



Chocs Climatiques et Production de Sorgho en Zone CEDEAO : Une Alternative Pérenne à la Sécurité Alimentaire en Afrique ?

Ibrahima Kané¹, Cheick Kader M'baye²

¹ Enseignant-Chercheur

Faculté des Sciences économiques et de Gestion (FSEG)

Université de Bamako (Mali)

Laboratoire de Recherche de Saint-Louis (LARES), Sénégal

Centre Universitaire de Recherche Economique et Sociale (CURES), Mali

² Enseignant-Chercheur

Faculté des Sciences économiques et de Gestion (FSEG)

Université de Bamako (Mali)

Centre Universitaire de Recherche Economique et Sociale (CURES), Mali

Résumé : Dans cet article, nous analysons à l'aide d'une modélisation en panel VAR (PVAR) les effets des changements climatiques, en particulier les chocs de température et de précipitation sur la production de sorgho dans 12 pays de la CEDEAO sur la période 1980-2019. Contrairement à l'opinion générale de la littérature, nos résultats montrent globalement que l'augmentation de la température agit positivement sur la production de sorgho. De plus, nos résultats montrent que la pluviométrie n'a pas d'effet significatif sur la production de sorgho en zone CEDEAO. Ces résultats constituent une aubaine pour les pays de la CEDEAO, dans la mesure où la culture du sorgho qui est une céréale largement consommée dans cette partie de l'Afrique est résiliente aux changements climatiques. Ainsi, le développement de la culture du sorgho pourra contribuer à lutter contre l'insécurité alimentaire en Afrique dans un contexte de crise climatique de plus en plus accentuée.

Mots-clés : production de sorgho ; chocs climatiques ; sécurité alimentaire ; modèle PVAR ; CEDEAO.

JEL codes : Q11, Q54, Q18, C33, N57.

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.7599014>

Published in: Volume 2 Issue 1



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

1. Introduction

Les différents rapports du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) ont montré la sensibilité de la production alimentaire aux changements climatiques¹. En effet, les effets des

¹ L'effet de serre fût annoncé pour la première fois par le scientifique Jacques Fournier en 1824, puis validé par le physicien canadien Gilbert Plass en 1940.

changements climatiques sont déjà perceptibles partout dans le monde, à travers son impact sur les quatre dimensions de la sécurité alimentaire à savoir: la disponibilité physique des aliments, leur accès économique et physique, leur utilisation et la stabilité de ces trois dimensions dans le temps (Meybeck, et al., 2017). De plus, l'agence de l'environnement et du développement durable du Mali (AEDD, 2011) estime que les changements climatiques constituent de nos jours un des défis majeurs pour le développement socio-économique de tous les pays en développement. En effet, les pays en développement sont particulièrement à risque, en raison de leur faible niveau de revenus, de la faiblesse du capital humain, ainsi que de leur vulnérabilité socio-économique.

Face aux bouleversements climatiques, le monde s'est engagé depuis plus de deux décennies dans une synergie d'action à travers « la Conférence des partis (COP)² » sur le climat afin de réduire l'émission de gaz à effet de serre (GES). Cependant, suite au conflit déclenché en 2022 par la Russie en Ukraine, les pays occidentaux qui militaient pour une réduction d'émission de GES dans le monde à travers les différentes COP, se sont vus contraints de retourner aux centrales à charbon pour remplacer en partie l'énergie qui était fournie par la Russie.

En Afrique en général et en Afrique de l'Ouest en particulier, l'agriculture représente la locomotive des économies tant en termes de création de richesse et de production alimentaire qu'en termes de création d'emplois. En effet, l'agriculture emploie 70% de la totalité de la main-d'œuvre, représente entre 15% et 20% du PIB, et produit 80% des céréales consommées (Nefzi, 2012). Cependant, cette agriculture est caractérisée par sa forte dépendance aux facteurs climatiques (pluviométrie, hydrologie, pauvreté et fragilité des sols) etc. Selon des études prospectives, les changements climatiques vont entraîner une baisse généralisée des rendements agricoles (Diarra, 2012). Les effets du changement climatique sont ressentis partout et dans différents domaines, mais sont plus accentués dans l'hémisphère Sud (singulièrement le Sahel) à cause de l'élévation de température. Les variations de température et de précipitation sont tous les deux des déterminants majeurs des tendances récentes observées sur la production agricole en Afrique subsaharienne, notamment dans la zone CEDEAO. En effet, à la fois l'augmentation des températures mais aussi et surtout la diminution des précipitations ont conduit à des déficits de production agricole depuis les années 1970. (Broussard, 2010) estime que l'instabilité est une caractéristique structurelle des marchés agricoles, et les fluctuations d'offre des matières premières agricoles sont d'origine fortuite, provoquées par des événements hors du contrôle des producteurs. Au regard de tout ce qui précède, il serait intéressant de quantifier les effets concrets des chocs climatiques sur la production agricole des pays de la CEDEAO.

² Les COP sont nées lors du sommet de la Terre de Rio en 1992, avec la participation de 178 pays. Lors de ce sommet, les chefs d'Etats ont mis en place une convention sur le climat qui appuie la nécessité de réduire les émissions de GES afin de minimiser l'impact humain sur le changement climatique.

Par conséquent, l'objectif de cet article est d'analyser les effets des chocs climatiques (en particulier ceux de la température et des précipitations) sur la production agricole en zone CEDEAO en se focalisant sur la production de sorgho. Le choix du sorgho se justifie d'une part, par le fait que les pays de la CEDEAO sont les principaux producteurs de cette céréale dans la région, avec comme premier producteur de sorgho le Nigéria. D'autre part, l'importance de la consommation du sorgho dans les habitudes alimentaires des populations humaines et animales des pays de la CEDEAO par rapport aux autres céréales, justifie également le choix porté sur cette céréale. *L'hypothèse principale retenue est que le réchauffement climatique (hausse de la température) agit négativement sur les précipitations qui à leur tour agissent négativement sur la production de sorgho.* En effet, l'on s'attend à ce que les mauvaises conditions climatiques synonymes de hausse de température et de la sécheresse réduisent le potentiel productif céréalier et par ricochet, provoquent l'insécurité alimentaire.

Plus précisément, nous utilisons une modélisation en panel VAR (PVAR) pour analyser les effets des changements climatiques, en particulier les chocs de température et de précipitation sur la production de sorgho dans 12 pays de la CEDEAO sur la période 1980-2019. Contrairement à l'opinion générale de la littérature, nos résultats montrent globalement que l'augmentation de la température agit positivement sur la production de sorgho. De plus, nos résultats montrent que la pluviométrie n'a pas d'effet significatif sur la production de sorgho en zone CEDEAO. Ces résultats constituent ainsi une aubaine pour les pays de la CEDEAO, dans la mesure où la culture du sorgho qui est une céréale très consommée dans cette partie de l'Afrique est résiliente aux changements climatiques. Ainsi, le développement de la culture du sorgho pourra contribuer à lutter contre l'insécurité alimentaire en Afrique dans un contexte de crise climatique de plus en plus accentuée.

Le reste de l'article se présente de la manière suivante. La deuxième section est consacrée à une revue de la littérature sur le lien entre changements climatiques, production agricole et insécurité alimentaire en Afrique. La troisième section présente des faits stylisés suivis d'une analyse descriptive de nos données. La quatrième section présente la méthodologie poursuivie dans le cadre de ce papier. La cinquième section est consacrée à la présentation de nos résultats, et enfin la sixième section discute nos résultats et formule des recommandations.

2. Revue de la littérature

Depuis plusieurs décennies, les chercheurs se sont intéressés aux rapports entre les changements climatiques et l'agriculture des pays à faible revenu. D'après les experts du GIEC, les changements climatiques affectent déjà les rendements agricoles dans de nombreux pays. Les pays en développement en particulier africains, sont les premiers concernés car souffrant d'incertitudes et de risques imputables à des phénomènes climatiques du fait que plus de 60% de la population vit de l'agriculture (Diarra,

2012). L'agriculture des pays de la CEDEAO à l'instar des pays africains est tributaire des conditions pluviométriques. Cela signifie qu'une abondance de pluie est toujours accompagnée d'une bonne récolte. Les mauvaises récoltes agricoles sont principalement dues à la sécheresse, puisqu'une bonne saison agricole dépend de l'abondance des pluies et de leur répartition dans le temps (Aker, 2010).

Au-delà de la considération théorique, pour mesurer l'impact des chocs climatiques sur l'agriculture, deux approches quantitatives ont été souvent employées dans la littérature. Il s'agit de l'approche par la fonction de production, qui a été développée par (Rosenzweig & Parry, 1994), et l'approche ricardienne, développée par (Mendelsohn & al., 1994). Ainsi, (Aker, 2010) a analysé les effets des changements climatiques sur la performance du marché céréalier au Niger, un pays affecté par les sécheresses, les mauvaises récoltes et les famines depuis les années 1930. Les variables utilisées sont les prix, la pluviométrie, la production agricole, et les coûts de transaction entre 1996 et 2006 ; à l'aide d'un modèle de double différence (DD) sur données de panel. Les résultats de l'analyse montrent que la sécheresse réduit la dispersion spatiale des prix, ce qui suggère que les marchés sont mieux intégrés durant les années de sécheresse.

(Amare, et al., 2018) ont examiné l'impact des chocs pluviométriques sur la productivité agricole des terres, sur la consommation et sur la distribution de la richesse en fonction des zones géographiques. Pour cette étude, un panel représentatif au niveau national des données du Nigeria a été constitué, puis fusionné avec des informations géo-référencées sur les précipitations. Le modèle de régression à variables instrumentales a utilisé le choc pluviométrique, la productivité agricole et la consommation des ménages comme principales variables d'intérêt. Les résultats montrent que les chocs pluviométriques ont un effet négatif sur la productivité agricole pour le Nord et le Sud du Nigeria, mais l'effet est plus accentué dans le Nord. Cependant, l'effet le plus important a été observé sur la productivité du mil et du maïs et le moins important sur la productivité du niébé et de l'igname. Les résultats révèlent que les baisses pluviométriques réduisent la croissance de la consommation agricole de 37%, et la productivité agricole de 42%, ce qui est raisonnable dans des pays comme le Nigeria, où la production est largement pluviale. Les résultats indiquent que la consommation des ménages est plus sensible aux chocs de précipitation, particulièrement les ménages ruraux, avec une réduction de la consommation des ménages de 60% en moyenne pour les ménages sans actifs, et 19% pour les ménages avec actifs suite à la baisse de pluie. Ces résultats peuvent suggérer que la relation entre la production et la consommation est plus faible chez les plus pauvres. De même, lorsque nous comparons l'impact de la productivité agricole pour les paysans pauvres et des ménages non pauvres, l'impact des chocs pluviométriques sur la consommation est environ une fois et demie plus élevée pour ce dernier. Les résultats indiquent que les ménages pauvres sont plus vulnérables aux chocs des précipitations que celui des plus riches.

(Maddison, et al., 2007) ont examiné l'effet du changement climatique sur l'agriculture africaine, à travers l'approche ricardienne auprès de 10 000 exploitants dans 11 pays d'Afrique en 2003. Les

informations sur les questionnaires portaient sur les variables socio-économiques des ménages, le nombre de travailleurs utilisé dans la production agricole ; toutes les informations en rapport avec les types d'intrants utilisés et la superficie cultivable. Deux sources de données ont été utilisées pour le climat, les données satellitaires proviennent des États-Unis Département de la défense et les données de National Oceanic and Atmospheric Association's Climate Prediction Center (ARTES). Les résultats montrent que la température et les précipitations ont un effet non linéaire sur la productivité agricole. Les températures plus élevées sont de plus en plus préjudiciables aux activités agricoles, alors que plus de précipitations est bénéfique.

De manière générale, la plupart des études empiriques citées ci-dessus ont montré que l'élévation de la température est préjudiciable à l'agriculture et que l'augmentation de la pluviométrie impacte positivement la production agricole. Aujourd'hui la relation entre changement climatique et agriculture est plus que d'actualité, avec les tensions géopolitiques sur la crise ukrainienne et la réouverture des centrales à charbon en Europe. Cette crise entre l'Est et l'Ouest va encore accentuer le niveau d'élévation de la température. Nous analysons la résistance de la culture du sorgho à l'élévation de la température à l'aide d'un panel VAR pour la circonstance. Cette méthode est adéquate dans l'analyse des chocs, car en plus de l'estimation du modèle, elle présente la causalité entre les variables, la réponse aux chocs impulsifs sur les variables et la décomposition de la variance des erreurs de prévision des variables. Après Love et Zicchino (2006), plusieurs auteurs ont utilisé le modèle panel VAR. (Traoré, 2018) l'a utilisé pour étudier le rapport entre les dépenses publiques et la croissance inclusive en Afrique subsaharienne. (Boubtane, et al., 2012) l'ont utilisé aussi, pour étudier le rapport entre l'immigration, la croissance et le chômage dans les pays de l'OCDE.

3. Faits stylisés et analyse descriptive des données

Nous analysons ici l'évolution de la production du sorgho et les statistiques descriptives des variables.

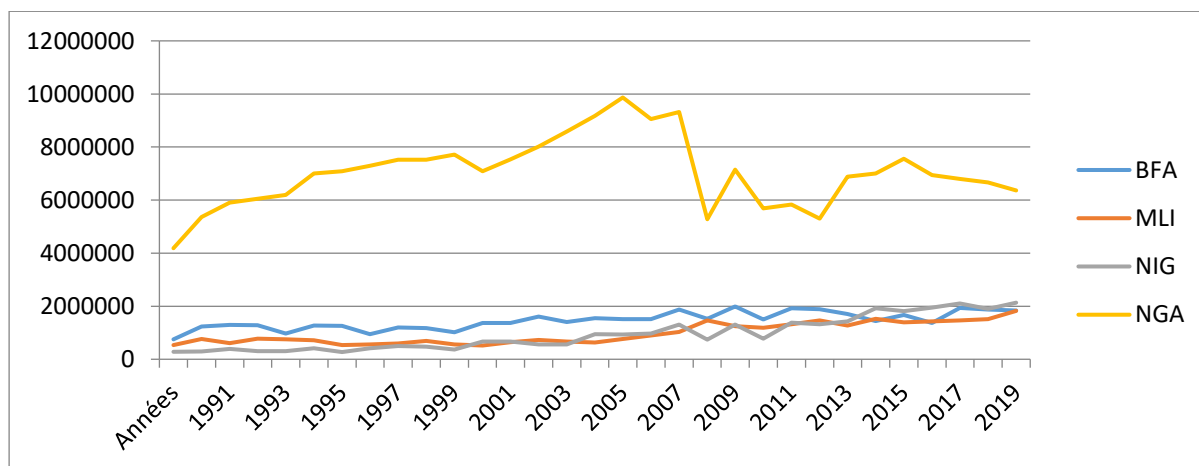
3.1 Evolution de la production du sorgho

Le développement du secteur agricole est tributaire de la croissance démographique rapide, de l'urbanisation, de la diversification rurale et d'une transformation structurelle. L'agriculture africaine, plus particulièrement celle de la CEDEAO, est dominée par l'agriculture familiale avec des exploitations reposant essentiellement sur la main-d'œuvre familiale (NEPAD, 2013). La hausse de la production agricole est globalement due à l'extension des superficies emblavées. Un développement inclusif sera nécessaire pour renforcer la productivité des petits exploitants (OCDE/FAO, 2016).

En Afrique de l'Ouest, les céréales sont les principaux produits de consommation alimentaire. La majorité des terres emblavées sont utilisées pour leur production. Les principales céréales consommées sont le maïs, le mil, le sorgho, et le riz. Elles restent la principale source d'énergie, avec environ la

moitié des calories consommées, principal ingrédient du régime alimentaire. La consommation alimentaire reste le principal moteur de la croissance de la demande pour l'ensemble des produits céréaliers. Au fil des années, la production céréalière en Afrique de l'Ouest a fortement évolué, surtout dans ces dernières décennies. Le sorgho constitue la céréale la plus commercialisée entre les pays de la CEDEAO. Le bassin de production du sorgho est constitué principalement du Nigeria, du Burkina-Faso, du Niger et du Mali.

Figure 1 : Evolution de la production de sorgho en zone CEDEAO (en tonnes)

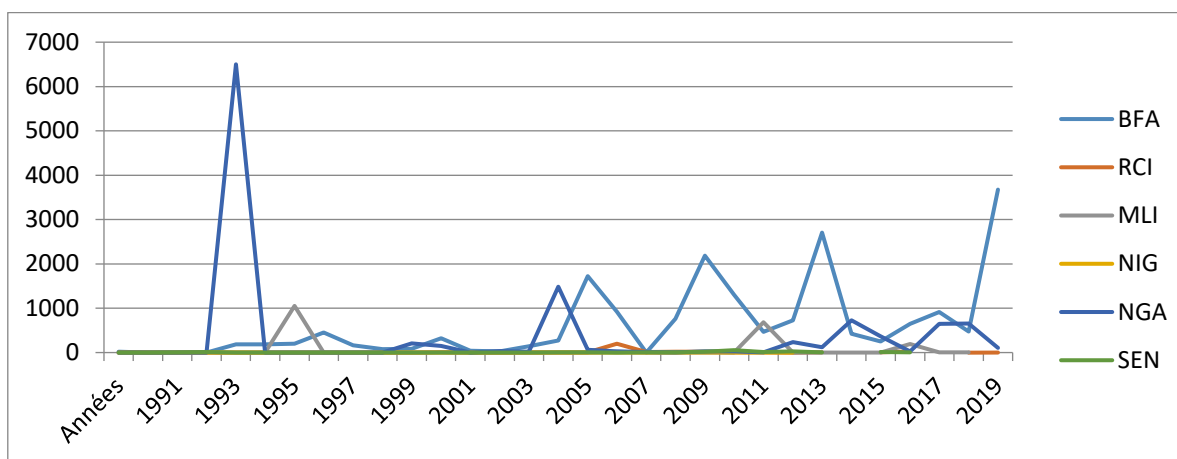


Source : Auteurs à l'aide des données de la FAO.

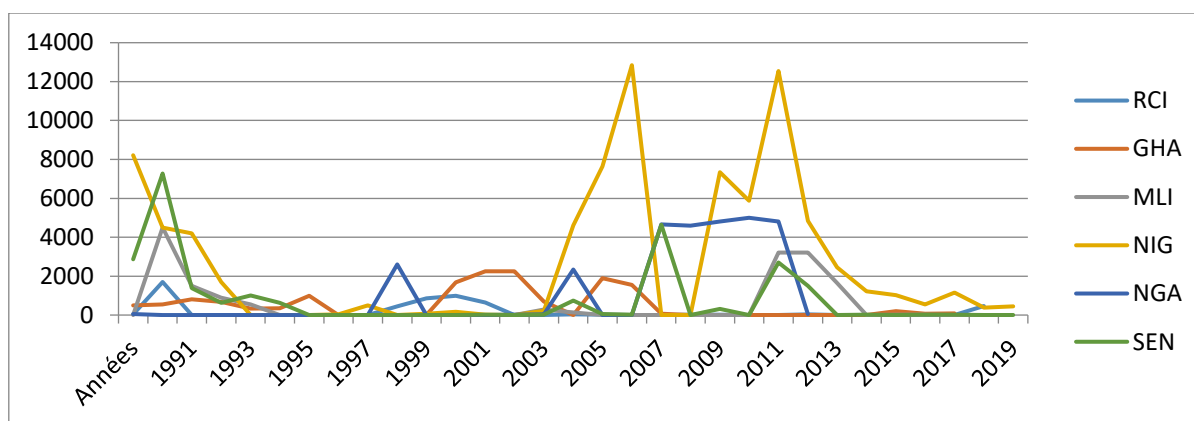
3.2. Evolution du commerce du sorgho

L'accroissement démographique et l'urbanisation offrent aujourd'hui davantage d'opportunités pour la commercialisation des produits agricoles que par le passé. Le marché régional agricole demeure animé par la complémentarité des espaces ruraux, le décalage entre l'offre et la demande au niveau sous régional, et l'évolution des politiques nationales et régionales (FAO et CSAO, 2007). L'absence des données officielles rend difficile toute analyse dans ce secteur. La plupart des échanges céréaliers entre les pays de la CEDEAO se fait de façon informelle. Ainsi, nous nous contentons des données de Faostat pour notre analyse.

L'analyse des figures 2 et 3 montrent l'évolution des exportations et des importations du sorgho des différents pays. Presque tous ces pays (Burkina Faso, Côte d'Ivoire, Mali, Niger, Nigeria et Sénégal) exportent et importent en même temps du sorgho. Cependant l'importation semble plus élevée que l'exportation.

Figure 2 : Exportation de sorgho en zone CEDEAO (en milliers \$)

Source : Auteurs à l'aide des données de FAOSTAT.

Figure 3 : Importation de sorgho en zone CEDEAO (en milliers \$)

Source: Auteurs à l'aide des données de FAOSTAT.

3.3. Sources de données

Les études ont été effectuées sur un panel composé de 12 pays de la CEDEAO, excepté le Cap vert, le Libéria et le Togo. Les données utilisées dans cet article sont annuelles et couvrent la période allant de 1980 à 2019. Elles proviennent pour la plupart des bases de données de la Banque mondiale (WDI) et de FAOSTAT. Il s'agit de la production du sorgho, de la précipitation et du niveau de la température.

4. Présentation de la méthodologie économétrique

À partir de (Sims, 1980), les modèles VAR ont été très répandus dans les études empiriques. Les modèles VAR simples ou standards sont des modèles à équations simples portant sur les analyses des interactions entre les variables. Toutes les variables sont traitées comme endogènes avec des hypothèses d'identification des équations à estimer qui n'ont aucun fondement théorique. Cependant, la non prise

en compte de l'hypothèse d'effets simultanés entre les variables fait passer le VAR pour un modèle athéorique, dépourvu de fondement économique susceptible de biaiser la politique économique. Ceci constitue la grande faiblesse des modèles VAR, laquelle faiblesse a suscité des critiques jusqu'à conduire au développement des modèles VAR dits « structurels », ou SVAR qui en constituent un remède pour autant qu'ils permettent de prédire les effets des changements que l'on identifie dans l'environnement socio-économique. Les VAR structurels présentent des effets ou des chocs non simultanés entre les variables. Les chocs ou innovations ne sont plus aléatoires, leur origine est connue et identifiée.

Le modèle VAR (vecteur autorégressif) en panel, introduit par (Holtz-Eakin, et al., 1988) dans une étude micro, qui est devenu très typique à l'analyse macroéconomique récente ((Canova, et al., 2013) ; (Beetsma, et al., 2011)), s'avère nécessaire pour cette recherche.

Nous considérons ainsi, un VAR de panel homogène à k variables d'ordre p avec des effets fixes spécifiques au panel représenté par le système d'équations linéaires suivant :

$$y_{it} = \sum_{j=1}^p A_j y_{i,t-1} + \sum_{i=1}^k B_i X_{it} + u_{i,t} + e_{i,t}$$

$$i \in (1, 2, \dots, N), t \in (1, 2, \dots, T_i)$$

où y_{it} est un vecteur ($1 \times k$) de variables dépendantes (la production du sorgho), X_{it} est un vecteur ($1 \times l$) de variables exogènes (la précipitation et la température), et $u_{i,t}$ et $e_{i,t}$ sont des vecteurs ($1 \times k$) d'effets fixes de panel spécifiques à la variable dépendante et d'erreurs idiosyncratiques, respectivement. Les matrices ($k \times k$) A_j et la matrice ($1 \times k$) B_i sont des paramètres à estimer. Les paramètres à estimer sont les matrices A_i et B sous les conditions suivantes des erreurs :

$$E[e_{i,t}] = \mathbf{0}$$

$$E[e'_{i,t} e_{i,t}] = \Sigma \text{ (Gamma, matrice de variance-covariance des erreurs)}$$

$$E[e'_{i,t} e_{i,s}] = \mathbf{0} \text{ pour } t > s.$$

Comme (Holtz-Eakin, et al., 1988), nous supposons que les unités transversales partagent le même processus sous-jacent de génération de données avec une forme réduite de paramètres A_j et B_i qui sont communs entre eux. L'hétérogénéité transversale systématique est modélisée sous forme d'effets fixes spécifiques en panel. Cette configuration contraste avec le VAR sur des séries chronologiques, dont les paramètres sont spécifiques à l'unité étudiée avec le panel VAR à coefficient aléatoire, où les paramètres sont estimés sous forme de distribution. Les paramètres ci-dessus peuvent être estimés conjointement avec les effets fixes ou alternativement par la méthode des moindres carrés ordinaires (OLS), mais avec les effets fixes supprimés après une certaine transformation sur les variables. Cependant, la présence des variables décalées dans la partie droite du système d'équations biaise les estimations, même avec un

grand N (Nickell, 1981). Bien que le biais se rapproche de zéro à mesure que T augmente, les simulations de (Judson, et al., 1999) trouvent un biais significatif même lorsque T = 30.

4.1. Tests de stationnarité et choix du retard optimal

Avant l'estimation du panel VAR, un certain nombre de précautions relatives aux données de panel et aux modèles VAR sont prises. A cet effet, le choix du modèle VAR en panel repose sur les hypothèses de stationnarité des variables qui entrent dans le modèle.

L'évolution des études sur les tests de racine unitaire, depuis les travaux fondateurs de Levin et Lin (1992) jusqu'aux travaux de Pesaran (2004), a donné naissance à deux générations de tests de stationnarité. Le choix de la nature des tests de stationnarité se fait en fonction de la significativité du test de Pesaran (2004). Lorsque la p-valeur est supérieure à 0.05, nous devons effectuer un test de 1^{ère} génération, mais dans le cas contraire, c'est un test de 2^{ème} génération qu'il faut effectuer.

Les tests de première génération, développés par Im, Pesaran et Shin (1997, 2002 et 2003), Maddala et Wu (1999), Choi (1999, 2001) et Levin Lu Chu (2002), reposent sur l'hypothèse d'indépendance inter-individuelle des résidus. Ces tests autorisent sous l'hypothèse alternative non seulement une hétérogénéité de la racine autorégressive, mais aussi une hétérogénéité quant à la présence même d'une racine unitaire dans le panel.

Les tests de racine unitaire de deuxième génération, développés par Bai et Ng (2001, 2004), Pesaran (2003), Moon et Perron (2004), etc., ont pris en compte les corrélations de la variable entre individus et d'éventuelles dépendances inter-individuelles.

Ces différents tests ci-dessus seront effectués sur toutes les variables entrant dans la composition du modèle, afin de s'assurer de la bonne spécification du modèle.

L'analyse du panel VAR repose sur le choix de l'ordre de décalage optimal à la fois dans la spécification du modèle lui-même et les conditions du moment. Andrews et Lu (2001) ont proposé des modèles MMSC pour le GMM basés sur la statistique J de Hansen (1982) des restrictions de sur-identification. Leurs MMSC proposés sont analogues à divers critères de sélection de modèles basés sur le maximum de vraisemblance couramment utilisés, à savoir : les critères d'information d'Akaike (AIC), les critères d'information bayésiens (BIC) et les critères d'information de Hannan-Quinn (HQIC).

Si nous appliquons le MMSC d'Andrews et Lu (2001) à l'estimateur GMM dans (2), leurs critères proposés sélectionnent la paire de vecteurs (p, q) qui minimise

$$MMSC_{BIC,n}(k, p, q) = J_n(k^2 p, k^2 q) - (|q| - |p|)k^2 \ln n$$

$$MMSC_{AIC,n}(k, p, q) = J_n(k^2 p, k^2 q) - 2k^2(|q| - |p|)$$

$$MMSC_{HQIC,n}(k, p, q) = J_n(k^2 p, k^2 q) - Rk^2(|q| - |p|)k^2 \ln \ln n \quad R > 2$$

où $J_n(k, p, q)$ est la statistique J de la restriction de sur-identification pour un panel VAR à k variables d'ordre p et des conditions de moment basées sur q retards des variables dépendantes avec une taille d'échantillon n .

Par construction, les MMSC ci-dessus ne sont disponibles que lorsque $q > p$. En tant que critère alternatif, le coefficient de détermination global (CD) peut être calculé même avec des modèles GMM juste identifiés. Supposons que nous désignons la matrice de covariance sans contraintes ($k \times k$) des variables dépendantes par Ψ . CD capture la proportion de variation expliquée par le modèle de panel VAR et peut être calculé comme

$$CD = 1 - \frac{\det(\Sigma)}{\det(\Psi)}$$

4.2. Estimation du panel VAR

Divers estimateurs basés sur GMM ont été proposés pour calculer des estimations cohérentes de l'équation ci-dessus, en particulier avec les paramètres T fixe et N grand. Selon l'hypothèse que les erreurs ne sont pas corrélées en série, le modèle en différence première (FD) peut être estimé de manière cohérente, équation par équation, en instrumentant les différences décalées avec les différences et les niveaux de Y_{it} des périodes antérieures, comme proposé par (Anderson, et al., 1982). Cet estimateur pose, cependant, quelques problèmes. La transformation FD amplifie l'écart dans les panels déséquilibrés. Par exemple, si certains Y_{it-1} ne sont pas disponibles, alors les FD aux instants t et $t - 1$ sont également manquantes. De plus, les périodes de temps nécessaires à l'observation de chaque panel augmentent avec l'ordre de décalage du panel VAR. À titre illustratif, pour un panel VAR de second ordre, les instruments en niveaux nécessitent que $T_{it} \geq 5$ réalisations soient observées pour chaque sujet.

Les paramètres ci-dessus peuvent être estimés conjointement avec les effets fixes ou alternativement, indépendamment des effets fixes après une certaine transformation, en utilisant les moindres carrés ordinaires équation par équation (OLS). Ceci conduit à des estimateurs biaisés comme l'a montré (Nickell, 1981). Avec l'apparition de la méthode d'estimation par GMM sous l'hypothèse que les erreurs ne sont pas auto-corrélées, Anderson et Hsiao (1982) ont proposé d'utiliser les variables retardées comme variables instrumentales pour les variables en niveau par une différenciation. Cependant, (Arellano, et al., 1995) proposent l'utilisation de la transformation des variables basée sur les déviations orthogonales, qui permet d'avoir des estimateurs plus convergents. Bien que l'estimation équation par équation permette d'obtenir des résultats consistants, le modèle en système d'équation permet d'obtenir des estimateurs plus efficaces (Holtz-Eakin, et al., 1988). Le modèle retenu dans notre analyse pour l'estimation des coefficients repose ainsi sur la transformation par déviation orthogonale de Arellano et Bover, en utilisant la méthode GMM estimée en système. Supposons que l'ensemble commun d'instruments $L \geq kp + 1$ soit donné par le vecteur en ligne Z_{it} , où $X_{it} \in Z_{it}$, et que les équations

soient indexées par un nombre en exposant. Considérons le modèle VAR de panel transformé suivant basé sur (1) mais représenté sous une forme plus compacte,

$$\begin{aligned} Y_{it}^* &= \widetilde{Y}_{it}^* A + e_{it}^* \\ Y_{it}^* &= [y_{it}^{1*} \ y_{it}^{2*} \ \dots \ y_{it}^{k-1*} \ y_{it}^{k*}] \\ \widetilde{Y}_{it}^* &= [Y_{it-1}^* \ Y_{it-2}^* \ \dots \ Y_{it-p+1}^* \ Y_{it-p}^* \ X_{it}^*] \\ e_{it}^* &= [e_{it}^{1*} \ e_{it}^{2*} \ \dots \ e_{it}^{k-1*} \ e_{it}^{k*}] \\ A' &= [A'_1 \ A'_2 \ \dots \ A'_{p-1} \ A'_p \ B'] \end{aligned}$$

Où l'astérisque indique une transformation de la variable d'origine. Si nous désignons la variable d'origine par m_{it} , alors la transformation FD implique que $m_{it}^* = m_{it} - m_{it-1}$, tandis que pour l'écart orthogonal vers l'avant, $m_{it}^* = (m_{it} - \overline{m_{it}}) \sqrt{T_{it}/(T_{it} + 1)}$, où T_{it} est le nombre d'observations futures disponibles pour le panel i à l'instant t et m_{it} est la moyenne de toutes les observations futures disponibles.

Supposons que nous empilions les observations sur des panels, puis dans le temps. L'estimateur GMM est donné par :

$$A = \left((\widetilde{Y}^{*'} Z \widehat{W} Z' \widetilde{Y}^*)^{-1} (\widetilde{Y}^{*'} Z \widehat{W} Z' Y^*) \right) \quad (2)$$

où \widehat{W} est une matrice de pondération ($L \times L$) supposée non singulière, symétrique et semi-définie positive. En supposant que $E(Z'e) = 0$ et $\text{rang } E(\widetilde{Y}_{it}^{*'} Z) = kp + 1$, l'estimateur GMM est cohérent. La matrice de pondération \widehat{W} peut être choisie pour maximiser l'efficacité (Hansen 1982).

4.3. Causalité de Granger

Granger (1969) a proposé le concept de causalité entre variables. Selon lui, la variable X_t est la cause de Y_t , si la prédictibilité de Y_t est améliorée lorsque l'information relative à X_t est incorporée dans l'analyse. Mais Sims (1980) présente une spécification de test légèrement différente, en considérant que si les valeurs futures de X_t permettent d'expliquer les valeurs présentes de Y_t , alors Y_t est la cause de X_t (Bourbonnais, 2015).

4.4. Fonction des réponses impulsionnelles

Nous supprimons les variables exogènes dans notre notation et nous concentrons sur la structure autorégressive du panel VAR en (1). (Lütkepohl, 2005) et (Hamilton, 1994), montrent tous deux, qu'un modèle VAR est stable si tous les modules de la matrice compagne \bar{A} sont strictement inférieurs à un, où la matrice compagne est formée par

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 & \dots & A_{p-1} & A_p \\ I_k & 0_k & \dots & 0_k & 0_k \\ 0_k & I_k & \dots & 0_k & 0_k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0_k & 0_k & \dots & I_k & 0_k \end{bmatrix}$$

La stabilité implique que le panel VAR est inversible, et a une représentation de moyenne mobile vectorielle d'ordre infini (VMA), fournissant une interprétation connue des fonctions impulsion-réponse estimées (IRF) et des décompositions de variance d'erreur de prévision (FEVD). L'IRF simple Φ_i peut être calculé en réécrivant le modèle comme un VMA infini, où Φ_i sont les paramètres de VMA

$$\Phi_i = \begin{cases} I_k & i = 0 \\ \sum_{j=1}^i \Phi_{t-j} A_j & i = 1, 2, \dots \end{cases}$$

Cependant, les IRF simples n'ont pas d'interprétation causale. Étant donné que les innovations e_{it} sont corrélées simultanément, un choc sur une variable est susceptible d'être accompagné de chocs sur d'autres variables. Supposons que nous ayons une matrice P , telle que $P'P = \Sigma$. Alors, P peut être utilisé pour orthogonaliser les innovations comme $e_{it}P^{-1}$ et pour transformer les paramètres VMA en réponses impulsionnelles orthogonalisées $P\Phi_i$. La matrice P impose effectivement des contraintes d'identification au système d'équations dynamiques. Sims (1980) a proposé la décomposition de Cholesky de Σ pour imposer une structure récursive à un VAR. La décomposition, cependant, n'est pas unique, mais dépend de l'ordre des variables dans Σ .

Les intervalles de confiance IRF peuvent être dérivés analytiquement sur la base de la distribution asymptotique des paramètres VAR du panel et de la matrice variance-covariance des erreurs d'équation croisée. Alternativement, l'intervalle de confiance peut également être estimé à l'aide des méthodes de simulation de Monte Carlo et celles de ré-échantillonnage bootstrap.

4.5. Fonction de décomposition des variances

L'erreur de prévision de h intervalle d'avance peut être exprimée comme :

$$Y_{it+h} - E(Y_{it+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} e_{i(t+h-i)} \Phi_i$$

où Y_{it+h} est le vecteur observé à l'instant $t+h$ et $E(Y_{it+h})$ est le vecteur prédit à h pas d'avance réalisé à l'instant t . Comme pour les IRF, nous orthogonalisons les chocs à l'aide de la matrice P pour isoler la contribution de chaque variable à la variance de l'erreur de prévision. Les chocs orthogonalisés $e_{it}P^{-1}$ ont une matrice de covariance I_k , qui permet une décomposition simple de la variance de l'erreur de prévision. Plus précisément, la contribution d'une variable m à la variance d'erreur de prévision à h intervalle d'avance de la variable n peut être calculée comme

$$\sum_{i=0}^{h-1} \theta_{mn}^2 = \sum_{i=0}^{h-1} (i'_n \mathbf{P} \Phi_i i_m)^2$$

où i_s est la sème colonne de I_k . Dans l'application, les contributions sont souvent normalisées par rapport à la variance d'erreur de prévision à h intervalle d'avance de la variable n ,

$$\sum_{i=0}^{h-1} \theta_n^2 = \sum_{i=0}^{h-1} i'_n \Phi_i \Sigma \Phi_i i_n$$

Semblables à ceux des IRF, les intervalles de confiance peuvent être dérivés analytiquement ou estimés à l'aide de diverses techniques de ré-échantillonnage.

5. Résultats empiriques

L'estimation de notre modèle se fait en plusieurs étapes suivant l'ordre chronologique ci-dessus :

5.1. Choix de l'ordre de retard optimal et estimation du modèle

Avant toute estimation du modèle, il faut au préalable, étudier le niveau de stationnarité des variables à l'aide du test de Pesaran. Les résultats de ce test sur données de panel consignés dans le tableau 1 ci-dessous, indiquent que la production du sorgho, la précipitation et la température sont stationnaires.

Tableau 1 : Tests de stationnarité

Variabes	Pesaran	Ordre d'intégration
Production du Sorgho	0.000	I(0)
Précipitation	0.000	I(0)
Température	0.000	I(0)

Source : Auteurs.

Sur la base des trois critères de sélection du modèle d'Andrews et Lu (2001) et du coefficient global de détermination, le panel VAR de premier ordre ou VAR (1) est le modèle préféré, car il a le plus petit MBIC, MAIC et MQIC. En se basant sur les critères de sélection, nous adaptons un modèle de panel VAR de premier ordre PVAR(1) (tableau 2 ci-dessous).

Tableau 2 : Choix du retard optimal

Lag	CD	J	J p-value	MBIC	MAIC	MQIC
1	.9999649	78.51878	6.32e-07	-84.43922	24.51878	-18.55463
2	.9999706	46.25411	.0002724	-62.38456	10.25411	-18.4615
3	.9999675	16.11438	.0645311	-38.20495	-1.885617	-16.24342
4	.999396

Source : Auteurs.

Les résultats de l'estimation du PVAR(1) consignés dans le tableau 3 ci-dessus, montrent que, la production du sorgho est expliquée statistiquement et positivement par la variable retardée de la température au seuil de 1%. Ainsi, une augmentation de 1% de la température entraîne une augmentation de 4,33% de la production du sorgho. La précipitation est expliquée statistiquement et positivement par la variable retardée de la température au seuil de 5%. Ainsi, une augmentation de la température de 1% entraîne une augmentation de la précipitation de 1,54%. Enfin la température est expliquée statistiquement et positivement par la production du sorgho au seuil de 1%. Il existerait donc une relation bidirectionnelle entre température et production de sorgho.

Tableau 3 : Estimation du PVAR

	Coef	Std, Err	Z	P>z	[95% Conf	Intervalle]
Production						
Production retardée	.7744692	.0560608	13.81	0.000	.664592	.8843465***
Précipitation retardée	-.2023988	.1368528	-1.48	0.139	-.4706253	.0658277
Température retardée	4.328546	1.080724	4.01	0.000	2.210366	6.446727***
Précipitation						
Production retardée	.0104509	.0445133	0.23	0.814	-.0767934	.0976953
Précipitation retardée	.2245526	.1249045	1.80	0.072	-.0202557	.4693609*
Température retardée	1.539715	.7583573	2.03	0.042	.053362	3.026068**
Température						
Production retardée	.0176421	.0040408	4.37	0.000	.0097222	.025562***
Précipitation retardée	-.0121323	.008384	-1.45	0.148	-.0285647	.0043001
Température retardée	.6738809	.0821807	8.20	0.000	.5128096	.8349522***

Source : Auteurs.

5.2. Causalité de Granger

Au regard des résultats du test de causalité de Granger (1969), la température cause à la fois la production du sorgho et la précipitation, respectivement au seuil de 1% et 5%. Par ailleurs, la production du sorgho cause la température au seuil de 1%. En conclusion, la température a un effet positif sur la production du sorgho en zone CEDEAO.

Tableau 4 : Causalité de Granger

	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
Production	Précipitation	2.187	1	0.139
	Température	16.042	1	0.000***
	Total	23.050	2	0.000
Précipitation	Production	0.055	1	0.814
	Température	4.122	1	0.042**
	Total	7.874	2	0.020
Température	Production	19.061	1	0.000***
	Précipitation	2.094	1	0.148
	Total	20.269	2	0.000

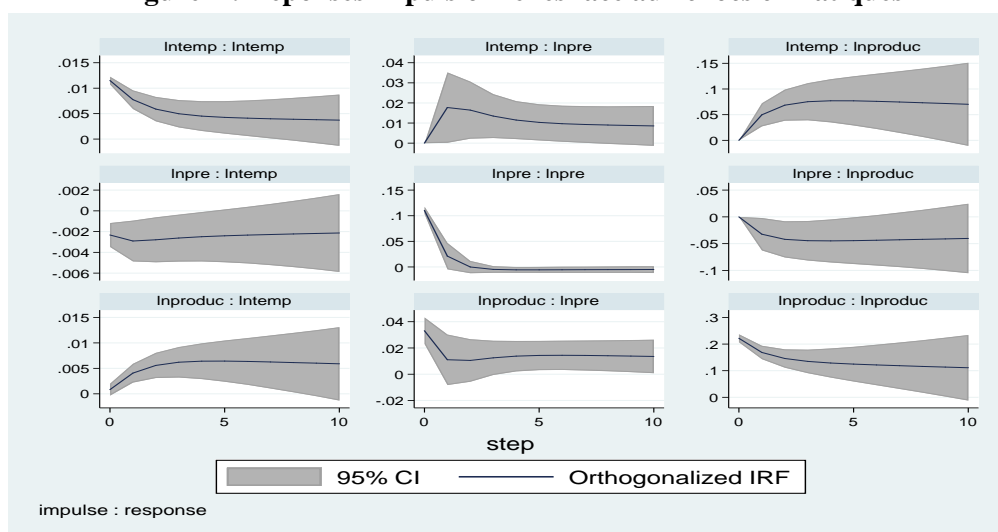
Source : Auteurs.

5.3. Fonctions des réponses impulsionnelles

Les zones entre les lignes supérieure et inférieure ont un intervalle de confiance de 95% pour les IRF au cours des 10 prochaines années. Notre modèle PVAR comprend trois variables, à savoir la production du sorgho, la précipitation et la température.

Les fonctions de réponse impulsionnelle ci-dessus (figure 4) montrent que la production du sorgho et la précipitation réagissent positivement aux chocs de température. Toutefois, la réaction de la production du sorgho est la plus forte.

Cependant, la température et la production du sorgho réagissent négativement au choc de précipitation. Certaines études ont montré que l'augmentation des températures réduit la longueur des cycles de culture et augmente le stress hydrique à travers une évaporation accrue. Celle-ci couplée à la diminution des précipitations sont à la base des déficits de production agricole depuis les années 1970 (Sultan, 2011).

Figure 4 : Réponses impulsionnelles face aux chocs climatiques

Source : Auteurs.

5.4. Décomposition de la variance des erreurs de prévisions

Les décompositions de variance affichent la proportion de mouvements dans les variables dépendantes qui sont dus à leurs propres chocs par rapport aux chocs des autres variables. Le tableau 5 présente l'analyse de décomposition de la variance dérivée des matrices orthogonalisées de coefficients de réponses impulsionnelles. Elle clarifie comment la précipitation et la température affectent la production du sorgho de l'échantillon utilisé dans cet article. L'évolution de la production du sorgho des pays de la CEDEAO dépend de sa propre évolution (à hauteur de 77%), de l'évolution de la température (à hauteur de 17%) et de l'évolution de la précipitation (à hauteur de 6%).

Tableau 5 : Décomposition des variances

Response variable and Forecast horizon	Impulse variable		
	Production	Précipitation	Température
Production			
0	0	0	0
1	1	0	0
2	.956479	.012939	.030582
3	.908237	.025811	.0659521
4	.8691062	.0355799	.0953139
5	.8393473	.0427275	.1179252
6	.8167909	.0480312	.1351779
7	.7994303	.0520677	.1485021
8	.785794	.05522	.158986
9	.7748623	.0577399	.1673978
10	.7659333	.0597952	.1742715
Précipitation			
0	0	0	0
1	.0828057	.9171942	0
2	.0862198	.8916165	.0221638
3	.091539	.8682964	.0401646
4	.099767	.8488528	.0513802
5	.1098892	.8312805	.0588302
6	.1206103	.8149953	.0643944
7	.1311528	.79989	.0689571
8	.1411702	.7859075	.0729223
9	.1505478	.7729723	.0764799
10	.1592757	.7609978	.0797264
Température			
0	0	0	0
1	.0048799	.0390195	.9561005
2	.0768871	.0619259	.861187
3	.1625911	.0727271	.7646818
4	.2364074	.0774885	.6861041
5	.2941248	.0796958	.6261794
6	.3383392	.0808392	.5808216
7	.3724638	.0815155	.5460208
8	.3992527	.0819666	.5187806
9	.42069	.0822964	.4970137
10	.4381626	.0825527	.4792847

Source : Auteurs

6. Synthèse des travaux, discussions et recommandations

L'objectif de cet article était d'analyser à l'aide d'une modélisation en panel VAR (PVAR) les effets des changements climatiques, en particulier les chocs de température et de précipitation sur la production de sorgho dans 12 pays de la CEDEAO sur la période 1980-2019.

De manière globale, les résultats de nos travaux montrent les effets positifs de l'augmentation de la température sur la production de sorgho des pays de la CEDEAO. Cela indique que la culture du sorgho est résiliente aux changements climatiques. Nos résultats sont contraires à ceux de l'opinion générale de la littérature, notamment ceux de (Aker, 2010), et (Maddison, et al., 2007), qui trouvent tous que l'augmentation de la température a un effet négatif sur la production agricole principalement les céréales. De plus, nos résultats montrent que la pluviométrie n'a pas d'effet significatif sur la production de sorgho en zone CEDEAO.

Ces résultats constituent ainsi une aubaine pour les pays de la CEDEAO, dans la mesure où la culture du sorgho qui est une céréale très consommée pour satisfaire les besoins alimentaires à la fois des populations humaines et animales, et qui constitue la céréale la plus commercialisée dans cette partie de l'Afrique est résiliente aux changements climatiques. Ainsi, le développement de la culture du sorgho pourra contribuer à lutter de manière pérenne contre l'insécurité alimentaire en Afrique dans un contexte de crise climatique de plus en plus accentuée.

Par ailleurs, les développements récents en termes d'accélération des tensions internationales autour de la guerre en Ukraine, qui a provoqué l'envolée des cours de l'énergie (gaz et pétrole) dans le monde suite aux sanctions occidentales prises contre la Russie, fragilisent le consensus sur la lutte contre le changement climatique. En cette période de tensions géopolitiques, il serait très difficile pour les pays africains de maîtriser l'évolution du climat. Ainsi, les pays africains notamment ceux de la CEDEAO devraient avoir comme focus principal l'adoption de stratégies résilientes pour assurer leur sécurité alimentaire, à travers des cultures céréalières résilientes, notamment celle du sorgho.

En termes de perspectives de recherche, il serait intéressant d'étendre l'analyse aux autres principales céréales largement consommées en Afrique notamment, le mil, le maïs, et le riz, et de comparer la résilience relative de ces principales céréales aux effets des changements climatiques pour une meilleure orientation des politiques agricoles en Afrique.

Bibliographie

- [1] Aker, J.-C. (2010, Janvier). Chocs pluviométriques, marchés et crises alimentaires : l'effet de la sécheresse sur les marchés céréaliers au Niger, *Revue d'économie du développement*. 18, 71-108.
- [2] Amare, M., Jensen, N. D., Shiferaw, B., & Cissé, J. D. (2018). Rainfall shocks and agricultural productivity: Implication for rural household consumption. 79-89.

- [3] Beetsma, R., & Giuliodori, M. (2011). The effects of government purchases shocks . *The Economic Journal* , 121 (550).
- [4] Boubtane, E., Coulibaly, D., & Rault, C. (2012, October). Immigration, Growth and Unemployment : Panel VAR Evidence from OECD Countries., (6966).
- [5] Bourbonnais, R. (2015). *Econométrie* (éd. 9^e édition).
- [6] Broussard, J.-M. (2010, novembre-décembre). Pourquoi l'instabilité est-elle une caractéristique structurelle des marchés agricoles ? *Economie rurale*, 69-82.
- [7] Canova, F., & Ciccarelli, M. (2013). Panel Vector Autoregressive Models : A Survey ? *Emerald Group Publishing Limited*.
- [8] Diarra, S. (2012, Décembre 04). *Chocs et Mobilisation des Recettes Publiques dans les Pays en Développement*, 218.
- [9] FAO et CSAO. (2007, Mars). Les ruralités en mouvement en Afrique de l'Ouest. 73.
- [10] Hamilton, J. &. (1994). Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive et changements de régime. *Journal d'économétrie* , 1-2(64), 307-333.
- [11] Holtz-Eakin, D., Newey, W., & Rosen, H. (1988). Estimation des autorégressions vectorielles avec des données de panel. *Journal de la société économétrique* , 1371-1395.
- [12] Judson, R., & Owen, A. (1999). Estimation des modèles de données de panel dynamiques : un guide pour les macroéconomistes. *I*(65), 9-15.
- [13] Lütkepohl, H. (2005). Nouvelle introduction à l'analyse de séries temporelles multiples . *Springer Science et médias d'affaires*.
- [13] Maddison, D., Manley, M., & Kurukulasuriya, P. (2007, August). The Impact of Climate Change on African Agriculture A Ricardian Approach. (T. W. Team, Éd.) *Policy ResearCh Working Paper*(4306), 25.
- [14] Meybeck, A., Laval, E., Lévesque, R., & Parent, G. (2017 , September). Sécurité alimentaire et nutrition à l'heure des changements climatiques. *In Communication présentée au Actes du Colloque international organisé par le gouvernement du Québec en collaboration avec la FAO, Québec*.
- [15] NEPAD. (2013). *les agricultures africaines : transformations et perspectives*.
- [16] Nickell, S. (1981). Biases in dynamic models with fixed effects. *Journal of the econometric society*, 1417-1426.
- [17] Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, 1(48).
- [18] Traoré, M. (2018, November). Government spending and inclusive growth in sub-Saharan Africa: A panel VAR analysis. *Études et Documents*, n° 15, , 50.