'emploi agricole. Or, dans les systèmes familiaux pluviaux, la charge de travail dépend directement du calendrier climatique et des épisodes extrêmes. Enfin, peu de travaux articulent clairement climat, production et organisation du travail. Ce sont pourtant les décalages de semis, les successions de journées très chaudes ou la répartition des pluies qui déterminent la demande de main-d'œuvre et le rythme des tâches agricoles.

I.4. Climat et emploi agricole : état des connaissances

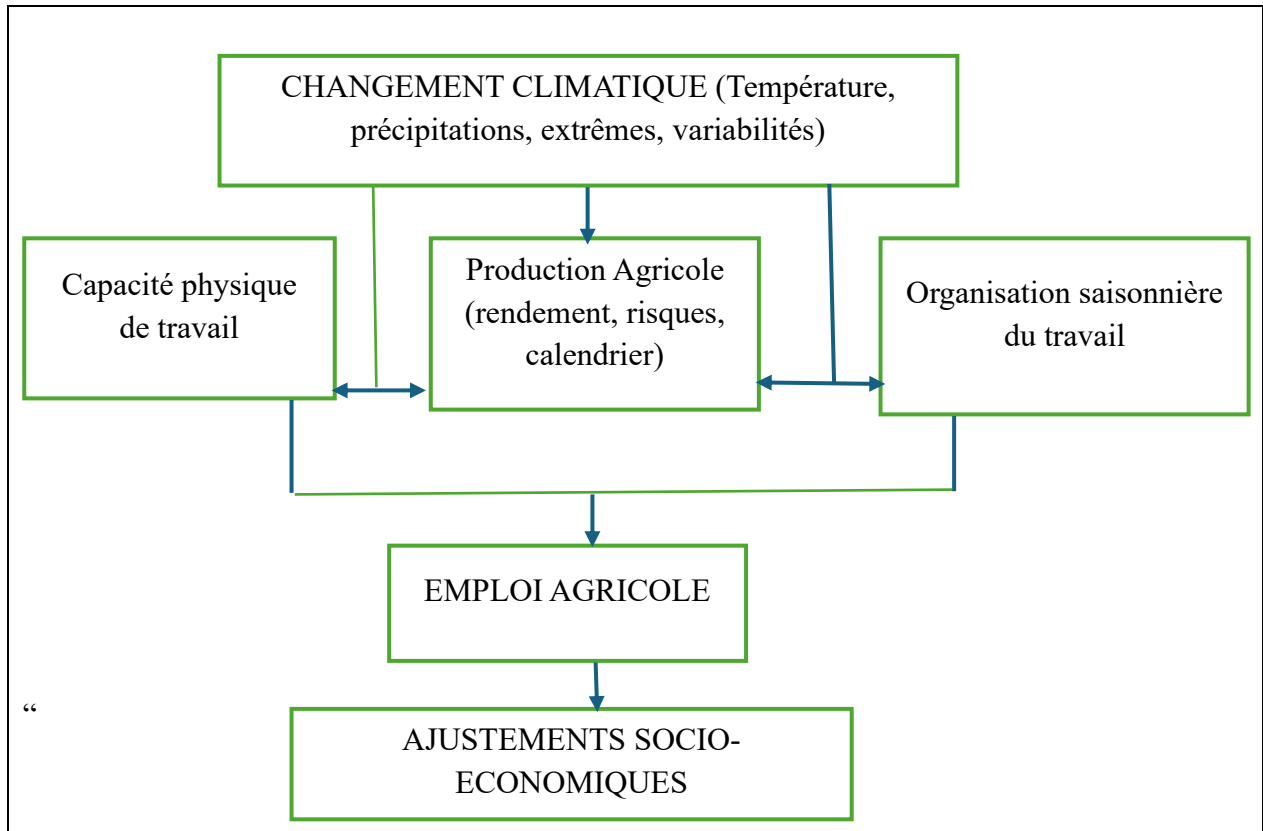
La littérature sur les effets du climat sur l'emploi agricole reste limitée, notamment en Afrique de l'Ouest. À partir de données américaines couvrant la période 1997-2009, Zivin et Neidell, (2014) montrent que chaque journée durant laquelle la température dépasse 32 °C est associée à une diminution de la productivité journalière des tâches manuelles comprise entre 0,4 % et 1 %. Bien que ce résultat provienne d'un contexte différent, il éclaire un mécanisme pertinent pour les zones sahéliennes, où ces températures sont fréquentes. En Éthiopie, Musungu et al. (2023) constatent qu'en réponse aux épisodes de sécheresse, les ménages ruraux réduisent le temps consacré aux activités agricoles et se tournent davantage vers des emplois non agricoles. Ainsi, le climat influence non seulement la quantité de travail agricole, mais aussi la manière dont les ménages répartissent leur temps entre différentes activités.

Dans les économies où l'agriculture constitue la principale source d'emploi et de revenus, les conditions climatiques jouent un rôle important dans la performance économique. En Afrique subsaharienne, sur la période 1961-2019, Talib et al., (2021) montrent que l'élévation de la température est associée à un ralentissement de la croissance agricole, tandis que l'impact des précipitations est moins systématique. Lorsque les variables climatiques s'écartent de leurs niveaux moyens (par exemple en cas d'épisodes de chaleur extrême ou de sécheresse prolongée), les rendements agricoles peuvent chuter de plusieurs pourcents à plus de dix pourcents, ce qui entraîne, par conséquent, une baisse de la demande de main-d'œuvre. Une étude empirique menée par Colmer, (2021) en Inde rapporte des baisses de la part d'emploi agricole de l'ordre de 11 % pour une hausse de plus de 1 °C. La littérature suggère également que ces effets sont non linéaires, c'est-à-dire qu'au-delà d'un certain seuil de température, les pertes de productivité deviennent disproportionnées (Dell et al., 2012). Cette non-linéarité traduit l'existence de seuils critiques, au-delà desquels les capacités d'adaptation des cultures et des travailleurs deviennent limitées.

Des travaux comme ceux de Henderson et al., (2018), utilisent des données globales (lumières nocturnes) pour montrer que les caractéristiques naturelles liées à l'agriculture influencent l'activité économique. Cependant, ces études ne distinguent pas directement l'emploi agricole et reposent sur des données à grande échelle. Les analyses temporelles restent limitées, et peu de recherches établissent un lien entre les données climatiques et les indicateurs régionaux d'emploi. Dans ce contexte, l'emploi agricole constitue un indicateur pertinent de vulnérabilité climatique, car il dépend à la fois de l'intensité des tâches et des ajustements que les ménages

apportent à leur organisation du travail. Étudier ces mécanismes en Afrique de l’Ouest nécessite de disposer de données régionales suivies dans le temps et d’utiliser des méthodes capables de saisir les fortes disparités locales (Tadesse et al., 2024). C’est dans cet esprit que s’inscrit ce travail. La figure 5 illustre les liens entre les conditions climatiques et l’emploi agricole dans la région.

Figure 5: Cadre conceptuel-conditions climatiques et emploi agricole



Source : Cadre conceptuel élaboré par l’auteur à partir des mécanismes discutés dans Sultan & Gaetani (2016) et Zivin & Neidell (2014).

CHAPITRE II: DONNÉES ET MÉTHODOLOGIE

II.1. Champ, période et sources

Avant d'aborder l'analyse empirique, cette section définit le champ d'étude, la période d'observation et les sources de données sur lesquelles repose ce travail..

II.1.1. Champ et périodes

Cette étude porte sur douze pays d'Afrique de l'Ouest et couvre la période de 2000 à 2022. Bien que l'Afrique de l'Ouest compte seize pays, seuls douze ont été retenus : le Bénin, le Burkina Faso, la Gambie, le Ghana, la Guinée, le Mali, la Mauritanie, le Niger, le Nigéria, le Sénégal, la Sierra Leone et le Togo. Plusieurs critères justifient ce choix, tant pour la sélection des pays que pour la période étudiée. Le premier critère concerne la disponibilité et la cohérence des identifiants régionaux au sein de la base Global Data Lab (GDL), que nous détaillons ci-dessous. Cette base permet de suivre de manière homogène et comparable les régions sur plus de deux décennies, grâce à un système d'identification stable et documenté. Cela permet de construire un panel temporel cohérent pour mesurer les évolutions à un niveau infranational. Le second critère concerne la couverture spatiale et temporelle des données climatiques issues de ERA5-Land via Google Earth Engine (GEE). Cette base offre, pour l'ensemble de la sous-région considérée, une résolution homogène de 0,1° (environ 9 km) pour les principaux indicateurs climatiques utilisés dans ce travail, notamment la température moyenne, les précipitations, les degrés-jours au-delà de 30 °C (HDD30) et l'indice SPEI-12 (Muñoz-Sabater et al., 2021).

Cependant, après l'extraction et le traitement des données, certains pays, comme le Cap-Vert, la Côte d'Ivoire, la Guinée-Bissau et le Libéria, présentaient trop de valeurs manquantes ou aberrantes, rendant difficile une analyse économétrique fiable. Ils ont donc été écartés de la liste des pays retenus. Enfin, le troisième critère concerne la stabilité institutionnelle et administrative. Plusieurs pays d'Afrique de l'Ouest ont connu, au cours de la période étudiée (et même jusqu'à ce jour pour certains), des épisodes d'instabilité politique, de conflits armés ou de réorganisation territoriale. Ces situations limitent l'accès à des découpages régionaux stables, condition indispensable à la constitution d'un panel cohérent. Au regard de ces critères, l'échantillon final, composé de douze pays, offre un meilleur équilibre entre diversité climatique, cohérence socio-économique et continuité temporelle.

II.1.2. Sources de données

Les données mobilisées dans cette étude se divisent en deux catégories : d'une part, les données socio-économiques, et d'autre part, les données climatiques. Concernant les données socio-économiques, elles proviennent du Global Data Lab (GDL)⁴, créé et maintenu par des chercheurs de l'Université Radboud. Il s'agit d'une base de données harmonisée qui compile les résultats d'enquêtes réalisées auprès des ménages. Ces enquêtes comprennent les DHS, MICS et celles de l'UNICEF, ainsi que des enquêtes représentatives produites par les instituts nationaux de statistiques. Pour rendre ces sources comparables, le GDL applique un processus de standardisation, qui consiste à recoder les variables dans un format uniforme. Ce processus prend également en compte les poids d'échantillonnage pour faciliter l'ajustement des subdivisions géographiques. Une procédure d'imputation est également effectuée en cas d'indicateurs manquants, afin de maintenir la cohérence statistique des séries. Cela signifie que les données ou années sont complétées par interpolation ou extrapolation sur une courte période (1 à 5 ans). À partir du codage régional présent dans chaque enquête, les indicateurs sont agrégés au niveau sous-national. Les unités administratives de premier niveau sont retenues, telles que régions, états ou départements, selon la terminologie de chaque pays⁵.

Table 1: Nombre d'unités administratives retenues pour chaque pays de la base de données et nature de l'unité administrative.

Pays	Code ISO	Nombre d'unité administrative	Type d'unité administrative
Bénin	BEN	6	Départements agrégés (groupes de départements)
Burkina Faso	BFA	13	Régions administratives
Gambie	GMB	8	Divisions régionales / collectivités locales
Ghana	GHA	10	Régions administratives

⁴ Global Data Lab, Area Database, version 4.4.1, Radboud University, publiée en 2024.

Disponible sur : <https://globaldatalab.org> ;

⁵ Global Data Lab, Methods, Radboud University. Disponible sur : <https://globaldatalab.org/methods>

Guinée	GIN	8	Régions administratives
Mali	MLI	8	Régions administratives et district de Bamako
Mauritanie	MRT	12	Wilayas (régions administratives)
Niger	NER	7	Régions administratives, incluant Niamey
Nigéria	NGA	37	États fédérés et territoire de la capitale fédérale
Sénégal	SEN	10	Régions administratives
Sierra Leone	SLE	14	Districts administratifs
Togo	TGO	6	Régions administratives

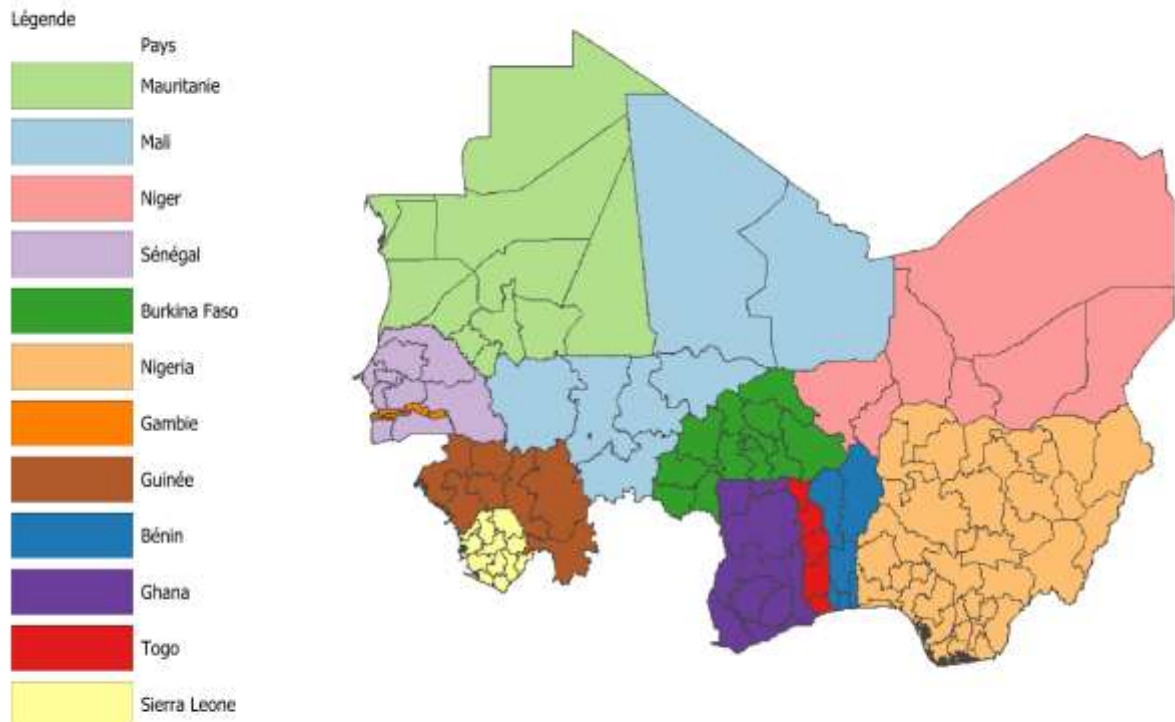
Source : Calculs de l’auteur à partir des données du *Global Data Lab* (v4.4.1, 2024).

Ainsi, à partir de cette base, les principales variables socio-économiques nécessaires à cette étude ont été extraites. Cela inclut la variable dépendante (emploi agricole total) ainsi que les variables de contrôle structurelles (urbanisation, richesse, privation des jeunes, population), qui seront détaillées plus loin. De plus, la fusion avec les données climatiques n’a entraîné ni perte ni duplication des unités régionales.

Concernant les variables climatiques, elles proviennent de données mensuelles satellitaires issues d’ERA5-Land via Google Earth Engine (GEE), traitées et agrégées sur la période 2000-2022. Ces séries sont ensuite cumulées annuellement par région à des fins d’analyse. Les indicateurs comprennent la température moyenne, la précipitation totale, les degrés-jours au-dessus de 30 °C (hdd30), et l’indice SPEI-12 (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index, échelle 12 mois), qui seront également détaillés plus loin.

Figure 6: Carte des douze pays étudiés et identification des unités sous-nationales

Carte des douze pays étudiés



Source: Réalisé par l'auteur à partir de GEE & QGIS 3.40.12

II.2. Cadre conceptuel et empirique

Cette section présente la logique théorique qui relie les conditions climatiques à l'emploi agricole, en s'appuyant sur les contributions de la littérature économique sur le climat et l'agriculture, détaillées dans la section précédente. L'hypothèse centrale de cette étude postule que l'augmentation des températures et la fréquence des stress hydriques ont un effet négatif sur la disponibilité d'emplois agricoles dans les pays d'Afrique de l'Ouest. Cette disponibilité est mesurée par la part de la population active employée dans l'agriculture (agri_total). Cependant, la relation entre climat et emploi n'est pas simplement mécanique ; elle peut être influencée par plusieurs facteurs structurels tels que le niveau de richesse, l'urbanisation ou encore la précarité des jeunes. Ces variables socio-économiques affectent la capacité d'adaptation des ménages ruraux face aux chocs climatiques et peuvent également déterminer l'ampleur de la réallocation du travail hors du secteur agricole.

II.3. Variable dépendante : emploi agricole total

La variable dépendante principale de cette étude est l'emploi agricole total (agri_total), mesuré comme la proportion de la population active occupée dans le secteur agricole. Le choix de cette variable se justifie à plusieurs niveaux. Dans la littérature, l'emploi agricole est souvent utilisé comme indicateur de la capacité d'adaptation structurelle des économies rurales (Barrios et al., 2010 ; Dell et al., 2012). Il reflète la dépendance des régions au secteur primaire et permet d'évaluer la vulnérabilité structurelle de l'emploi face aux aléas climatiques. Une diminution persistante de l'emploi agricole, due à des chocs climatiques répétés, peut indiquer soit une diversification vers les services et l'industrie, soit une désintégration du secteur agricole traditionnel. La distinction repose sur l'impact propre du climat : si la baisse de l'emploi agricole est attribuée aux variables climatiques, il s'agit d'un choc négatif ; si elle est associée à des indicateurs d'urbanisation ou de développement, elle reflète plutôt une diversification structurelle. Bien que ces deux dynamiques puissent coexister, l'estimation permet de dissocier l'effet climatique de l'effet structurel (diversification).

II.4. Variables climatiques principales

Les variables climatiques utilisées dans cette étude proviennent de données mensuelles satellitaires ERA5-Land, extraites via Google Earth Engine (GEE) et agrégées en moyennes annuelles pour chaque région. Elles visent à capturer trois dimensions complémentaires du climat : la dimension thermique, la dimension hydrique et la dimension extrême. Le SPEI-12 mesure le bilan hydrique sur 12 mois en combinant les précipitations et la demande atmosphérique potentielle en eau (PET). Il est calculé en agrégeant mensuellement la différence $P - PET$, puis en ajustant la distribution à une loi log-logistique, dont la probabilité cumulée est transformée en une valeur normalisée (score z). Les valeurs négatives indiquent un déficit hydrique (sécheresse), tandis que les valeurs positives signalent un excédent. Dans cette étude, la couche SPEI_12_month de la collection CSIC/SPEI/2_10 (SPEIbase v2.10) a été utilisée, selon la méthodologie de Vicente-Serrano et al. (2010). Les degrés-jours au-dessus de 30 °C (hdd30) représentent le cumul des excédents thermiques journaliers dépassant le seuil de 30 °C, calculés à partir des températures mensuelles d'ERA5-Land dans Google Earth Engine. Concrètement, pour chaque mois et chaque région, la différence entre la température moyenne journalière et 30 °C est sommée lorsqu'elle est positive. Cet indicateur permet de quantifier l'intensité et la fréquence des épisodes de chaleur extrême, susceptibles d'affecter la productivité agricole et les conditions de travail. Le script complet d'extraction et d'agrégation sous GEE est présenté en annexe A. Ces variables sont résumées dans le tableau suivant:

Table 2: Détail des variables climatiques introduites dans le modèle

Variable	Définition	Source	Période	Échelle spatiale	Unité	Effet attendu
tmean_c	Température moyenne mensuelle ERA5-Land, agrégée en moyenne annuelle	ERA5-Land via GEE	2000-2022	Régions infranationales (GDL)	°C	Effet négatif (stress thermique)
precip_mm	Précipitation totale mensuelle ERA5-Land, agrégée en cumul annuel	ERA5-Land via GEE	2000-2022	Régions infranationales (GDL)	mm	Effet ambigu (déficit ou excès hydrique)
hdd30	Somme mensuelle des degrés-jours > 30 °C, agrégée en cumul annuel	ERA5-Land via GEE	2000-2022	Régions infranationales (GDL)	°C·jours	Effet négatif (vagues de chaleur)
spei12	Indice SPEI agrégé sur 12 mois (bilan hydrique normalisé)	SPEIbase v2.10 via GEE (CSIC) ⁶	2000-2022	Régions infranationales (GDL)	Indice z	Effet positif (humidité accrue), négatif en cas de sécheresse

Source: Compilation de l’auteur.

⁶ CSIC (Consejo Superior de Investigaciones Científicas) est l’agence publique espagnole de recherche scientifique responsable du développement de la base SPEI. Voir : <https://spei.csic.es/>

II.5. Variables de contrôle socio-économiques

Pour isoler l'effet spécifique des conditions climatiques sur l'emploi agricole, plusieurs variables structurelles provenant du Global Data Lab (GDL) ont été intégrées au modèle. Ces variables permettent d'identifier plus précisément l'effet net du climat sur la dynamique du travail agricole. Le tableau suivant décrit et justifie les variables de contrôle retenues.

Table 3: Description des variables socio-économiques

Variable	Description	Construction méthodologique ⁷	Rôle attendu / Justification
Urban	Part de la population vivant en zone urbaine (%)	Agrégation des microdonnées d'enquête selon la définition urbaine nationale ; moyenne régionale pondérée par les poids d'échantillonnage	Proxy de transformation structurelle : une urbanisation croissante réduit généralement la part d'emploi agricole
Iwi	International Wealth Index (Indice de richesse)	Indice composite construit par ACP sur 12 indicateurs harmonisés de conditions de vie (logement, biens durables, accès aux services, etc) ; score normalisé 0-100	Les régions plus riches se désengagent plus rapidement de l'agriculture de subsistance et se diversifient vers d'autres secteurs
Youthdepr	Indice de privation des jeunes (15-24 ans)	Indice multidimensionnel basé sur les privations en éducation, information et conditions de vie ; agrégé à partir des microdonnées DHS/MICS pour les jeunes	Une privation élevée augmente la vulnérabilité et peut soit maintenir les jeunes dans l'agriculture faute d'alternatives, soit renforcer la migration vers les villes
population_mil	Population totale (en millions)	Agrégation des effectifs individuels des enquêtes GDL au niveau régional, à partir des poids d'échantillonnage d'origine	Contrôle de la taille du marché du travail et de la pression démographique sur les activités agricoles

Source : Compilation de l'auteur à partir de la base Global Data Lab (GDL, 2024).

⁷ [Methods - Global Data Lab](#)

L'intégration de ces variables dans le modèle économétrique vise à renforcer la robustesse des estimations, en tenant compte des facteurs socio-économiques structurels qui pourraient autrement fausser la relation entre le climat et l'emploi. La section suivante présente les spécifications économétriques choisies pour estimer les effets climatiques sur l'emploi agricole.

II.6. Méthodologie et spécification du modèle

II.6.1. Spécification théorique : fondements du modèle climatique

L'approche théorique retenue dans cette étude s'inscrit dans la lignée des travaux de Mendelsohn et al. (1994), qui proposent une modélisation ricardienne des impacts du climat sur l'agriculture. Cette approche repose sur l'hypothèse que les producteurs agricoles, en tant qu'agents économiques rationnels, adaptent leurs décisions de production de manière à maximiser leur profit compte tenu des contraintes climatiques.

Soit la fonction de production agricole d'une région i à la période t :

$$Y_{i,t} = A_i F(K_{i,t}, L_{i,t}, C_{i,t}) \quad (1)$$

où $Y_{i,t}$ représente la production agricole (ou tout indicateur lié, tel que l'emploi agricole, dans le cadre de cette présente étude) ; les indicateurs $K_{i,t}$ et $L_{i,t}$ désignent respectivement le capital et le travail; $C_{i,t}$ représente un vecteur de conditions climatiques, qui peuvent inclure la température, les précipitations et les variables dérivées. Le paramètre A_i désigne le niveau d'efficacité technologique propre à chaque région i .

Sous une hypothèse des chocs climatiques sur la productivité globale des facteurs, et une log-linéarisation de l'équation (1), on obtient :

$$\ln(Y_{i,t}) = \alpha_i + \delta_t + \beta_1 T_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \gamma' X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

α_i dans ce cas capture les effets spécifiques invariants dans le temps; δ_t représente les effets temporels communs; $X_{i,t}$ est un vecteur de variables socio-économiques structurelles, et $\varepsilon_{i,t}$ est un terme d'erreur. Cette forme log-linéarisée traduit la fonction agriculture-climat, utilisée dans plusieurs études empiriques (Barrios et al., 2010; Dell et al., 2012; Schlenker & Roberts, 2009).

La forme théorique générale adoptée peut être résumée comme suit :

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \delta_t + f(C_{i,t}) + \gamma' X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

où $f(C_{i,t})$ désigne une fonction du vecteur climatique.

Dans cette étude, le choix est de considérer $Y_{i,t}$ non pas comme la production agricole mais comme l'emploi agricole total. Cette approche permet de relier le changement climatique à la réallocation du travail entre activités agricoles et non agricoles (Barrios et al., 2010).

Le modèle repose sur l'idée que les conditions climatiques influencent la productivité agricole, entraînant ainsi des ajustements dans l'emploi agricole. Lorsque la chaleur devient excessive ou que la sécheresse dure trop longtemps, une partie de la population active quitte le secteur agricole. Ce mécanisme constitue la base de la dimension socio-économique de notre spécification.

II.6.2. Spécification empirique : application au panel ouest-africain

Sur la base de la structure théorique précédente, l'analyse empirique de cette étude repose sur un modèle de panel statique, adapté à la structure longitudinale de notre base de données (régions $\times$ années). Ce choix est motivé par l'objectif principal de mesurer la sensibilité immédiate de l'emploi agricole à la variabilité climatique, plutôt que d'évaluer les effets d'ajustement à long terme. Le modèle empirique de base s'énonce donc de la manière suivante :

$$\text{agri_total}_{i,t} = \alpha_i + \delta_t + \beta_1 \text{tmean_c}_{i,t} + \beta_2 \text{precip}_{i,t} + \beta_3 \text{spei12}_{i,t} + \beta_4 \text{hdd30}_{i,t} + \gamma' X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

où $\text{tmean_c}_{i,t}$ est la température moyenne ; $\text{precip}_{i,t}$ représente la précipitation totale; $\text{spei12}_{i,t}$ est l'indice hydrique standardisé sur douze mois (SPEI-12), et $\text{hdd30}_{i,t}$ degrés-jours $> 30^\circ\text{C}$. $X_{i,t}$ regroupe les variables socio-économiques de contrôle telles que l'urbanisation, l'indice de richesse (IWI), la privation des jeunes et la population régionale. Il est à noter que ce modèle capte les variations intra-régionales du taux d'emploi agricole sous l'effet des conditions climatiques, tout en contrôlant, à la fois les effets fixes régionaux (α_i) et les effets temporels communs (δ_t). Dans ce cas, deux stratégies d'estimation sont envisagées, à savoir, le modèle à effets fixes (FE) et le modèle à effets aléatoires (RE). Le modèle à effets aléatoires est utilisé uniquement à des fins de comparaison, conformément aux approches standards en données de panel (Wooldridge, 2010 ; Baltagi, 2021). Nous ne recourons donc pas ici à un modèle hybride, nous comparons les deux approches. Le modèle à effets fixes est préféré lorsque les effets spécifiques régionaux sont corrélés avec les variables explicatives. Cette méthode élimine les biais liés à l'hétérogénéité invariante dans le temps, bien qu'elle puisse sacrifier une partie de l'efficacité statistique (Mendelsohn et al., 1994). En revanche, dans le modèle à effets aléatoires,

les effets spécifiques sont indépendants des régresseurs. Le test de Hausman, (1978)⁸ permet de choisir entre ces deux spécifications. Ce cadre est en accord avec certaines approches appliquées à l'Afrique subsaharienne (Barrios et al., 2010 ; Vicente-Serrano et al., 2010), qui soulignent la vulnérabilité structurelle des économies agricoles et la lenteur des mécanismes d'adaptation au changement climatique.

II.6.3. Tests de robustesse

Les analyses de robustesse visent à évaluer la stabilité des résultats et à s'assurer que les relations estimées ne dépendent pas d'un modèle particulier (Baltagi, 2021). Dans cette étude, plusieurs tests sont effectués pour garantir la crédibilité empirique des estimations, notamment :

Spécifications non linéaires : Afin de tenir compte d'éventuelles relations non linéaires ou d'effets différés de la température sur l'emploi agricole, un terme quadratique de la température moyenne est intégré au modèle. Ce choix se justifie par l'existence d'une littérature abondante mettant en évidence des effets non linéaires de la température moyenne (Schlenker & Roberts, 2009 ; Burke et al., 2015). Les autres indicateurs climatiques sont introduits de manière linéaire, afin de conserver un modèle simple.

Découpage temporel : l'échantillon est divisé en deux sous-périodes (2000-2009 et 2010-2022) afin d'analyser la dynamique temporelle des effets climatiques.

Exclusion des régions extrêmes : les régions présentant des températures exceptionnellement élevées sont temporairement retirées pour vérifier la sensibilité des résultats. Ces différents tests permettent de confirmer la robustesse et la stabilité statistique du modèle retenu (voir section III.5 du chapitre III).

II.7. Évaluation de la qualité et de la couverture des données

Avant de procéder aux estimations économétriques, une évaluation de la qualité et de la cohérence interne du panel est réalisée après la fusion des données socio-économiques du Global Data Lab et des données climatiques extraites via Google Earth Engine. La fusion s'effectue au niveau infranational en utilisant le code unique GDLCODE comme identifiant commun. L'unité d'analyse finale est la région-année ($N \text{ régions} \times 23 \text{ années}$), garantissant une couverture

⁸ Le test de Hausman (1978) permet de choisir entre deux modèles de panel statiques : les effets fixes et les effets aléatoires. Il évalue si les effets spécifiques non observés sont indépendants des variables explicatives. Si cette condition n'est pas remplie, seul le modèle à effets fixes fournit des estimations cohérentes. En revanche, le modèle à effets aléatoires n'est approprié que lorsque l'hypothèse d'indépendance est confirmée.

homogène des douze pays étudiés. Sur l'ensemble de la période 2000-2022, seules neuf valeurs manquantes sont détectées pour la température moyenne annuelle ($tmean_c$), tandis que toutes les autres variables climatiques et socio-économiques sont intégralement renseignées. Ce taux d'incomplétude extrêmement faible ($< 0,5 \%$) est négligeable et n'est pas susceptible de compromettre la robustesse des analyses économétriques menées dans cette étude. Les résultats détaillés des tests statistiques de cohérence, de complétude et de corrélation sont présentés dans les annexes D. Après l'agrégation des données climatiques mensuelles en valeurs annuelles et leur harmonisation avec les données socio-économiques, le jeu de données final comprend 2 861 observations, correspondant à 139 régions réparties dans douze pays d'Afrique de l'Ouest. Un panel complet de 139 régions sur 23 années devrait compter 3 197 observations. Toutefois, plusieurs régions ne disposent pas de données pour l'ensemble de la période 2000-2022. L'analyse de la base montre que 94 régions présentent au moins une année manquante, souvent en raison de discontinuités dans les séries du GDL ou de l'absence de certaines vagues d'enquêtes nationales. Au total, 336 observations font défaut, ce qui conduit à un panel composé de 2 861 observations. Le panel est partiellement équilibré⁹, mais chaque région dispose en moyenne de 20,6 années de données, soit plus de 90 % de la période étudiée (2000-2022), ce qui garantit une couverture temporelle solide. Les années manquantes dans certaines régions ne sont pas concentrées lors d'années chaudes ou sèches. Cela signifie que la structure partiellement déséquilibrée du panel n'introduit pas de biais de sélection lié au climat. Le tableau présenté en annexe C résume l'ensemble de ces disparités de couverture temporelle. Afin d'assurer la cohérence temporelle avec les variables socio-économiques, uniquement disponibles à fréquence annuelle, les indicateurs climatiques sont agrégés à l'échelle annuelle pour les estimations économétriques, car les autres variables ne sont pas disponibles sous forme mensuelle.

⁹ Un panel est dit partiellement équilibré lorsque certaines unités ne sont pas présentes à toutes les périodes d'observation.

CHAPITRE III : RESULTATS

Ce chapitre présente et analyse les résultats empiriques issus des estimations effectuées sur notre panel d'étude.

III.1. Statistiques descriptives

Le Tableau 4 présente les statistiques descriptives de l'ensemble des variables utilisées dans cette étude. Pour rappel, le panel final comprend 2 861 observations, réparties sur 139 régions dans 12 pays, et couvrant la période 2000-2022.

Table 4: Statistiques descriptives

Variable	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Emploi agricole	38.00	21.65	0.06	93.50
Indice de richesse	33.71	14.36	4.91	78.20
Taux d'urbanisation (%)	33.82	25.66	0.00	100.00
Privation des jeunes	94.68	19.68	51.20	188.00
Population totale (en millions)	2.25	2.18	0.01	15.90
Temperature moyenne (°C)	27.22	1.35	24.21	31.66
Précipitations annuelles (mm)	427.00	332.63	0.00	1682.82
Indice hydrique (hdd30)	138.26	183.87	0.00	901.53
Sécheresse (spei12)	-0.36	0.55	-1.97	1.23

Note : Les précipitations sont en mm/an (conversion depuis mm/mois). Urban est en pourcentage (0-100). Les valeurs reflètent le panel final après harmonisation des unités.

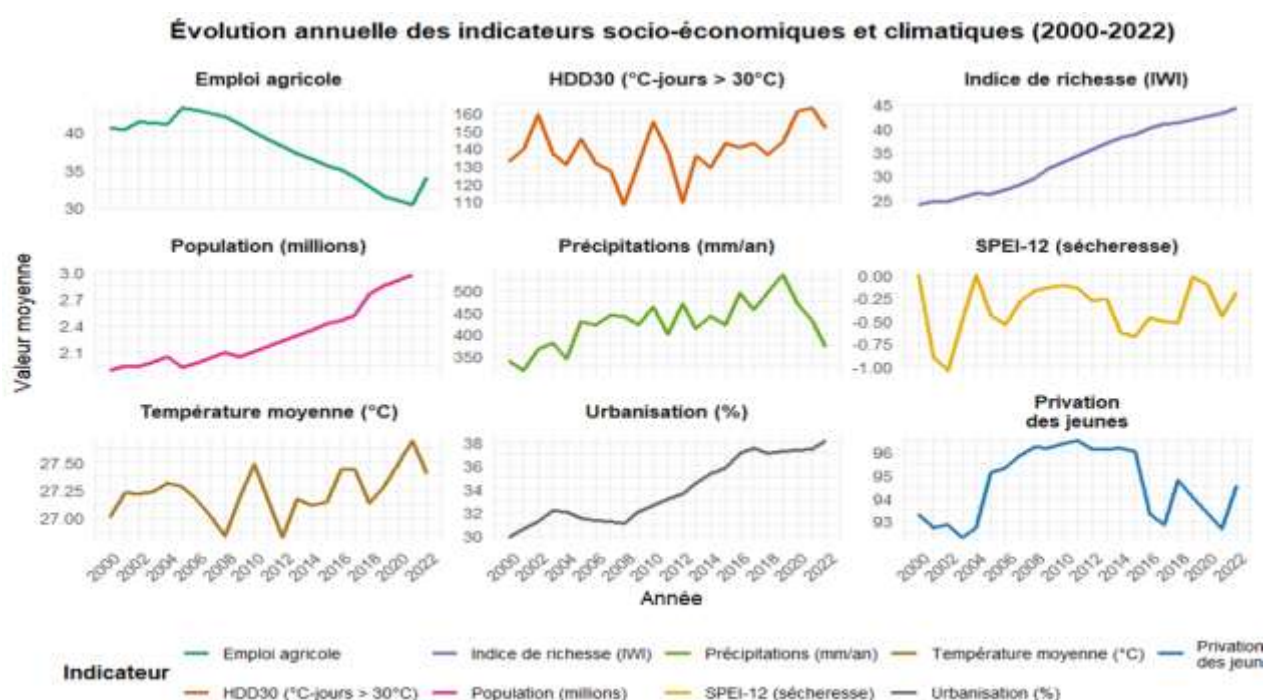
Source : Auteur, calculs sous R sur base des sources détaillées dans les tables 2 et 3.

Ce tableau révèle une hétérogénéité structurelle entre les régions d'Afrique de l'Ouest. Bien que 38 % de la population active travaille en moyenne dans l'agriculture, cette proportion varie

considérablement, allant de moins de 1 % à plus de 90 %.¹⁰ De même, l'indice de richesse (IWI) et le taux d'urbanisation affichent des moyennes respectives de 33,7 et 33,8 %, masquant des disparités régionales. La privation des jeunes, relativement élevée (94,7 en moyenne), suggère une vulnérabilité persistante de cette population face aux défis économiques et sociaux. Sur le plan démographique, la population moyenne des unités régionales s'élève à 2,25 millions d'habitants, mais là encore, d'importantes variations sont observées.

Les variables climatiques indiquent un environnement généralement chaud et tempéré. La température moyenne est de 27,2 °C et les précipitations annuelles atteignent 427 mm en moyenne. Les indicateurs climatiques dérivés soulignent la fréquence des épisodes de fortes chaleurs (HDD30 = 138) et une tendance modérée à la sécheresse (SPEI-12 = -0,36). En complément de ces données, les graphiques ci-dessous illustrent les tendances et la dispersion des indicateurs sur la période étudiée.

Figure 7: Evolution annuelle des indicateurs socio-économiques et climatiques (2000-2022)



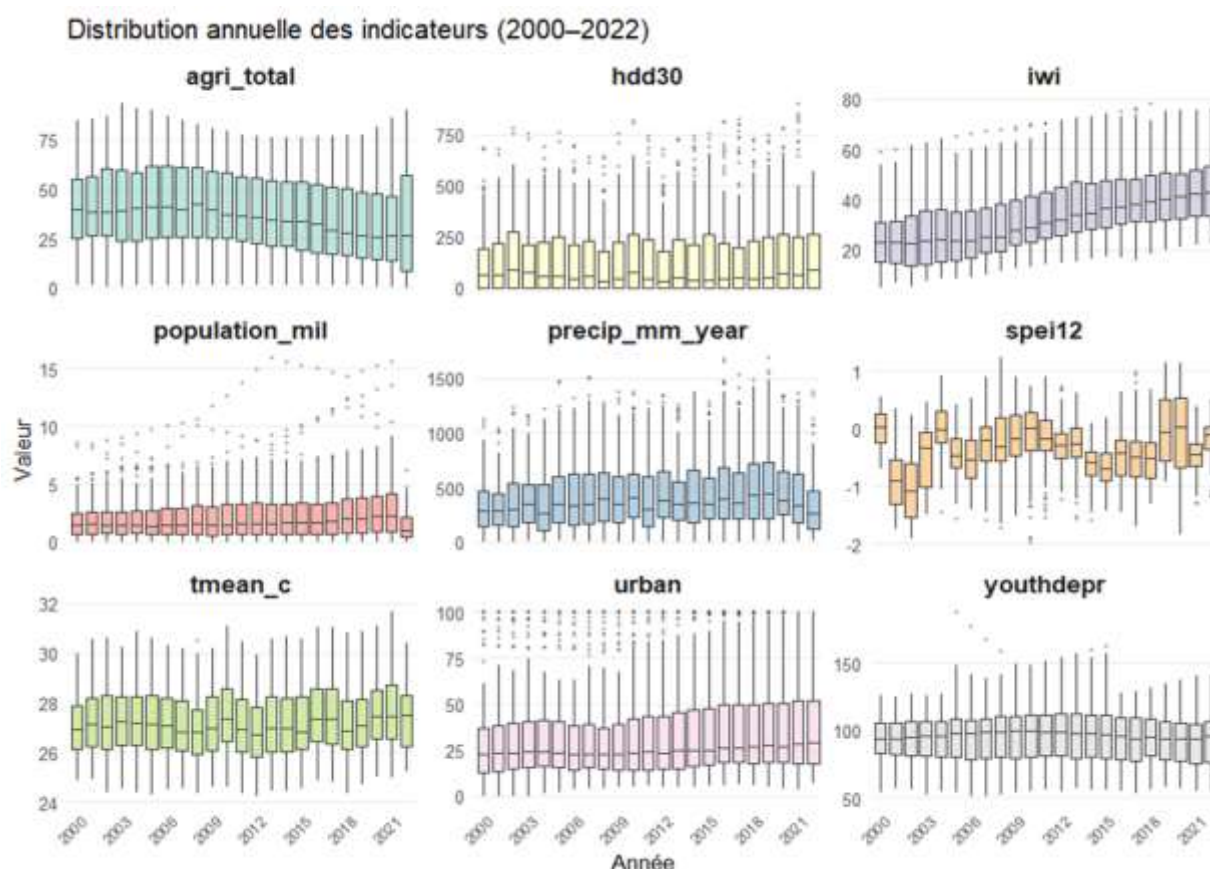
Source: Auteur, calculs sous R

¹⁰ La valeur minimale de l'emploi agricole, exprimé en pourcentage de l'emploi total (0,06 %), est observée en 2022 dans l'unité sous-nationale Western Area Urban (Freetown) en Sierra Leone (code GDL : SLer114). À l'inverse, la valeur maximale (93,5 %) est enregistrée en 2003 dans la région administrative de Boucle du Mouhoun au Burkina Faso (code GDL : BFAr108). Un tableau récapitulatif des unités sous-nationales correspondant à ces valeurs extrêmes est présenté en annexe E.

Ce graphique révèle une diminution continue de l'emploi agricole, passant d'un peu plus de 40 % au début des années 2000 à environ 30 % à la fin de la période étudiée. Simultanément, l'indice de richesse (ou de bien-être), exprimé sur une échelle continue de 0 à 100, progresse de manière quasi ininterrompue, passant d'environ 25 points au début des années 2000 à environ 45 points en 2022. L'urbanisation suit également une courbe ascendante, bien que plus régulière. La population, quant à elle, croît de manière relativement stable jusqu'en 2000.

En ce qui concerne le climat, les précipitations fluctuent annuellement, sans qu'une tendance claire ne se dégage. Le SPEI-12 met en évidence plusieurs épisodes de sécheresse au début et au milieu des années 2000. La température moyenne se maintient aux alentours de 27 °C, mais augmente légèrement au cours du temps. De même, les degrés-jours au-dessus de 30 °C, bien que plus irréguliers, tendent à s'élever en fin de période. Enfin, l'indice de privation des jeunes recule au début des années 2000, puis augmente à partir de 2004-2005, atteint un plateau autour de 96 points d'indice, avant de diminuer vers 2020. La figure suivante illustre la distribution annuelle de ces différents indicateurs.

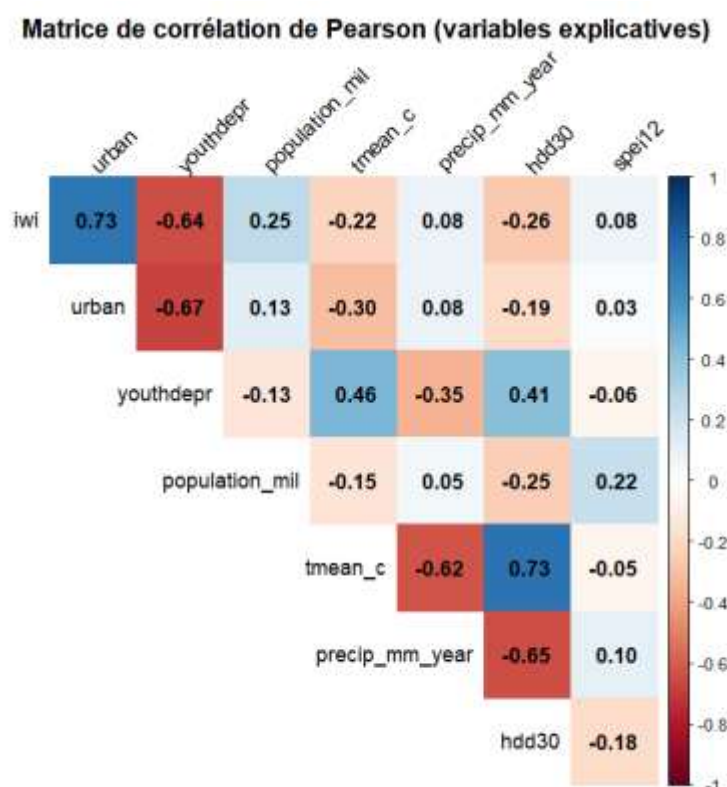
Figure 8: Boxplots par année des indicateurs



Source: Auteur, calculs sous R

III.2.Corrélations entre les variables explicatives

Figure 9: Matrice de corrélation de Pearson entre les variables explicatives



Source : Auteur, calculs sous R

La matrice de corrélation présentée à la figure 9 révèle que la plupart des coefficients sont inférieurs au seuil critique de 0,8, suggérant ainsi l'absence de corrélation excessive entre les variables explicatives. Des corrélations légèrement plus élevées sont observées entre l'indice de richesse (IWI) et le taux d'urbanisation ($r = 0,73$), ainsi qu'entre la température moyenne annuelle ($tmean_c$) et le nombre de degrés-jours au-delà de 30 °C ($r = 0,73$). Bien que notables, ces relations restent en deçà du seuil préoccupant de multicolinéarité ($|r| \geq 0,8$). Les autres associations présentent une intensité modérée. La privation des jeunes est corrélée négativement à l'IWI ($r = -0,64$) et à l'urbanisation ($r = -0,67$), ce qui pourrait illustrer un écart d'opportunités entre les milieux ruraux et urbains. Les corrélations entre les variables climatiques (température, précipitations, sécheresse SPEI-12) demeurent faibles. Ces résultats suggèrent donc un faible risque de multicolinéarité. Néanmoins, un contrôle complémentaire à l'aide du test du facteur d'inflation de variance (VIF) a été effectué afin de confirmer cette conclusion.

Table 5: Facteur d'inflation de variance (VIF)

Variable	VIF
Indice de richesse (IWI)	2,63
Urbanisation (%)	2,74
Privation des jeunes	2,49
Population (millions)	1,18
Température moyenne (°C)	2,70
Précipitations (mm/an)	2,03
HDD30 (°C-jours > 30 °C)	2,85
SPEI-12 (sécheresse)	1,09

Note: Valeurs arrondies à deux décimales

Source : calculs de l'auteur

Les résultats (tableau 5) indiquent que les valeurs de VIF se situent entre 1,05 et 2,78, ce qui est nettement inférieur au seuil critique généralement admis de 5 (voire de 10). Ces valeurs confirment donc l'absence de multicolinéarité problématique entre les variables.

III.3. Résultats du modèle de base : effets fixes et effets aléatoires

Conformément à la spécification empirique présentée au Chapitre II, le modèle de panel est estimé selon deux approches. Les effets fixes (FE), qui contrôlent l'hétérogénéité inobservée propre à chaque région, et les effets aléatoires (RE), qui supposent cette hétérogénéité non corrélée aux régresseurs. Les variables climatiques principales sont $tmean_{it}$, $precip_{it}$ (convertie en mm/an), $hdd30_{it}$, et $spei12_{it}$, complétées par le vecteur X_{it} , qui regroupe l'urbanisation, l'IWI, la privation des jeunes et la population régionale (en millions).

Table 6: Résultats du modèle de base (effets fixes et effets aléatoires)

Variables explicatives	Effets fixes (FE)	Effets aléatoires (RE)
Température moyenne (tmean_c)	-1.595 (0.767)*	-0.097 (0.686)
Précipitations annuelles (mm/an)	0.000 (0.002)	0.004 (0.002)*
Indice hydrique SPEI-12 (spei12)	-0.544 (0.306)·	-0.496 (0.308)
Urbanisation (urban)	-0.111 (0.054)*	-0.155 (0.048)**
Indice de richesse (IWI)	-0.580 (0.059)***	-0.572 (0.058)***
Privation des jeunes (youthdepr)	0.020 (0.043)	0.045 (0.040)
Population (millions)	-1.160 (0.558)*	-1.328 (0.478)**
Degrés-jours >30°C (HDD30)	0.018 (0.007)**	0.001 (0.006)
R ² (within, FE)	0.406	
R ² (overall, RE)		0.186
N observations	2861	2861
Nombre de régions	139	139
Période couverte	2000-2022	2000-2022

Notes : Erreurs standard robustes (HC1) clusterisées par région, entre parenthèses.

*Significativité : *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; · $p < 0,1$.*

Source : calculs de l'auteur sous R.

Selon les résultats présentés dans le tableau 6, le modèle à effets fixes explique environ 40 % de la variance intra-régionale ($R^2 = 0,406$). Le modèle à effets aléatoires affiche un R^2 global plus faible (0,186). Dans le modèle à effets fixes, le coefficient associé à la température moyenne est négatif et significatif (-1,595 ; $p < 0,05$), et indique qu'une augmentation d'un degré Celsius de la température moyenne est associée à une diminution d'environ 1,6 point de pourcentage de la part de l'emploi agricole, toutes choses égales par ailleurs. À l'inverse, dans le modèle à effets aléatoires, le coefficient devient très faible et non significatif (-0,097). Ce résultat suggère que l'effet moyen de la température sur l'emploi agricole s'atténue considérablement une fois prises en compte les différences structurelles entre les régions. On peut relier ce résultat au fait que certaines régions se sont déjà en partie adaptées à des niveaux de chaleur élevés, alors que

d'autres restent plus vulnérables¹¹. L'interprétation des coefficients s'aligne sur la logique des modèles linéaires en panel. Chaque estimation indique l'effet moyen d'une variation d'une variable explicative, en tenant compte des caractéristiques propres aux régions et de leur évolution temporelle. Les résultats obtenus ici rejoignent les conclusions d'autres études utilisant des méthodes similaires. Par exemple, Schlenker et Roberts (2009) démontrent, à l'aide de modèles de panel à effets fixes, que les vagues de chaleur réduisent significativement la performance agricole aux États-Unis. De même, Sultan et Gaetani (2016) étudient la réaction des agricultures ouest-africaines aux anomalies climatiques à partir de séries régionales de long terme et aboutissent à des conclusions similaires. Burke et al., (2015) utilisent également des modèles en panel à effets fixes pour analyser l'impact des variations climatiques sur l'activité économique et observent que les effets deviennent plus prononcés lorsque les différences structurelles entre les territoires sont prises en compte.

Concernant les précipitations, le modèle à effets fixes ne révèle aucune relation significative avec l'emploi agricole. En revanche, dans le modèle à effets aléatoires, le coefficient devient positif et significatif (0,004 ; $p < 0,05$), suggérant que les régions plus arrosées tendent à conserver une part plus importante de main-d'œuvre agricole lorsqu'on les compare entre elles. Pour l'indice hydrique SPEI-12, le coefficient est négatif dans les deux modèles. Dans le modèle à effets fixes, cet coefficient atteint -0,544, avec une significativité limitée ($p < 0,10$), indiquant un lien faible entre déficit hydrique prolongé et baisse de l'emploi agricole. Dans le modèle à effets aléatoires, le coefficient reste négatif (-0,496) mais n'est pas significatif. En ce qui concerne les degrés-jours au-delà de 30 °C (HDD30), le coefficient est positif et significatif dans le modèle à effets fixes (0,018 ; $p < 0,01$). Au sein d'une même région, les périodes de forte chaleur sont donc associées à une légère augmentation de l'emploi agricole, probablement en raison du calendrier agricole. Dans certaines régions, ces périodes coïncident avec des pics de demande de main-d'œuvre, ce qui peut entraîner une légère hausse de l'emploi malgré la chaleur. À l'inverse, dans le modèle à effets aléatoires, le coefficient devient quasiment nul (0,001) et n'est pas significatif.

S'agissant des variables socio-économiques, les deux modèles révèlent un coefficient négatif pour l'urbanisation. L'estimation en effets fixes est de -0,111 ($p < 0,05$), et elle est légèrement plus prononcée en effets aléatoires (-0,155 ; $p < 0,01$). Ainsi, une augmentation de la part de la population urbaine est corrélée à une diminution de l'emploi agricole. L'indice de richesse

¹¹ Dans un modèle linéaire en panel, un coefficient représente l'effet moyen d'une variation de la variable explicative, cet effet étant mesuré en tenant compte des différences entre les régions et de leur évolution au cours du temps.

présente également des coefficients négatifs significatifs dans les deux modèles : -0,580 en effets fixes et -0,572 en effets aléatoires ($p < 0,001$ pour les deux). Par conséquent, l'augmentation du niveau de richesse d'une région est associée à une diminution de la part de l'emploi agricole. Ceci pourrait refléter une transition des ménages vers des activités plus rémunératrices, favorisées par l'amélioration des conditions économiques. La privation des jeunes affiche un coefficient positif dans les deux modèles (0,020 en effets fixes et 0,045 en effets aléatoires), mais ces coefficients ne sont pas statistiquement significatifs. Bien que le signe positif puisse suggérer qu'en l'absence d'alternatives, les jeunes soient plus susceptibles de rester dans l'agriculture, ce résultat reste trop faible pour permettre une interprétation définitive. Enfin, la population régionale présente un coefficient négatif dans les deux modèles (-1,160 en effets fixes et -1,328 en effets aléatoires), indiquant qu'une augmentation de la population d'une région est associée à une diminution de l'emploi agricole. Il est probable que les régions les plus peuplées soient également plus urbanisées, un aspect qui n'est peut-être pas entièrement pris en compte par la variable "urbanisation".

III.4. Test de Hausman et choix du modèle

Le test de Hausman (Hausman, 1978) permet de déterminer si les effets spécifiques aux régions sont corrélés avec les variables explicatives. Un test significatif suggère l'existence d'une telle corrélation, rendant l'estimateur à effets aléatoires biaisé et incohérent. Les résultats du tableau 7 indiquent une statistique de χ^2 de 115,7 (ddl = 8) avec une p-value inférieure à 0,001. Par conséquent, l'hypothèse nulle est rejetée, ce qui justifie l'utilisation du modèle à effets fixes comme estimateur principal.

Table 7: Résultats du test de Hausman (comparaison FE-RE)

Spécifications comparées	χ^2 (ddl)	p- value	Décision statistique	Modèle retenu
Effets fixes (FE) vs Effets aléatoires (RE)	115.7 (8)	< 0.001	H ₀ rejetée : les effets aléatoires sont inconsistants	Effets fixes (FE)

Note: Un résultat significative ($p < 0,05$) indique que le modèle à effets aléatoires n'est pas approprié et que le modèle à effets fixe doit être privilégié.

Source : calculs de l'auteur sous R.

Ces résultats indiquent que les différences spécifiques aux régions sont corrélées aux variables explicatives. Par conséquent, l'utilisation d'effets fixes permet d'obtenir les estimations les plus fiables de l'impact du climat sur l'emploi agricole. La section suivante présente des tests de

robustesse visant à vérifier la stabilité des coefficients et à s'assurer que les conclusions ne sont pas sensibles à des choix de modélisation particuliers ou à la présence de valeurs extrêmes.

III.5. Tests de robustesse

Afin d'évaluer la stabilité des coefficients estimés et la robustesse des conclusions, nous présentons dans cette section plusieurs tests de robustesse. Le tableau ci-dessous synthétise les résultats obtenus à partir de différentes spécifications du modèle à effets fixes. Chaque cellule indique le coefficient estimé, suivi de son erreur standard robuste (HC1) entre parenthèses. Les niveaux de significativité usuels sont indiqués par les symboles ***, **, et * pour $p < 0,01$, $p < 0,05$ et $p < 0,1$, respectivement.

Table 8: Synthèse des tests de robustesse (modèles à effets fixes)

Variables explicatives	FE (base, cluster)	FE (winsor 1-99%) ¹²	FE (T + T ²)	FE (HDD30 seul) ¹³	FE (T + HDD30)	FE (2 voies : + année) ¹⁴	FE (Driscoll-Kraay)	FE (exclure extrêmes P) ¹⁵
Température moyenne (tmean_c)	-1.595 (0.767)*	-	-3.925 (13.372)	-	-1.595 (0.767)*	-0.818 (0.935)	-1.595 (0.930)	-1.831 (0.766)*
Température au carré (tmean_c ²)	-	-	0.043 (0.241)	-	-	-	-	-
Précipitations annuelles (mm/an)	0.000 (0.002)	-	0.000 (0.002)	0.001 (0.002)	0.000 (0.002)	0.000 (0.003)	0.000 (0.003)	-0.000 (0.002)
Indice hydrique (SPEI-12)	-0.544 (0.306)	-	-0.545 (0.305)	-0.475 (0.314)	-0.544 (0.306)	-0.963 (0.411)*	-0.544 (0.585)	-0.518 (0.308)
Urbanisation (%)	-0.111 (0.054)*	-	-0.111 (0.054)*	-0.114 (0.054)*	-0.111 (0.054)*	-0.103 (0.052)*	-0.111 (0.019)***	-0.107 (0.055)*
Indice de richesse (IWI)	-0.580 (0.059)***	-	-0.580 (0.059)***	-0.591 (0.059)***	-0.580 (0.059)***	-0.519 (0.096)***	-0.580 (0.047)***	-0.586 (0.059)***
Privation des jeunes	0.020 (0.043)	-	0.019 (0.044)	0.023 (0.043)	0.020 (0.043)	0.001 (0.044)	0.020 (0.025)	0.007 (0.043)
Population (millions)	-1.160 (0.558)*	-	-1.155 (0.560)*	-1.247 (0.559)*	-1.160 (0.558)*	-0.913 (0.633)	-1.160 (0.302)***	-1.109 (0.551)*
Degrés-jours >30°C (HDD30)	0.018 (0.007)**	-	0.017 (0.006)**	0.010 (0.004)*	0.018 (0.007)**	0.020 (0.007)**	0.018 (0.006)**	0.020 (0.007)**

Source : calculs de l'auteur sous R

¹² La winsorisation au seuil 1- 99 % ne modifie pas les estimations par rapport au modèle de base

¹³ Dans ce modèle, seul l'indicateur HDD30 est intégré comme variable thermique. Les précipitations et l'indice hydrique SPEI-12 sont inclus en tant que variables de contrôle afin de maîtriser les conditions hydriques et d'isoler l'effet spécifique de la chaleur extrême.

¹⁴ Cette spécification inclut des effets fixes régionaux et annuels, afin de tenir compte des caractéristiques inobservées propres aux régions et des chocs communs observés chaque année.

¹⁵ Cette estimation est réalisée après exclusion des observations associées à des valeurs extrêmes de précipitations.

Les résultats présentés dans le tableau 8 indiquent une stabilité des coefficients à travers les différentes spécifications. L'effet de l'urbanisation demeure négatif, avec un coefficient d'environ -0,111 dans presque toutes les estimations, qui reste significatif ($p < 0,05$). De même, l'indice de richesse présente des coefficients stables d'une spécification à l'autre. Son coefficient reste quasiment inchangé, se situant autour de -0,580 dans toutes les colonnes, et sa significativité est toujours très élevée ($p < 0,001$). La population présente également des coefficients de signe négatif et d'ordre de grandeur similaire d'un modèle à l'autre, bien que leur significativité varie selon les spécifications.

Les variables climatiques conservent également leurs signes initiaux. La température moyenne reste négative dans tous les modèles où elle figure, avec une valeur de -1,595 dans le modèle de base, de -1,595 dans la spécification combinant température et HDD30, et de -1,831 dans le modèle excluant les valeurs extrêmes. Le terme quadratique¹⁶ de la température ($tmean^2$) n'est pas statistiquement significatif, ce qui suggère qu'aucune non-linéarité robuste de l'effet de la température ne peut être mise en évidence dans les données considérées. L'indice hydrique SPEI-12 reste négatif dans toutes les spécifications, avec des coefficients compris entre -0,475 et -0,963, bien que sa significativité varie selon les modèles. La variable HDD30 conserve un signe positif et significatif dans toutes les colonnes, avec des valeurs oscillantes entre 0,010 et 0,020.

Les estimations avec la correction de Driscoll-Kraay¹⁷ confirment ces résultats : les coefficients sont identiques à ceux du modèle de base et seule l'inférence statistique est affectée. De même, la winsorisation 1-99 %¹⁸ ne modifie pas non plus les conclusions générales. Ces vérifications indiquent que les coefficients sont robustes aux valeurs extrêmes ainsi qu'aux formes de dépendance temporelle et transversale prises en compte dans les estimations. Leurs signes, ordres de grandeur et niveaux de significativité demeurent en effet stables, malgré les modifications apportées aux hypothèses du modèle ou au traitement des données.

¹⁶ La colonne « FE (T + T²) » est introduite afin de tester l'existence d'une relation non linéaire entre la température moyenne et l'emploi agricole.

¹⁷ La correction de Driscoll-Kraay ajuste les erreurs standard en présence de dépendances spatiales, c'est-à-dire lorsque les régions étudiées ne sont pas entièrement indépendantes. Cette méthode prend en compte l'hétérogénéité entre les régions, la dépendance temporelle et d'éventuelles corrélations spatiales. Elle est fréquemment employée dans les analyses empiriques où plusieurs régions sont susceptibles d'être affectées par un choc commun (Driscoll & Kraay, 1998).

¹⁸ La winsorisation 1-99 % est une méthode simple qui atténue l'influence des valeurs extrêmes dans un ensemble de données. Elle consiste à remplacer les 1 % des observations les plus basses et les 1 % des observations les plus élevées par des valeurs moins éloignées de la distribution centrale. Cette technique permet d'évaluer la sensibilité des résultats à la présence de valeurs extrêmes en limitant leur impact (Tukey, 1962).

III.6. Tests de sensibilité

Afin d'affiner l'analyse et de compléter les tests de robustesse, plusieurs tests de sensibilité sont menés. L'objectif est de déterminer si les effets observés demeurent constants lorsque la composition du panel ou la période d'observation sont modifiées. Les tableaux ci-après résument les résultats de ces différents tests.

Table 9: Sensibilité sur la période 2000-2009

Variables explicatives	Effets fixes (FE)
Température Moyenne	-0.208 (0.781)
Précipitations annuelles (mm)	0.002 (0.004)
Indice hydrique	0.066 (0.320)
Urbanisation (%)	-0.010 (0.083)
Indice de richesse	-0.469 (0.084)***
Privation des jeunes	-0.022 (0.071)
Population (millions)	-0.516 (0.954)
Degrés-jours >30°C	0.005 (0.005)
R² (within)	0.158

Source : calculs de l'auteur sous R

L'analyse du tableau 9 révèle que, sur la période 2000-2009, les variables climatiques n'ont pas d'influence significative sur l'emploi agricole. Les coefficients associés à la température moyenne (-0,208), aux précipitations (0,002) et au SPEI-12 (0,066) sont faibles et statistiquement non significatifs. De même, l'urbanisation et la population ne présentent pas de corrélation significative avec l'emploi agricole durant cette période, leurs coefficients étant proches de zéro (-0,010 et -0,516) et non significatifs. En revanche, l'indice de richesse conserve un effet négatif prononcé et très significatif (-0,469 ; $p < 0,001$). Le coefficient du HDD30 est positif, mais faible et non significatif. Ainsi, le niveau de richesse apparaît comme le seul facteur déterminant stable et robuste au cours de cette première décennie.

Table 10: Sensibilité sur la période 2010-2022

Variables explicatives	Effets fixes (FE)
Température moyenne	-2.051 (0.922)*
Précipitations annuelles (mm)	0.002 (0.002)
Indice hydrique	-1.507 (0.427)***
Urbanisation (%)	-0.053 (0.053)
Indice de richesse	-0.687 (0.097)***
Privation des jeunes	0.023 (0.061)
Population (millions)	-1.963 (0.680)**
Degrés-jours >30°C	0.012 (0.007)·
R² (within)	0.289

Source : calculs de l'auteur sous R

Les résultats présentés dans le tableau 10 indiquent que les effets du changement climatique sont devenus plus marqués sur la période 2010-2022. La température moyenne est associée à un coefficient négatif et significatif (-2,051 ; $p < 0,05$), ce qui suggère à nouveau qu'une augmentation des températures entraîne une diminution de l'emploi agricole. De même, l'indice hydrique SPEI-12 affiche un effet négatif significatif (-1,507 ; $p < 0,001$), révélant que les déficits hydriques récents ont un impact plus important que durant la décennie 2000-2009. En revanche, les précipitations (0,002), l'urbanisation (-0,053) et la privation des jeunes (0,023) ne présentent pas d'effets significatifs. L'indice de richesse conserve un effet négatif significatif (-0,687 ; $p < 0,001$), ce qui confirme une réduction de l'emploi agricole dans les régions économiquement plus développées. La population régionale reste également négativement associée à l'emploi agricole, avec un coefficient significatif de -1,963 ($p < 0,01$). Enfin, le HDD30 maintient un signe positif, mais sa significativité est faible (0,012 ; $p < 0,10$). Le R^2 within s'élève à 0,289, une augmentation par rapport à la période précédente, ce qui suggère que les modèles expliquent mieux les variations régionales après 2010.

Table 11: Sensibilité spatiale : pays côtiers

Variables explicatives	Effets fixes (FE)
Température moyenne	-2.177 (1.176)·
Précipitations annuelles (mm)	0.002 (0.002)
Indice hydrique	-0.422 (0.365)
Urbanisation (%)	-0.054 (0.061)
Indice de richesse	-0.673 (0.077)***
Privation des jeunes	0.015 (0.051)
Population (millions)	-0.875 (0.519)·
Degrés-jours >30°C	0.024 (0.014)·
R² (within)	0.406

Source : calculs de l'auteur sous R.

Les résultats du tableau 11 suggèrent que les effets climatiques sur l'emploi agricole dans les pays côtiers sont modérés. La température moyenne présente un coefficient négatif et faiblement significatif (-2,177 ; $p < 0,10$), indiquant une sensibilité à la chaleur, bien que moins prononcée que dans l'ensemble du panel. Ni les précipitations (0,002), ni le SPEI-12 (-0,422) ont d'effet significatif. Le coefficient du HDD30 est positif et faiblement significatif (0,024 ; $p < 0,10$), ce qui pourrait indiquer une légère augmentation de l'emploi agricole pendant les périodes de forte chaleur. L'indice de richesse montre un effet négatif fort et significatif (-0,673 ; $p < 0,00$). L'urbanisation et la privation des jeunes n'affichent pas de coefficients statistiquement significatifs. La population présente un coefficient négatif marginalement significatif (-0,875 ; $p < 0,10$), sans pour autant être statistiquement probant.

Table 12: Sensibilité spatiale : pays sahéliens de la zone

Variables explicatives	Effets fixes (FE)
Température moyenne (tmean_c)	-0.390 (0.991)
Précipitations annuelles (mm/an)	-0.013 (0.005)*
Indice hydrique (SPEI-12)	0.672 (0.401)·
Urbanisation (%)	-0.559 (0.172)**
Indice de richesse (IWI)	-0.642 (0.133)***
Privation des jeunes	-0.064 (0.123)
Population (millions)	-1.271 (2.594)
Degrés-jours >30°C (HDD30)	-0.005 (0.006)
R² (within)	0.612

Source : calculs de l'auteur sous R

D'après le tableau 12, dans les pays sahéliens, les précipitations annuelles ont un effet négatif et significatif sur l'emploi agricole (-0,013 ; $p < 0,05$). Ce résultat suggère qu'une augmentation des précipitations n'est pas systématiquement bénéfique à l'emploi agricole dans ces zones, probablement en raison de la concentration des pluies sur de courtes périodes ou de phénomènes d'inondations récurrents. L'indice hydrique SPEI-12 présente, quant à lui, un coefficient positif et significatif (0,672 ; $p < 0,10$), indiquant que des conditions hydriques plus favorables, même modestes, peuvent soutenir l'activité agricole dans ces contextes exposés à la sécheresse. La température moyenne n'est pas significative (-0,390), et la variabilité thermique n'explique pas significativement les variations de l'emploi agricole dans ces régions.

Les variables structurelles affichent des effets nets. L'urbanisation montre un coefficient négatif significatif (-0,559 ; $p < 0,01$), et l'indice de richesse reste significativement négatif (-0,642 ; $p < 0,001$). Les autres variables, telles que la privation des jeunes, la population régionale et les HDD30, ne présentent pas d'effets significatifs.

CHAPITRE IV : DISCUSSION, IMPLICATIONS POLITIQUES ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

IV.1. Discussion

Nos résultats suggèrent qu'une augmentation de la température moyenne tend à réduire l'emploi agricole. En effet, les coefficients associés à la température sont négatifs et significatifs dans plusieurs spécifications de notre modèle. Ce résultat est cohérent avec les conclusions de Dell et al. (2012), qui, à partir d'un panel mondial couvrant la période 1950-2003, ont démontré que les années plus chaudes freinent la croissance économique des pays pauvres, notamment en raison d'une diminution de la production agricole. Dans notre étude, l'impact de la température sur l'emploi agricole devient particulièrement visible après 2010 (Tableau 10), ce qui suggère une sensibilité accrue de ce secteur à la chaleur au cours des dernières années. Le déficit hydrique, mesuré par l'indice SPEI-12, présente une évolution similaire. Son impact est faible avant 2010, mais devient significativement négatif après cette date (Tableau 10). Vicente-Serrano et al. (2010) ont introduit le SPEI dans leur article intitulé *"A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index"*, en analysant des données issues de plusieurs stations à travers le monde entre 1910 et 2007. Leurs résultats indiquent que ce nouvel indicateur est plus performant que les indices classiques pour identifier les sécheresses exacerbées par le réchauffement climatique. Néanmoins, dans certains pays sahéliens (Tableau 12), le coefficient du SPEI-12 est positif, ce qui peut paraître contre-intuitif. Cette inversion pourrait s'expliquer par l'effet variable des saisons pluvieuses, un phénomène décrit par Nicholson (2013). En d'autres termes, même des précipitations cumulées plus importantes ne garantissent pas un bon rendement agricole si les pluies sont tardives, mal réparties ou trop concentrées.

Dans nos modèles généraux (Tableaux 6 et 8), les précipitations annuelles n'ont pas d'effet significatif. Ce résultat peut paraître surprenant au regard de l'étude de Barrios et al. (2010), qui analyse la croissance agricole dans 42 pays d'Afrique subsaharienne entre 1970 et 1990. Leur travail indique qu'une baisse d'un écart-type des précipitations entraîne une diminution de 1,3 à 2 % de la croissance agricole annuelle. Cependant, Sultan et Gaetani (2016), dans une analyse portant sur l'Afrique de l'Ouest à partir de données observées entre 1980 et 2010 et de projections climatiques pour les horizons 2050 et 2100, soulignent que le cumul annuel ne permet qu'une compréhension globale de l'effet des précipitations sur l'agriculture. Ce sont plutôt les dates de début de saison, la répartition intra-saisonnière des précipitations et la fréquence des épisodes extrêmes qui sont déterminantes. Ils montrent, par exemple, qu'un

retard de seulement dix jours dans l'installation de la saison peut réduire les rendements de mil et de sorgho de 15 à 25 %, même lorsque les précipitations totales de l'année sont normales. Ainsi, l'absence d'effet significatif des précipitations annuelles dans notre modèle devient moins surprenante et appelle à recourir à des données mensuelles, ce qui n'a pas été possible dans notre étude en raison du manque d'informations socio-démographiques à cette échelle.

Cette interprétation est étayée par les résultats observés dans les pays sahéliens (Tableau 12), où le coefficient des précipitations devient significatif et négatif (-0,013 ; $p < 0,05$). Giannini et al. (2013) démontrent, dans une étude du régime pluviométrique sahélien sur la période 1970-2010, que certaines années plus humides présentent paradoxalement des caractéristiques défavorables à l'agriculture. Ils mettent en évidence un nombre accru de jours secs en début de saison, une concentration des pluies sur un nombre limité d'épisodes, ou encore des pluies tardives entravant les semis. Ces auteurs soulignent même que, certaines années, un cumul pluviométrique supérieur à la moyenne peut s'accompagner d'une augmentation allant jusqu'à 30 % du nombre de jours secs durant les semaines cruciales pour l'installation de la saison. Dans ce contexte, une augmentation des précipitations peut donc se traduire par des difficultés accrues pour les agriculteurs, ce qui justifie le signe négatif observé dans notre modèle sahélien.

L'un des résultats les plus étonnants concerne les degrés-jours supérieurs à 30 °C (HDD30). Leur effet positif est, à première vue, contre-intuitif, car on s'attend généralement à ce que la chaleur extrême réduise la capacité de travail agricole. Pourtant, certains travaux montrent un phénomène inverse dans les contextes ruraux pauvres. Par exemple, Carleton et Hsiang (2016), qui analysent l'effet de la chaleur sur la productivité et les comportements économiques dans plusieurs pays à faibles revenus entre 1990 et 2010, constatent que les périodes de chaleur extrême peuvent conduire les ménages agricoles à augmenter leur effort de travail, souvent par contrainte. Ils montrent que, dans plusieurs régions tropicales, un accroissement des températures extrêmes est associé à une hausse de l'activité de subsistance, non pas en raison d'une amélioration des conditions de production, mais pour compenser des pertes attendues. Ce type de réaction pourrait expliquer le signe positif observé dans notre modèle. Le tableau 8 confirme d'ailleurs la stabilité de cet effet dans notre cas. Le coefficient associé aux HDD30 reste positif dans toutes les spécifications, y compris lorsque l'on applique des corrections de dépendance temporelle ou que l'on exclut les valeurs extrêmes. Cela suggère que ce résultat ne provient pas d'une configuration particulière du modèle, mais reflète probablement une caractéristique propre à certaines régions agricoles d'Afrique de l'Ouest, où les périodes très chaudes coïncident souvent avec des phases de travail intense. L'effet positif n'indique donc

pas un bénéfice de la chaleur, mais plutôt une intensification du travail en contexte de contrainte climatique.

Les variables structurelles présentent des résultats conformes aux attentes. L'urbanisation, l'indice de richesse (IWI) et la taille de la population réduisent la part de la main-d'œuvre agricole dans nos estimations (Tableaux 6 et 8). Ces effets négatifs récurrents concordent avec les conclusions de Gollin et al. (2014), qui analysent la transition structurelle dans un vaste échantillon de pays à revenu faible et intermédiaire sur la période 1960-2010. Leur étude révèle qu'à mesure que les revenus augmentent et que les villes se développent, la main-d'œuvre se détourne progressivement de l'agriculture. Ils observent notamment que, dans les pays à faible revenu, chaque point de pourcentage supplémentaire d'urbanisation s'accompagne historiquement d'une baisse significative (souvent de 0,5 à 1 point) de l'emploi agricole. La nature de cet effet est robuste dans le temps et indépendante des conditions climatiques à court terme.

Au-delà de leurs effets directs, les caractéristiques socio-économiques régionales modulent la transmission des chocs climatiques sur l'emploi agricole. La comparaison d'un modèle à effets fixes intégrant exclusivement les variables climatiques et d'une spécification plus large incluant les variables structurelles révèle une réduction significative de l'amplitude des coefficients climatiques. Ainsi, dans le modèle restreint, une augmentation d'un degré Celsius de la température moyenne est associée à une diminution de plus de 7 points de pourcentage de l'emploi agricole ($\beta = -7,28$; $p < 0,001$). Néanmoins, cet effet se réduit à environ -1,6 point ($\beta = -1,60$; $p < 0,05$) lorsque l'urbanisation, le niveau de richesse, privation des jeunes et la population sont pris en compte. De même, l'effet négatif du déficit hydrique, mesuré par le SPEI-12, passe de -1,72 ($p < 0,001$) à -0,54 ($p < 0,10$) dans la spécification complète. Cette atténuation suggère que les caractéristiques socio-économiques régionales agissent comme des mécanismes d'absorption, limitant l'impact direct des variations climatiques sur l'emploi agricole. Cette interprétation s'inscrit dans la littérature traitant de la transformation structurelle, notamment les travaux de Gollin et al. (2014), qui démontrent que l'urbanisation et l'augmentation du niveau de richesse s'accompagnent d'une réduction significative de la dépendance à l'emploi agricole. Les résultats détaillés de cette comparaison sont présentés en annexe F.

Enfin, les analyses spatiales (Tableaux 11 et 12) indiquent que les pays sahéliens sont plus sensibles aux variations climatiques que les pays côtiers. Ce résultat confirme les recherches

de Sultan et Gaetani (2016), qui soulignent que le Sahel demeure très dépendant de l'agriculture pluviale, contrairement aux économies côtières, plus diversifiées.

IV.2. Implications politiques et perspectives de recherche

Les résultats de cette étude suggèrent plusieurs orientations pour l'action publique. Les régions fortement tributaires de l'agriculture pluviale se révèlent particulièrement vulnérables aux aléas climatiques, ce qui justifie un renforcement des systèmes d'information météorologique. Il est également impératif d'accorder une attention accrue à la gestion des ressources en eau et aux pratiques de conservation des sols. Parallèlement, dans les zones où l'emploi agricole décline au profit d'autres secteurs, d'autres priorités se dessinent. L'amélioration des infrastructures rurales peut favoriser la diversification des activités économiques, tandis que l'accès à la formation et le soutien aux initiatives non agricoles peuvent accompagner les transitions en cours.

Ces constats ouvrent d'intéressantes perspectives de recherche. La principale limite de l'étude réside dans la fréquence annuelle des données socio-économiques, qui ne permet pas d'exploiter pleinement la variabilité intra-saisonnière captée par les données climatiques. Des sources de données socio-économiques à résolution temporelle plus fine permettraient d'analyser plus précisément l'impact de la distribution des précipitations et des événements climatiques extrêmes sur l'emploi. Par ailleurs, l'intégration de dimensions structurelles telles que l'irrigation, les infrastructures locales ou les prix agricoles offrirait une compréhension plus exhaustive des mécanismes observés. Enfin, des études axées sur les ménages ou les exploitations agricoles permettraient de mieux cerner les stratégies d'adaptation mises en œuvre face aux contraintes climatiques.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce mémoire a examiné l'influence des variations climatiques sur l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest, en s'appuyant sur un panel infranational couvrant la période 2000-2022. L'utilisation de données régionales permet de saisir des évolutions qui échappent aux analyses nationales et d'apporter un éclairage plus précis sur les dynamiques locales. Les résultats indiquent qu'une augmentation de la température moyenne est associée à une diminution de l'emploi agricole dans les régions étudiées, un effet particulièrement marqué sur la période récente (2010-2022). Concernant les précipitations, aucune relation uniforme n'est observée. Certaines zones, notamment dans l'espace sahélien, se révèlent plus sensibles à la distribution des pluies qu'aux cumuls annuels. Les indicateurs de stress hydrique apportent des éléments complémentaires : les déficits hydriques prolongés coïncident avec une baisse de l'emploi dans les régions les plus dépendantes de l'agriculture pluviale, tandis que des degrés-jours élevés signalent un maintien de l'activité agricole malgré des conditions difficiles. Ces effets climatiques s'articulent avec des transformations socio-économiques en cours. L'urbanisation, l'évolution démographique et le développement d'opportunités non agricoles contribuent à réduire la part de l'emploi agricole en Afrique de l'Ouest. Ces tendances parallèles aux variations climatiques modifient les conditions d'insertion professionnelle dans les zones rurales. L'ensemble des résultats démontre que l'emploi agricole est influencé conjointement par les changements climatiques et les transitions structurelles, et que les interactions entre ces deux dimensions varient selon les contextes régionaux. L'étude confirme que les moyennes nationales ne reflètent pas toujours la diversité des situations locales, et que les régions fortement dépendantes de l'agriculture pluviale demeurent particulièrement vulnérables aux variations climatiques. Cette observation souligne l'importance d'intégrer les réalités régionales dans la réflexion sur l'adaptation et dans la conception des politiques publiques de soutien au secteur agricole.

Il convient de rappeler les limites de cette étude. L'utilisation de données climatiques et socio-économiques annuelles ne permet pas de saisir la variabilité intra-saisonnière dans les estimations économétriques : une contrainte due à la disponibilité annuelle des variables socio-économiques. De plus, le recours à un modèle statique limite la prise en compte des ajustements progressifs des ménages ou des exploitations face aux chocs climatiques de long terme. Enfin, l'échelle régionale, bien qu'utile pour une perspective d'ensemble, ne permet pas d'observer les ajustements des ménages.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- African Union Commission & OECD. (2024). *Africa's Development Dynamics 2024: Skills, Jobs and Productivity*. African Union Commission. <https://doi.org/10.1787/df06c7a4-en>
- Agoh, A. H., & Kane, A. (2025). Vulnerability of Agricultural Employment and Climate Change in WAEMU Countries. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 1406–1416. <https://doi.org/10.38124/ijisrt/25mar1221>
- Akhundzadah, N. A. (2024). Analyzing Temperature, Precipitation, and River Discharge Trends in Afghanistan's Main River Basins Using Innovative Trend Analysis, Mann–Kendall, and Sen's Slope Methods. *Climate*, 12(12), 196. <https://doi.org/10.3390/cli12120196>
- Ayanlade, A., Oluwaranti, A., Ayanlade, O. S., Borderon, M., Sterly, H., Sakdapolrak, P., Jegede, M. O., Weldemariam, L. F., & Ayinde, A. F. O. (2022). Extreme climate events in sub-Saharan Africa: A call for improving agricultural technology transfer to enhance adaptive capacity. *Climate Services*, 27, 100311. <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2022.100311>
- Baltagi, B. H. (2021). *Econometric Analysis of Panel Data* (6th ed. 2021). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-53953-5>
- Barrios, S., Bertinelli, L., & Strobl, E. (2010). Trends in Rainfall and Economic Growth in Africa: A Neglected Cause of the African Growth Tragedy. *Review of Economics and Statistics*, 92(2), 350–366. <https://doi.org/10.1162/rest.2010.11212>
- Burke, M., Hsiang, S. M., & Miguel, E. (2015). Global non-linear effect of temperature on economic production. *Nature*, 527(7577), 235–239. <https://doi.org/10.1038/nature15725>
- Carleton, T. A., & Hsiang, S. M. (2016). Social and economic impacts of climate. *Science*, 353(6304), aad9837. <https://doi.org/10.1126/science.aad9837>
- Christiaensen, L., & Maertens, M. (2022). *Rural Employment in Africa: Trends and Challenges*. 267–289.
- Christiaensen, L., & Todo, Y. (2014). Poverty Reduction During the Rural–Urban Transformation – The Role of the Missing Middle. *World Development*, 63, 43–58. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2013.10.002>

Colmer, J. (2021). Temperature, Labor Reallocation, and Industrial Production: Evidence from India. *American Economic Journal: Applied Economics*, 13(4), 101–124. <https://doi.org/10.1257/app.20190249>

De Longueville, F., Ozer, P., Gemenne, F., Henry, S., Mertz, O., & Nielsen, J. Ø. (2020). Comparing climate change perceptions and meteorological data in rural West Africa to improve the understanding of household decisions to migrate. *Climatic Change*, 160(1), 123–141. <https://doi.org/10.1007/s10584-020-02704-7>

Defrance, D., Sultan, B., Castet, M., Famien, A., Noûs, C., & Baron, C. (2020). *Impact of climate change in West Africa on cereal production per capita in 2050*. <https://doi.org/10.31223/OSF.IO/W8A3T>

Dell, M., Jones, B. F., & Olken, B. A. (2012). Temperature Shocks and Economic Growth: Evidence from the Last Half Century. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 4(3), 66–95. <https://doi.org/10.1257/mac.4.3.66>

Deschênes, O., & Greenstone, M. (2007). *Climate Change, Mortality, and Adaptation: Evidence from Annual Fluctuations in Weather in the US* (Working Paper 13178). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w13178>

Diedhiou, A., Bichet, A., Wartenburger, R., Seneviratne, S. I., Rowell, D. P., Sylla, M. B., Diallo, I., Todzo, S., Touré, N. E., Camara, M., Ngatchah, B. N., Kane, N. A., Tall, L., & Affholder, F. (2018). Changes in climate extremes over West and Central Africa at 1.5 °C and 2 °C global warming. *Environmental Research Letters*, 13(6), 065020. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aac3e5>

Dosio, A., Jury, M. W., Almazroui, M., Ashfaq, M., Diallo, I., Engelbrecht, F. A., Klutse, N. A. B., Lennard, C., Pinto, I., Sylla, M. B., & Tamoffo, A. T. (2021). Projected future daily characteristics of African precipitation based on global (CMIP5, CMIP6) and regional (CORDEX, CORDEX-CORE) climate models. *Climate Dynamics*, 57(11), 3135–3158. <https://doi.org/10.1007/s00382-021-05859-w>

Giannini, A., Salack, S., Lodoun, T., Ali, A., Gaye, A. T., & Ndiaye, O. (2013). A unifying view of climate change in the Sahel linking intra-seasonal, interannual and longer time scales. *Environmental Research Letters*, 8(2), 024010. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/2/024010>

- Gollin, D., Lagakos, D., & Waugh, M. E. (2014). The Agricultural Productivity Gap *. *The Quarterly Journal of Economics*, 129(2), 939–993. <https://doi.org/10.1093/qje/qjt056>
- Graff Zivin, J., & Neidell, M. (2014). Temperature and the Allocation of Time: Implications for Climate Change. *Journal of Labor Economics*, 32(1), 1–26. <https://doi.org/10.1086/671766>
- Hausman, J. A. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251–1271. <https://doi.org/10.2307/1913827>
- Henderson, J. V., Squires, T., Storeygard, A., & Weil, D. (2018). The Global Distribution of Economic Activity: Nature, History, and the Role of Trade¹. *The Quarterly Journal of Economics*, 133(1), 357–406. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx030>
- Mechiche-Alami, A., & Abdi, A. M. (2020). Agricultural productivity in relation to climate and cropland management in West Africa. *Scientific Reports*, 10(1), 3393. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59943-y>
- Mendelsohn, R., Nordhaus, W. D., & Shaw, D. (1994). The Impact of Global Warming on Agriculture: A Ricardian Analysis. *The American Economic Review*, 84(4), 753–771.
- Mizik, T., Nagy, J., Molnár, E. M., & Maró, Z. M. (2025). Challenges of employment in the agrifood sector of developing countries—A systematic literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1), 62. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04308-3>
- Muñoz-Sabater, J., Dutra, E., Agustí-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Balsamo, G., Boussetta, S., Choulga, M., Harrigan, S., Hersbach, H., Martens, B., Miralles, D. G., Piles, M., Rodríguez-Fernández, N. J., Zsoter, E., Buontempo, C., & Thépaut, J.-N. (2021). ERA5-Land: A state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. *Earth System Science Data*, 13(9), 4349–4383. <https://doi.org/10.5194/essd-13-4349-2021>
- Musungu, A. L., Kubik, Z., & Qaim, M. (2023). *Drought Shocks and Labor Reallocation in Rural Africa: Evidence from Ethiopia* (p. 772.6 kB) [Pdf]. Unknown. <https://doi.org/10.22004/AG.ECON.338675>
- Nicholson, S. E. (2013). The West African Sahel: A Review of Recent Studies on the Rainfall Regime and Its Interannual Variability. *International Scholarly Research Notices*, 2013(1), 453521. <https://doi.org/10.1155/2013/453521>

- Sanogo, S., Fink, A. H., Omotosho, J. A., Ba, A., Redl, R., & Ermert, V. (2015). Spatio-temporal characteristics of the recent rainfall recovery in West Africa. *International Journal of Climatology*, 35(15), 4589–4605. <https://doi.org/10.1002/joc.4309>
- Schlenker, W., & Roberts, M. J. (2009). Nonlinear temperature effects indicate severe damages to U.S. crop yields under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(37), 15594–15598. <https://doi.org/10.1073/pnas.0906865106>
- Smits, J., & Permanyer, I. (2019). The Subnational Human Development Database. *Scientific Data*, 6(1), 190038. <https://doi.org/10.1038/sdata.2019.38>
- Sultan, B., & Gaetani, M. (2016). Agriculture in West Africa in the Twenty-First Century: Climate Change and Impacts Scenarios, and Potential for Adaptation. *Frontiers in Plant Science*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01262>
- Sylla, M. B., Giorgi, F., Coppola, E., & Mariotti, L. (2013). Uncertainties in daily rainfall over Africa: Assessment of gridded observation products and evaluation of a regional climate model simulation. *International Journal of Climatology*, 33(7), 1805–1817. <https://doi.org/10.1002/joc.3551>
- Tadesse, G., Glatzel, K., & Savadogo, M. (2024). *2024 Annual Trends & Outlook Report (ATOR)*. AKADEMIYA2063 and International Food Policy Research Institute (IFPRI). <https://doi.org/10.54067/9798991636902>
- Talib, M. N. A., Ahmed, M., Naseer, M. M., Slusarczyk, B., & Popp, J. (2021). The Long-Run Impacts of Temperature and Rainfall on Agricultural Growth in Sub-Saharan Africa. *Sustainability*, 13(2), 595. <https://doi.org/10.3390/su13020595>
- Teye, J. K., & Nikoi, E. G. A. (2022). Climate-Induced Migration in West Africa. In J. K. Teye (Ed.), *Migration in West Africa* (pp. 79–105). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-97322-3_5
- Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S., & López-Moreno, J. I. (2010). A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23(7), 1696–1718. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2909.1>
- Yue, S., & Pilon, P. (2004). A comparison of the power of the t test, Mann-Kendall and bootstrap tests for trend detection / Une comparaison de la puissance des tests t de Student, de

Mann-Kendall et du bootstrap pour la détection de tendance. *Hydrological Sciences Journal*, 49(1), 21–37. <https://doi.org/10.1623/hysj.49.1.21.53996>

Zhang, D. D., Lee, H. F., Wang, C., Li, B., Pei, Q., Zhang, J., & An, Y. (2011). The causality analysis of climate change and large-scale human crisis. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(42), 17296–17301. <https://doi.org/10.1073/pnas.1104268108>

LISTE DES ANNEXES

Annexe A - Codes R pour la construction de la base de données climatiques et fusion avec les données socio-économiques

A.1. Paramétrage et définition du périmètre d'étude

```
// Polygones régionaux (ADM1) issus de l'asset GDL
var REGIONS =
ee.FeatureCollection('projects/dossoujustinnewhorizon/assets/GDL_SSA_regions_New');

// Période d'étude
var START = 2000;
var END = 2022;

// Paramètres d'agrégation spatiale
var SCALE = 10000; // résolution spatiale (mètres)
var TILE = 2; // tileSize pour limiter les contraintes mémoire

// Liste des pays d'Afrique de l'Ouest (ISO3 ; UN M49 = 16)
var WA_ISO3 = [
  'BEN','BFA','CIV','CPV','GMB','GHA','GIN','GNB',
  'LBR','MLI','MRT','NER','NGA','SEN','SLE','TGO'
];

// Vérification des attributs disponibles dans l'asset
print('Region properties:', ee.Feature(REGIONS.first()).propertyNames());

// Filtrage de l'asset sur les pays d'Afrique de l'Ouest (champ : iso_code)
var REGIONS_WA = REGIONS.filter(ee.Filter.inList('iso_code', WA_ISO3));

A.2. Extraction et transformation des variables climatiques (ERA5-Land mensuel)

// Fonction auxiliaire : nombre de jours dans le mois
function daysInMonth(date) {
  var d = ee.Date(date);
  return d.advance(1, 'month').difference(d, 'day');
}

// *****DONNEES CLIMATIQUES*****//

// ERA5-Land monthly (K -> °C ; m -> mm ; HDD30)
```

```

var era5m = ee.ImageCollection('ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY')
  .filterDate(ee.Date.fromYMD(START, 1, 1), ee.Date.fromYMD(END, 12, 31))
  .select(['temperature_2m', 'total_precipitation'])
  .map(function(img) {
    var date = img.date();
    // Température (°C)
    var tC = img.select('temperature_2m').subtract(273.15).rename('tmean_c');
    // Précipitations (mm)
    var pmm = img.select('total_precipitation').multiply(1000).rename('precip_mm');
    // HDD30 : somme sur le mois de max(T - 30, 0)
    var dim = daysInMonth(date);
    var hdd30 = tC.subtract(30).max(0).multiply(dim).rename('hdd30');
    return tC.addBands([pmm, hdd30])
      .set({year: date.get('year'), month: date.get('month'), date: date});
  });

```

A.3. Ajout de l'indice hydrique SPEI-12 et appariement mensuel

```

// SPEI 12-month (collection 2_10 : couverture large)
var spei12 = ee.ImageCollection('CSIC/SPEI/2_10')
  .filterDate(ee.Date.fromYMD(START, 1, 1), ee.Date.fromYMD(END, 12, 31))
  .select('SPEI_12_month');
// Jointure : ajout du SPEI correspondant au mois de l'image ERA5
var monthly = era5m.map(function(img) {
  var start = ee.Date(img.get('date')).update(img.get('year'), img.get('month'), 1);
  var end = start.advance(1, 'month');
  var s = spei12.filterDate(start, end).first();
  var speiBand = ee.Algorithms.If(s, ee.Image(s).rename('spei12'),
    ee.Image.constant(-9999).rename('spei12') // valeur de remplacement si mois manquant);
  return img.addBands(ee.Image(speiBand))
    .set({year: img.get('year'), month: img.get('month'), date: img.get('date')});
});

```

```
});
```

A.4. Agrégation au niveau régional (ADM1) et export CSV

```
// *****REDUCTION MENSUELLE*****//

var perMonthFC = monthly.map(function(img) {

  var y = ee.Number(img.get('year'));

  var m = ee.Number(img.get('month'));

  var fc = img.select(['tmean_c','precip_mm','hdd30','spei12'])

  .reduceRegions({

    collection: REGIONS_WA,    // polygones ADM1

    reducer: ee.Reducer.mean(),

    scale: SCALE,

    tileSize: TILE

  })

  .map(function(f) {

    return f.set({

      year: y,

      month: m,

      date: ee.Date.fromYMD(y, m, 1).format('YYYY-MM')

    });

  });

  return fc;

}).flatten();

// Sélection des colonnes essentielles

var cols = ['GDLCODE','iso_code','year','month','tmean_c','precip_mm','hdd30','spei12'];

var out = ee.FeatureCollection(perMonthFC).select(cols);

// Contrôles rapides

print('Sample (first feature):', out.limit(1).first());

print('Count of rows:', out.size());

// *****EXPORT *****//
```

```
Export.table.toDrive({
  collection: out,
  description: 'WA_subnational_climate_monthly_2000_2022',
  fileNamePrefix: 'WA_subnational_climate_monthly_2000_2022',
  fileFormat: 'CSV'
});
```

A.5. Agrégation annuelle des données climatiques (sous R)

```
gee_annual <- gee %>%
  group_by(GDLCODE, iso_code, year) %>%
  summarise(
    tmean_c = mean(tmean_c, na.rm = TRUE),
    precip_mm = sum(precip_mm, na.rm = TRUE),
    spei12 = mean(spei12, na.rm = TRUE),
    hdd30 = sum(hdd30, na.rm = TRUE)
  )
```

A.6. Harmonisation des identifiants (sous R)

```
gdl2 <- gdl %>%
  rename_with(tolower) %>%
  mutate(
    gdlcode = as.character(gdlcode),
    iso_code = toupper(str_trim(as.character(iso_code))),
    year = as.integer(year)
  )

gee2 <- gee_annual %>%
  rename_with(tolower) %>%
  mutate(
    gdlcode = str_trim(as.character(gdlcode)),
    iso_code = toupper(as.character(iso_code)),
    year = as.integer(year)
  )
```

)

A.7. Fusion finale (sous R)

```
panel_final <- gdl2 %>%  
  filter(iso_code %in% ecowas_iso3) %>%  
  left_join(gee2, by = c("gdlcode", "iso_code", "year"))
```

Annexe B -Spécifications économétriques et tests de robustesse

B.1. Spécification du modèle de panel

```
library(plm)  
# Définition de la structure panel  
pdata <- pdata.frame(panel0, index = c("gdlcode", "year"), drop.index = TRUE)  
# Spécification du modèle  
fm1a <- agri_total ~ tmean_c + precip_mm_year + spei12 +  
  urban + iwi + youthdepr + population_mil + hdd30
```

B.2. Estimation et erreurs standards robustes

```
library(lmtest)  
library(sandwich)  
# Modèle à effets fixes  
mod_fe <- plm(fm1a, data = pdata, model = "within", effect = "individual")  
# Modèle à effets aléatoires  
mod_re <- plm(fm1a, data = pdata, model = "random", effect = "individual")  
# Erreurs standards robustes clusterisées par région  
vcov_fe <- vcovHC(mod_fe, method = "arellano", type = "HC1", cluster = "group")  
vcov_re <- vcovHC(mod_re, method = "arellano", type = "HC1", cluster = "group")  
# Tests de significativité  
coeftest(mod_fe, vcov. = vcov_fe)  
coeftest(mod_re, vcov. = vcov_re)
```

B.3. Test de Hausman (choix FE vs RE)

```
# Test de Hausman  
hausman_test <- phtest(mod_fe, mod_re)
```

print(hausman_test)

Annexe C : Couverture temporelle du panel par pays (2000-2022)

Pays	Régions (ADM1)	Années théoriques (23×N)	Années observées (min–max)	Observations manquantes
Bénin (BEN)	6	138	22 - 22	6
Burkina Faso (BFA)	13	299	23 - 23	0
Ghana (GHA)	10	230	23 - 23	0
Guinée (GIN)	8	184	20 - 20	24
Gambie (GMB)	8	184	9 – 9	112
Mali (MLI)	8	184	22 - 22	8
Mauritanie (MRT)	12	276	23 - 23	0
Niger (NER)	7	161	16 - 16	49
Nigeria (NGA)	37	851	22 - 22	37
Sénégal (SEN)	10	230	23 - 23	0
Sierra Leone (SLE)	14	322	18 - 18	70
Togo (TGO)	6	138	18 - 18	30

Source: Compilation de l’auteur

Annexe D : Diagnostic de la qualité et de la couverture du panel

Tableau D.1 : Aperçu du panel (structure générale)

Indicateur	Valeur
Nombre d’observations	2 861
Nombre de régions (GDLCODE)	139
Nombre de pays (ISO3)	12
Période couverte	2000-2022
Nombre d’années distinctes	23

Source: Compilation de l’auteur

Tableau D.2 : Équilibre temporel du panel (années par région)

Statistique	Valeur
Minimum d'années par région	9
Maximum d'années par région	23
Moyenne d'années par région	20,6

Source: Compilation de l'auteur

Tableau D.3: Régions avec la plus faible couverture temporelle

GDLCODE	Pays	Années observées
GMBr101	GMB	9
GMBr102	GMB	9
GMBr103	GMB	9
GMBr104	GMB	9
GMBr105	GMB	9
GMBr106	GMB	9
GMBr107	GMB	9
GMBr108	GMB	9
NERr101	NER	16
NERr102	NER	16
NERr103	NER	16
NERr104	NER	16
NERr105	NER	16
NERr106	NER	16
NERr107	NER	16

Source: Compilation de l'auteur

Tableau D.4 : Répartition des observations par pays

Pays (ISO3)	Obs.
BEN	132
BFA	299
GHA	230
GIN	160
GMB	72
MLI	176
MRT	276
NER	112
NGA	814
SEN	230
SLE	252
TGO	108

Source: Compilation de l'auteur

Tableau D.5 : Valeurs manquantes par variable

Variable	NAs	%
tmean_c	9	0,315
Les autres variables	0	0,000

Source: Compilation de l'auteur

Tableau D.6 : Matrice de corrélation entre indicateurs socio-économiques et climatiques

	IWI	Urbanisation	Privation des jeunes	Population (millions)	Température moyenne (°C)	Précipitations (mm/an)	HDD30	SPEI-12
IWI	1.00	0.73	-0.64	0.25	-0.22	0.08	-0.26	0.08
Urbanisation	0.73	1.00	-0.67	0.13	-0.30	0.08	-0.19	0.03
Privation des jeunes	-0.64	-0.67	1.00	-0.13	0.46	-0.35	0.41	-0.06
Population (millions)	0.25	0.13	-0.13	1.00	-0.15	0.05	-0.25	0.22
Température moyenne (°C)	-0.22	-0.30	0.46	-0.15	1.00	-0.62	0.73	-0.05
Précipitations (mm/an)	0.08	0.08	-0.35	0.05	-0.62	1.00	-0.65	0.10

HDD30 (°C-jours > 30 °C)	-0.26	-0.19	0.41	-0.25	0.73	-0.65	1.00	-0.18
SPEI-12 (sécheresse)	0.08	0.03	-0.06	0.22	-0.05	0.10	-0.18	1.00

Source: Compilation de l'auteur

Annexe E: Unités sous-nationales correspondant aux valeurs extrêmes de l'emploi agricole (%)

Type de valeur	Code GDL	Unité sous-nationale	Pays	Année	Emploi agricole (%)
Minimum	SLEr114	Western Area Urban (Freetown)	Sierra Leone	2022	0,06
Maximum	BFAr108	Boucle du Mouhoun	Burkina Faso	2003	93,5

Source: Compilation de l'auteur

Annexe F : Comparaison des effets climatiques avec et sans contrôles socio-économiques

Variable climatique	Modèle climatique seul (FE)	Modèle avec contrôles socio-économiques (FE)	Variation du coefficient
Température moyenne (tmean_c)	-7,277*** (1,039)	-1,595* (0,767)	+5,682
Précipitations annuelles (mm/an)	-0,014*** (0,003)	0,000 (0,002)	+0,014
Indice hydrique (SPEI-12)	-1,717*** (0,383)	-0,544· (0,306)	+1,174
Degrés-jours > 30 °C (HDD30)	0,001 (0,008)	0,018** (0,007)	+0,016

Notes :

Les estimations sont issues de modèles de panel à effets fixes (within). Les erreurs standards robustes sont clusterisées au niveau régional (méthode Arellano, HCl) et reportées entre parenthèses.

Significativité : *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; · $p < 0,10$.

Le modèle climatique seul inclut uniquement les variables climatiques, tandis que le modèle complet intègre en outre les variables socio-économiques régionales (urbanisation, indice de richesse, privation des jeunes et population).

Source: Compilation de l'auteur

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des sciences économiques, sociales, politiques et de communication
École des sciences politiques et sociales (PSAD)

Place Montesquieu, 1 bte L2.08.05, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/psad