



ANNALES
DE
L'UNIVERSITE
MARIEN NGOUABI

Sciences Économiques et Gestion

VOL. 21, N° 2 – ANNEE: 2021

ISSN : 1815 – 4433 - www.annaesumng.org

Indexation : Google Scholar

ANNALES DE L'UNIVERSITE MARIEN NGOUABI SCIENCES ECONOMIQUES ET GESTION



VOLUME 21, NUMERO 2, ANNEE: 2021

www.annaesumng.org

SOMMAIRE

Directeur de publication

G. ONDZOTTO

Rédacteur en chef

J. GOMA-TCHIMBAKALA

Rédacteur en chef adjoint

Mathias M. A. NDINGA

Comité de Lecture :

AMOUSSOUGA GERO F. V.,
Cotonou (Bénin)
BEKOLO-EBE B., Douala
(Cameroun) BIAO A., Parakou
(Bénin)
BIGOU LARE, Lomé (Togo)
DIATA H., Brazzaville (Congo)
KASSE M., Dakar (Sénégal)
LENGA S. D., Brazzaville (Congo)
MAKOSSO B., Brazzaville
(Congo) MANTSIE R., Brazzaville
(Congo) N'GBO AKE G., Abidjan
(Côte d'Ivoire)
ONDO-OSSA A., Libreville
(Gabon) YAO NDRE, Abidjan
(Côte d'Ivoire)

Comité de Rédaction :

DZAKA KIKOUTA., Brazzaville
(Congo)
MAMPASSI J. A., Brazzaville
(Congo)

Webmaster

R. D. ANKY

Administration - Rédaction

Université Marien Ngouabi
Direction de la Recherche
Annales de l'Université Marien
Ngouabi
B.P. 69, Brazzaville – Congo
E-mail : annales@umng.cg

ISSN : 1815 - 4433

- 1 **Mode d'accès à la terre : quels sont les effets sur la productivité des agriculteurs congolais ?**
MBOULOU S. R.
- 15 **Caractéristiques et déterminants de la pauvreté en Afrique : un état des lieux**
BOUTALEB K, BOUTALEB O
- 32 **Changement climatique et production agricole au Congo**
MOULOU A., OFFELE OKOPOUE J.
- 48 **Perceptions et adaptations au changement climatique dans le sud du Mali**
SOUMAORO T, KONTE M. A., DAGNOKO S
- 66 **Facteurs explicatifs de l'orientation géographique des importations du Congo en Asie et dans l'Union européenne (UE28)**
KOUTIMA BANZOUZI J. M.
- 87 **Ouverture commerciale et croissance économique au Togo**
KPEMOUA P.
- 106 **Incidence de la qualité de la gouvernance sur la dette publique extérieure au Congo**
OKANI ONUO D. P.
- 120 **Effet économique de la pandémie covid-19 sur l'espérance de vie dans les pays de la communauté économique des états de l'Afrique de l'Ouest (CEDEAO)**
KOUDJOM E., ADONKOR K., TSAMBOU A. D.
- 132 **Impacts du changement climatique sur la production du maïs au Mali**
KONTE M. A., SOUMAORO



IMPACTS DU CHANGEMENT CLIMATIQUE SUR LA PRODUCTION DU MAÏS AU MALI

KONTE M. A., SOUMAORO T.

*UFR des Sciences économiques et de gestion,
Université Gaston Berger (UGB) de Saint-Louis du Sénégal
République du Sénégal
Email : emmakoudjom@gmail.com*

RESUME

La présente étude a analysé les impacts du changement climatique sur la production du maïs au Mali. Elle a choisi l'approche ricardienne pour évaluer l'impact du changement climatique sur l'agriculture malienne. En utilisant les données de panel sur une période de 20 ans (1990-2019) et sur cinq régions administratives du Mali. Il ressort de nos résultats, que la température et les précipitations ont des effets directs, indirects et totaux sur le rendement du maïs. En outre, les résultats de l'étude suggèrent que les événements climatiques extrêmes pourraient également avoir un impact sur la productivité agricole au Mali. Enfin, la population active agricole (PAA) et le nombre de charrue à traction animale (Plow) ont toutes les deux des impacts directs, indirects et totaux significatifs et positifs sur la productivité agricole. Fort de ces constats, les décideurs doivent promouvoir l'utilisation des techniques agricoles résilientes et devraient former et sensibiliser les agriculteurs aux dangers du changement climatique.

Mots-clés : *agriculture, changement climatique, maïs, Mali, panel spatial, rendement.*

ABSTRACT

This study employed the Ricardian approach to assess the impact of climate change on Malian agriculture. Using panel data over a 20-year period (1990-2019) and five administrative regions of Mali. Our results show that temperature and rainfall have direct, indirect and total effects on maize yield. In addition, the results of the study suggest that extreme weather events could also have an impact on agricultural productivity in Mali. Finally, the active agricultural population (PAA) and the number of animal-drawn ploughs (Plow) both have significant direct, indirect and total positive impacts on agricultural productivity. Based on these findings, policy makers need to promote the use of resilient farming techniques and should train and sensitise farmers to the dangers of climate change.

Keywords: *agriculture, climate change, maize, Mali, spatial panel, yield.*

INTRODUCTION

La hausse du niveau de la température moyenne globale de la terre résultant de la concentration de gaz à effet de serre a suscité un regain d'intérêt au sein de la communauté internationale. Les études sont souvent effectuées à large échelle. Et, selon le Groupe d'Expert Intergouvernemental sur l'Évolution du climat, la température moyenne globale à la surface de la terre a augmenté d'environ 0,8°C entre 1880 et 2012 (IPCC, 2013). Ce réchauffement climatique dépasserait les 2°C en moyenne à la fin du 21^{ème} siècle par rapport à la période de référence 1850-1900. Des augmentations plus probables sont encore attendues dans de nombreuses régions du monde selon les modèles de simulations du GIEC. Par contre, l'évaluation de la tendance pour les précipitations s'avère plus complexe en raison des variations considérables entre les pays et au sein de ceux-ci. En effet, globalement les précipitations ont tendance à baisser du moins depuis les années 1950. Notamment, l'Afrique de l'Ouest et les zones de forêt tropicale humide ont connu une plus forte variabilité de la pluviométrie et ainsi que la recrudescence des sécheresses plus intenses et généralisées (IPCC, 2013).

De récentes études en Afrique de l'Ouest, à l'instar Roudier (2012), utilisent l'approche M,S,C, avec le modèle Sarra-H pour évaluer l'impact du changement climatique sur trois variétés contrastées de mil et trois de sorgho en Afrique de l'Ouest. L'auteur trouve une « évolution négative du rendement moyen principalement due à l'augmentation des températures que la pluie peut seulement atténuer ou aggraver ». Il constate également que cet impact est « plus négatif pour les variétés à cycle court et constant que pour les variétés sensibles à la photopériode ». NELSON et al, (2009), dans leurs études d'impact du changement climatique sur l'agriculture et les coûts d'adaptation. Les résultats de leurs études montrent que l'agriculture et le bien-être humain seront affectés négativement par le changement climatique. De plus, les rendements des cultures diminueront, la

production sera affectée, les prix des récoltes et de la viande augmenteront et la consommation de céréales baissera, entraînant une réduction de l'apport calorique et une augmentation de la malnutrition infantile.

Depuis plusieurs décennies, le Mali comme les autres pays de la région Ouest-africaine connaissent des changements de régime pluviométrique. La grande sécheresse des années 1972 et 1973 ont été marquée comme la première grande manifestation du climat dans le Sahel. Ces perturbations climatiques ont grandement affecté les économies, ainsi que les écosystèmes (CILSS, 2006). D'après Wilkinson et al (2015), le cas de la sécheresse au Mali permet de mettre en évidence le lien complexe et dynamique existant entre les extrêmes climatiques, la pauvreté et le développement. Ceci étant, le pays fait face à des sécheresses récurrentes qui peuvent enraciner davantage la pauvreté et ébranler la résilience. Pendant ce temps, l'agriculture continue de jouer un rôle majeur dans le développement socio-économique du Mali, puisqu'elle occupe près de 80 % de la population et intervient pour plus de 40 % dans le PIB et 3/4 des exportations (MEADD, 2018), et se caractérise par une faible productivité et un manque de technologies agricoles modernes (Chauvin et al, 2012). En dépit d'être un secteur important de l'économie nationale, l'agriculture du Mali étant essentiellement pluviale, elle est alors fortement dépendante du climat et donc vulnérable au changement climatique.

En réponse à ce changement climatique et à la variabilité du climat, deux approches à considération économiques ont été souvent employées dans la littérature afin d'évaluer les impacts du changement climatique sur l'agriculture : l'approche par la fonction de production ou agronomique et l'approche Ricardienne.

La première est une approche expérimentale qui cherche à mesurer les impacts directs d'un changement climatique sur différentes cultures. Cette approche tente de mesurer directement le mécanisme de

réponse des cultures face aux aléas climatiques tout en simulant les rendements des cultures à partir des modèles agronomiques. Les auteurs qui ont adopté cette approche sont entre autres celles d'Adams et al, (1990), Kane et al, (1991), Kaiser et al, (1993), Reilly et al, (1994), Rosenzweig et Iglesias (1994) et Rosenzweig et Parry (1994), Bassu et al, (2014). Au Mali, Chaisemartin et al, (2010) utilisent des simulations de scénarios pour estimer les pertes économiques que le Mali connaîtra en 2030. Ils estiment que le changement climatique pourrait entraîner des pertes d'environ 300 millions de Dollars par an (environ 15 % de la valeur de l'agriculture et de l'élevage) selon le scénario pessimiste. Ces pertes seraient de 120 millions de Dollars par an (6 % de la valeur de l'agriculture et de l'élevage) suivant le scénario optimiste. Ces résultats sont plus alarmistes que ceux trouvés auparavant par Butt et al, (2005) qui prévoient que le Mali subira des pertes économiques de l'ordre de 96 et 116 millions de dollars. Ils parviennent à ce résultat en utilisant les projections de changement climatique induit par l'émission des gaz à effet de serre à l'horizon 2030 et réalisées grâce aux modèles climatiques HADCM et CGCM, Sissoko et al, 2018 adopte l'approche par la fonction de production pour évaluer et comparer la résistance du millet, du sorgho et du maïs face à la variabilité climatique dans les régions de Sikasso et de Ségou. Ces auteurs trouvent que le niveau de résistance des céréales à la variabilité du climat diffère d'une région à l'autre due au zonage bioclimatique du site d'étude. Par exemple, les céréales sont plus liées au climat dans la région de Sikasso que dans la région de Ségou. Néanmoins, ces modèles ne tiennent pas en compte de la possibilité pour les agriculteurs de s'adapter à une nouvelle condition climatique (Mendelsohn, 1994).

La seconde, l'approche Ricardienne est une alternative aux estimations des fonctions de production (Mendelsohn et al, 1994), Elle tire son nom de la théorie de l'économiste classique Ricardo (1817) selon laquelle, dans un marché de concurrence pure et parfaite, la rente foncière est égale au profit.

Dans l'article fondateur, Mendelsohn et al, (1994) ont développé une nouvelle méthode d'estimation des impacts du changement climatique afin d'évaluer l'efficacité de l'approche traditionnelle de la fonction de production. Suite à leurs travaux, les auteurs ont suggéré que la limitation de l'approche de la fonction de production, qui ne tient pas compte de nombreux substitutions et ajustements que font les agriculteurs, pourrait conduire à un biais d'estimation qui se traduirait par une surestimation des impacts du changement climatique. L'hypothèse fondamentale de l'approche ricardienne est que la valeur des terres et les pratiques agricoles sont corrélées à une variable environnementale, le climat (Kunwar, 2017). Ensuite, le modèle ricardien suppose que les agriculteurs sont rationnels c'est-à-dire qu'ils sont des maximisateurs d'utilité rationnels et s'appuie sur l'existence d'un marché agricole en concurrence pure et parfaite. Avec ces hypothèses, le cadre ricardien affirme que si l'utilisation optimale des terres agricoles est la production agricole alors la rente foncière est égale au profit (Mendelsohn, 1994). Ainsi, la valeur des terres agricoles est la valeur actualisée des profits actuels et futurs, Plusieurs études en Afrique de l'Ouest ont suivi cette approche dans le passé pour évaluer la sensibilité de l'agriculture au climat (Ouédraogo, 2012 ; Wood et Mendelsohn, 201 ; Nyuor et al, 2016 ; Fabrice, 2018). Cependant, cette méthode présente quelques limites en raison des hypothèses fortes qu'elle pose (Cline, 1996 ; Darwin, 1999, Polsky, 2004 ; Deschenes et Greenstone, 2007). L'irrigation est une variable essentielle et son omission rendrait le modèle incompatible avec le principe ricardien (Darwin, 1999). Cline (1996), a soutenu que l'hypothèse de prix relatifs fixes dans l'approche ricardienne en fait une analyse d'équilibre partiel. En outre, l'hypothèse d'une offre d'irrigation infiniment élastique aux prix actuels est trompeuse (Cline, 1996). Polsky (2004) a soutenu que les modèles ricardiens étant fortement alignés sur l'hypothèse d'adaptations parfaites, les impacts négatifs sont biaisés pour être faibles. Deschenes et Greenstone (2007) ont émis des doutes sur la

validité des approches transversales de l'étude ricardienne et ont proposé l'utilisation d'une modélisation à effet fixe pour obtenir des résultats plus stables de la fonction ricardienne.

Afin de tenir compte l'influence du climat sur les unités d'analyse (Région, Gouvernorat, Département, District, etc.) dans l'espace. Polsky (2004) a employé une analyse ricardienne modifiée à l'échelle régionale pour se rendre compte les effets de variations spatiales et temporelles du climat. L'auteur a estimé que le fait d'ignorer les relations spatiales (communication inter-agriculteurs à travers les frontières des comtés) pour comprendre la relation climat-utilisation des terres ne pouvait pas rendre compte des effets climatiques dans différents endroits ou dans le temps. Après Polsky, peu d'autres études ont exploré l'approche ricardienne en incorporant explicitement la corrélation spatiale.

Lippert et al (2009) ont utilisé la technique de l'analyse spatiale exploratoire dans leur analyse de l'approche ricardienne dans l'agriculture allemande en utilisant à la fois un modèle de décalage spatial et un modèle de dépendance des erreurs spatiales. Dans une étude similaire, Kumar (2011) a étudié l'impact du changement climatique sur l'agriculture indienne en tenant compte la proximité géographique qui pourrait influencer la sensibilité de l'agriculture au climat. L'auteur soutient que le fait d'ignorer la présence d'autocorrélation spatiale pourrait entraîner des estimations plus importantes des impacts climatiques dans les études ricardiennes. Leurs résultats montrent qu'il existe une autocorrélation spatiale positive et significative à la fois dans la spécification du modèle de décalage spatial et du modèle d'erreur spatial. D'autres chercheurs qui ont explicitement traité le problème spatial dans l'étude ricardienne sont Scenker et al (2005) ; Chatzopoulos et Lippert (2016) ; Kunwar et Bohara (2017).

Une autre limite des nombreuses études ricardiennes qui estiment les relations entre le changement climatique et la valeur de la terre a été l'utilisation de données

transversales pour l'analyse. Etant donné que les coefficients climatiques changent avec le temps, l'analyse des changements à long terme des exploitations agricoles à l'aide de données transversales peut ne pas donner des estimations fiables (Deschenes et Greenstone (2007). Selon Massetti et Mendelsohn, (2011), une approche fondée sur des données de panel peut être de loin supérieure pour estimation de tout modèle hédonique, y compris l'analyse ricardienne. De même, une approche basée sur des données de panel élimine également les effets d'année et peut produire des estimations fiables des coefficients climatiques (DeSalvo et al, 2014). Plusieurs auteurs (Massetti et Mendelsohn, 2011 ; Deschenes et Greenstone, 2011 ; Massetti et al, 2013 ; Fabrice, 2018), etc, ont employé des méthodes de données de panel pour étudier l'analyse ricardienne.

Enfin, une autre limite évoquée dans de nombreuses études ricardiennes provient de l'utilisation des seules moyennes historiques de température et de précipitations pour évaluer l'impact du changement climatique sur l'agriculture. Cependant, la littérature sur la physiologie des plantes soutient que ce ne sont pas seulement les modèles météorologiques moyens, mais aussi les événements météorologiques extrêmes qui pourraient avoir un effet dévastateur sur les rendements des cultures et l'agriculture en général (Rosenzweig et al, 2001 ; Anyamba et al, 2014). Dans la présente étude, nous cherchons à combler les lacunes de la recherche qui ont été identifiées dans les analyses ricardiennes, en particulier, les limites susmentionnées. Tout d'abord, compte tenu des limites des approches de données transversales dans d'autres études ricardienne, ce document utilise une approche de données de panel pour améliorer la fiabilité des estimations. Deuxièmement, notre analyse inclut des variables climatiques supplémentaires autres que la moyenne saisonnière de température et des précipitations qui pourraient éventuellement capturer les extrêmes climatiques (sécheresse et inondation). Enfin, nous abordons l'importance de la prise en compte des

caractéristiques spatiales et notre stratégie d'estimation intègre ainsi les méthodes spatiales dans l'approche ricardienne. De nombreuses études ricardiennes ignorent le problème de la corrélation spatiale, mais lorsque les observations sont corrélées dans l'espace, une approche standard telle que la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO) peut conduire à des estimations de paramètres biaisées et inefficaces (Lesage et Pace, 2009). La principale contribution de cet article, qui le distingue des applications ricardiennes précédentes, est que nous incluons des variables climatiques extrêmes (sécheresse et inondation), tout en tenant compte explicitement de la corrélation spatiale dans un cadre de données de panel pour étudier les impacts du changement climatique sur la productivité agricole au Mali.

1. Matériels et Méthodes

2.1. Zone d'étude

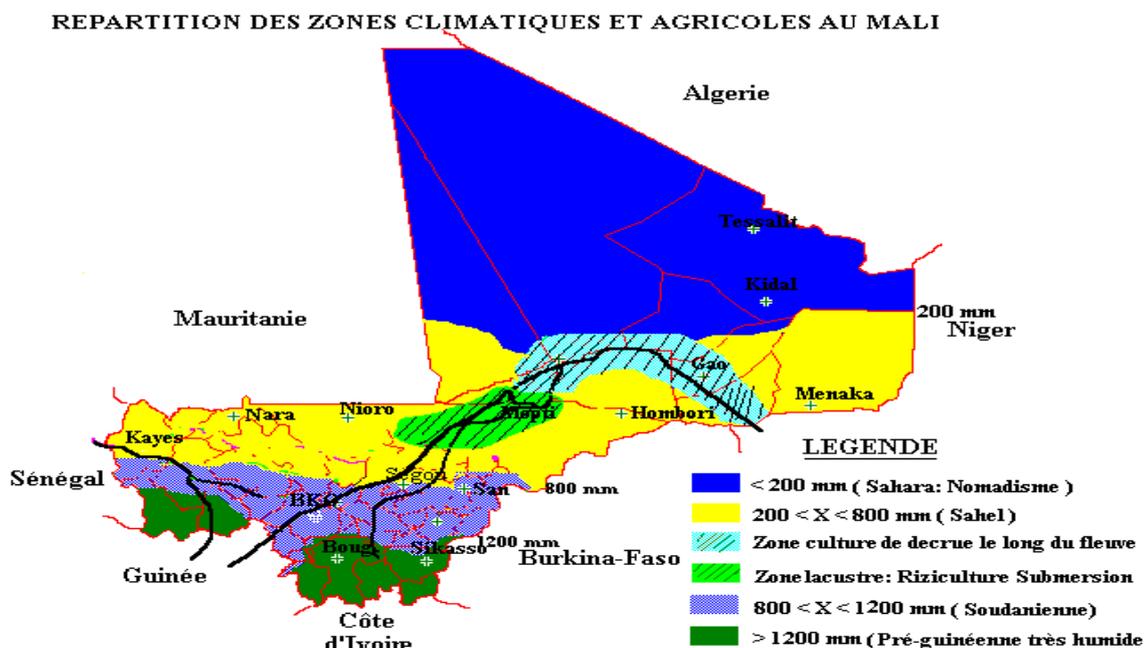
Situé entre le 10 à 25° de latitude nord, le Mali a un climat tropical sec avec 65 % de son territoire dans des conditions semi-désertiques et désertiques. Le territoire national est présentement divisé en 10 Régions administratives, elles-mêmes subdivisées en cercles et communes. La population, estimée à environ 20 millions d'habitants en 2020, avec un taux de croissance de 3,65 % par an, se répartit de manière inégale sur le territoire avec une forte concentration démographique dans la partie sud du pays.

Le climat du pays se caractérise par l'alternance de deux saisons :

- Une saison sèche dont la durée varie de sept (7) mois au Nord (novembre à mai) à six (6) mois au Sud (novembre à avril), caractérisée par des vents chauds et secs soufflant du Nord-Est au Sud-Ouest dont la durée varie de 6 à 9 mois ;
- Et une saison humide ou hivernage, mai à octobre au Sud, de juin à octobre au Nord avec des intersaisons plus ou moins marquées correspondant à des mois «ni pluvieux, ni secs », dominée par des vents humides venant du Golfe de Guinée (la mousson), soufflant du Sud-Ouest au Nord-Est provoquant des pluies pendant 3 à 4 mois selon les zones (Direction Nationale de la Météorologie, 2016).

De plus, on distingue quatre zones climatiques (figure 1):

- saharien au nord (pluviométrie annuelle < 200 mm);
- sahélien au centre (pluviométrie annuelle comprise entre 200 mm et 600 mm);
- soudanien (pluviométrie annuelle comprise entre 600 mm et 1000 mm) et
- soudano-guinéen au sud (pluviométrie > 1000 mm).



Le Mali par sa position géographique le place dans une zone soudano-sahélienne particulièrement exposée aux changements du climat, ce dernier rendant l'agriculture, activité principale du pays, précaire. La modification des conditions climatiques, en particulier depuis l'apparition des périodes de sécheresse en 1970 et 1980, on observe l'instauration d'un climat plus aride sur l'ensemble du territoire, une tendance à la diminution globale des pluies utiles de 20 % et un déplacement des isohyètes de 200 km vers le Sud, ce qui a fortement affaibli le secteur agricole, majoritairement vivrier et pluvial (DNM, 2018).

Pour quantifier ces impacts futurs dus aux changements climatiques, des scénarios de projection ont été élaborés. Ainsi, les modélisations du GIEC et les différents scénarii développés dans la troisième communication sur les changements climatiques au Mali. Le scénario climatique le plus plausible prévoit en moyenne pour l'horizon 2100 une augmentation des températures de 3°C et une diminution de la pluviométrie de 22 % par rapport à la normale sur l'ensemble du territoire et une augmentation des événements climatiques extrêmes (MEADD, 2018).

2.2.Méthode

2.2.1. Collecte et analyse des données

Les données sur la superficie récoltée (en Hectare, Ha) et les rendements des cultures (en Kg/Ha) proviennent de l'Enquête Agricole Conjoncturelle (EAC) et sont disponibles auprès de la Cellule de Planification et de la Statistique du Secteur Développement Rural (CPS/SDR) du Ministère de l'Agriculture. Les données sont annuelles et couvrent la période de 1990 à 2019. L'EAC est une enquête par sondage. Elle se distingue d'un recensement en ce sens que toutes les exploitations ne sont pas enquêtées. Elle s'effectue auprès d'un nombre restreint d'unités d'observations (exploitations agricoles en milieu rural, ménage en milieu urbain) sélectionnées parmi l'ensemble plus vaste. Les données sur l'échantillon sont à multiplier par des coefficients d'extrapolation afin d'obtenir des données valables pour l'ensemble des régions du Mali. Les cultures concernées par l'enquête sont essentiellement les céréales (mil, sorgho, riz, maïs, fonio, blé, etc.), le niébé, le voandzou, le sésame, l'arachide, etc. C'est ainsi que nous avons sélectionné la

céréale maïs¹. Au Mali, cette céréale a un rendement potentiel plus élevé que les autres céréales (mil et sorgho), excepté la culture du riz.

En ce qui concerne les données sur les nombres de tractions animales et les tracteurs, elles proviennent de la Direction Nationale de Génie Rural.

Les données sur le climat sont issues de la base de données du Service National de la Météorologie du Mali (Mali Météo). Ces données incluent les températures moyennes mensuelles et les précipitations moyennes mensuelles de la période allant de 1990 à 2019.

2.2.2. Méthode de collecte

La collecte de données de l'AEC consiste en général à : dénombrer les exploitations des Sections d'Énumération (SE) échantillons et tirer les 10 exploitations échantillons ; dénombrer et mesurer toutes les parcelles des exploitations échantillons et tirer des parcelles échantillons (1/3) par type de culture pure ou association de cultures ; placer des carrés de rendement ; administrer tous les questionnaires ; récolter les carrés et peser les produits issus des carrés.

2.3. Cadre conceptuel

L'approche ricardienne est une alternative pour combler les lacunes de l'approche fonction de production. Dans cette approche, la valeur des terres ou le revenu agricole est régressé sur un ensemble de variables agro-climatiques et socio-économiques pour évaluer l'impact du changement climatique sur l'agriculture.

Le principe de cette approche se traduit par l'équation suivante (Mendelsohn et al, 1994) :

$$V = \int P_{LE} e^{-\delta t} dt = \int [\sum_i P_i Q_i (X_i, F, Z, G_i) - \sum_i R_x X_i] e^{-\delta t} dt \quad (1)$$

Où :

P_{LE} est le revenu net par hectare

P_i est le prix de marché de la culture i

Q_i : Quantité produite de la culture i

X_i : est un vecteur de facteurs production (autre que la terre)

Z : est un vecteur de caractéristiques du sol

F : est le vecteur de variables climatiques

G : est ensemble de prix de facteurs et

$t = \text{temps}$

En théorie, le modèle Ricardien suppose que chaque agriculteur souhaite maximiser son revenu en se basant sur les conditions disponibles du changement d'intrants, et qu'ils sélectionneront les cultures, le type de production où les intrants nécessaires pour maximiser le revenu net, qui sera fonction des variables exogènes.

En effet, si l'agriculteur choisit la culture qui procure le revenu net le plus élevé et choisit chaque intrant endogène afin de maximiser le revenu net, le revenu net résultant sera uniquement fonction des variables exogènes :

$$V^* = f(P_i, F, Z, G_i)$$

La forme standard du modèle Ricardien repose sur une formulation quadratique du climat, par conséquent, la valeur nette de la terre peut être exprimée comme suit (Mendelsohn et Dinar, 2003):

$$V = \beta_0 + \beta_1 F + \beta_2 F^2 + \beta_3 Z + \beta_4 G + \mu \quad (2)$$

Où μ : est le terme d'erreur, F et F^2 capture les termes linéaires et quadratiques pour les températures et les précipitations.

¹ Le mil et sorgho constituent les plus importantes céréales au Mali par leurs superficies qui représentaient 67 % des superficies totales cultivées en céréales au cours de la campagne 2015-2016 (CPS/SDR, 2017). En termes de production, les deux cultures viennent après le riz et le maïs, Sur une production totale de céréales estimée à 8 054 896

tonnes en campagne 2015-2016 (CPS/SDR, 2017), les productions ont été de 1 864 301 tonnes (23 %) pour le mil, 1 527 456 tonnes (19 %) pour le sorgho, 2 331 053 tonnes pour le riz (29 %) et 2 276 036 tonnes pour le maïs (29 %).

L'introduction des termes quadratiques pour les variables climatiques permet d'analyser le non linéarité de la relation entre le revenu net agricole et le climat. Lorsque le terme quadratique est positif, la fonction du revenu net est en forme de U et lorsque le terme quadratique est négatif la fonction est en forme de colline (Kurukulasuriya et al, 2008).

De l'équation (2), nous pouvons dériver l'impact marginal des variables climatiques sur le revenu net agricole comme suit :

$$E[dV/df_i] = E[\beta_{1,i} + 2 * \beta_{2,i} * f_i] \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \ln Rdt_{it} = & \beta_0 + \beta_1 \ln temp_{it\ sh} + \beta_2 [\ln (temp_{it\ sh})]^2 + \beta_3 \ln prec_{it\ sh} + \beta_4 [\ln (prec_{it\ sh})]^2 + \\ & \beta_5 \ln temp * prec_{it} + \beta_6 \ln PAA_{it} + \beta_7 \ln Plow_{it} + \beta_8 \ln Tract_{it} + \beta_9 Sech_{it} + \beta_{10} \ln nond_{it} + \\ & \mu_{it} \end{aligned} \quad (5)$$

Où \ln : est le logarithme népérien, Rdt_{it} est le rendement de cultures de la région i à l'instant t , i désigne les individus, et j constitue les régions² ($N=5$), $temp_{ij\ sh}$ et $prec_{ij\ sh}$ représentent respectivement la température et la précipitation moyenne de la saison humide, $[(temp_{it\ sh})]^2$ et $[(prec_{it\ sh})]^2$ sont la température et précipitation moyenne au carrée, $temp * prec_{it}$ est interaction entre la température et la précipitation, PAA_{it} est la population agricole active, $Plow_{it}$ et $Tract_{it}$ sont respectivement le nombre de tractions animales et de tracteurs par hectare, Les β_j sont les coefficients à estimer et μ le terme d'erreur.

2.3.1. Cadre analytique

Notre analyse considère la dimension spatiale de l'évolution de la localisation de la production en émettant l'hypothèse qu'il existe des effets d'entraînement de la dynamique de production au-delà des frontières régionales.

Le coefficient du terme linéaire de chaque variable climatique représente l'impact marginal de cette variable sur le revenu net des cultures.

Le changement du bien être U , résultant du changement du climat de C_0 à C_1 peut être mesuré comme suit :

$$\Delta U = V(C_1) - V(C_0) \quad (4)$$

Notre modèle se rapproche de celui utilisé par Guillain et al, 2017 mais aussi en tenant compte des caractéristiques du climat du Mali, qui est spécifié comme suit :

Afin de modéliser les interactions spatiales, il est nécessaire de définir les liens de voisinage qui existent entre chaque élément de l'espace étudié, L'ensemble de ces liens est alors résumé dans une matrice de poids spatiale W ou matrice de voisinage. Cette matrice carrée compte autant de lignes et de colonnes qu'il y a d'unités spatiales. Chaque terme w_{ij} représente la façon dont les régions i et j sont connectées spatialement.

Nous utilisons une matrice de contiguïté d'ordre 1. Les coefficients de la diagonale sont égaux à 0 alors que ceux en dehors de la diagonale renseignent sur la manière dont deux régions sont connectées (1 s'il y a une frontière avec la région voisine, 0 sinon). En général, les lignes de la matrice sont normalisées afin que la somme des éléments de chaque ligne soit égale à 1.

D'après Le Gallo (2002), on distingue deux grandes catégories de matrice : les matrices de contiguïté et les matrices de poids généralisées.

² Le Mali est divisé en dix Régions administratives, dont cinq Régions nord à savoir Tombouctou, Gao, Kidal, Taoudéni et Ménaka, Depuis la crise sécuritaire au Nord Mali en 2012, la plupart de

stations météorologiques ont été saboté laissant ainsi beaucoup de données manquantes sur les séries des variables climatiques (température, précipitations, ensoleillement, etc.) et par conséquent nous avons exclus ces Régions Nord dans notre analyse.

Matrice de contiguïté

Pour étudier les interactions entre un nombre important de régions, on utilise la matrice de contiguïté simple binaire, dont les composantes prennent la valeur 1 lorsque les régions partagent une frontière commune et 0 sinon.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si les régions } i \text{ et } j \text{ sont contiguës} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour la même région, il ne peut pas y avoir de contiguïté. Autrement dit, une région n'est pas contiguë à elle-même. Dans ce cas :

$$W_{ij} = 0 \quad \forall i = j$$

Pour connaître le nombre de régions contiguës à une région *i*, il faut faire la somme des éléments de la ligne *i* de la même matrice de contiguïté soit :

$$L_i = \sum_j^N W_{ij}$$

- **Matrice de poids généralisé**

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}^\beta} & \text{si } d_{ij} < \bar{d}, i \neq j, \beta > \\ 0 & \end{cases}$$

$$0 \text{ ou } w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{e^{\beta d_{ij}}} & \text{si } d_{ij} < \bar{d}, i \neq j, \beta > \\ 0 & \end{cases}$$

β est un paramètre de décroissance de la distance fixé a priori, \bar{d} est la valeur seuil au-delà de laquelle on suppose qu'il n'y a pas d'interaction directe entre la région *i* et la région *j*.

Les matrices de contiguïté et les matrices de poids généralisées sont souvent standardisées sont égaux à :

$$\omega_{ij}^s = \frac{\omega_{ij}}{\sum_j^N \omega_{ij}}$$

Avec la standardisation, les poids sont alors compris entre 0 et 1 et facilite la comparaison des paramètres spatiaux dans les processus spatiaux entre les modèles.

Harris et al, (2011) soulignent cependant que le concept de distance est lui-même flou, ce qui fait que dans le cadre de notre étude nous allons utiliser la matrice de contiguïté.

2.3.2. Modèles spatiaux

En s'appuyant sur l'article fondateur d'économétrie spatiale de Manski (1993). Elhorst (2010) établit une série de classification des principaux modèles d'économétrie spatiale. Ces modèles spatiaux comprennent le modèle d'autorégression spatiale (SAR), le modèle d'erreur spatiale (SEM), le modèle d'autocorrélation spatiale (SAC) et le modèle spatial de Durbin (SDM). Dans cet article, le rendement des cultures a été modélisé en utilisant la méthode des Moindres Carrés Ordinaires (modèle de régression linéaire standard (SLM)) et les principes du maximum de vraisemblance (ML), selon que l'argument spatial soit inclus ou non dans l'analyse.

2.3.2.1. Modèle Autorégression Spatial (SAR)

Le modèle de régression SAR suit un processus d'autorégression, qui est indiqué par la présence d'une relation de dépendance entre un ensemble d'observations ou d'unités spatiales (Saputro et al, 2019). Par conséquent, sa formule inclut le terme de décalage spatial de la variable dépendante. Développer par Anselin et al (2008) puis améliore par Elhost (2010). Dans notre cas, la production agricole de la région *i* s'explique par les variables exogènes propres à *i* mais aussi elle est expliquée par les variables exogènes des voisins de *i*. Le modèle se caractérise aussi par la présence d'un effet de diffusion spatiale, cet effet se base sur le processus d'erreur, un choc aléatoire dans la région *i* perturbe la production agricole de la région *i* mais aussi la production des régions voisines. Le modèle se présente comme un ajustement du modèle de panel standard à effet fixe et a effet aléatoire, qui peut être écrire comme suit :

$$Y_{ij} = \sum_{j=1}^N \rho W_{ij} Y_{jt} + X_{it}\beta + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Où : Y_{ij} est le rendement agricole de la région i à la date t , X_{it} représente la matrice des variables exogènes, l'ensemble des pondérations permet de construire la matrice de pondération W_{ij} , la valeur de ρ reflète le degré de la dépendance spatiale entre les unités observées (Gelfand et al., 2010), et est comprise entre 0 et 1, Si ρ proche de 1 alors le degré de corrélation est fort et donc la production agricole de la région i dépend fortement des observations voisines. De plus, si ρ a une signification statistique, il démontre l'existence d'une dépendance spatiale significative entre les variables dépendantes c'est-à-dire que la production agricole dans une région dépend des régions contiguës, β est le coefficient d'autorégression spatiale,

μ_i et λ_t sont respectivement les effets individuels et les effets temporels,

ε_{it} : le vecteur des résidus du modèle soumis aux hypothèses standard de moindre carré.

2.3.2.2. Modèle à Erreur Spatiale (SEM)

Dans ce cas, le terme aléatoire ε suit comme pour le cas de la variable expliquée dans le modèle avec autorégression spatiale un processus autorégressif spatial, Ce modèle se présente comme suit :

$$Y_{ij} = X_{it}\beta + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$\varepsilon_{it} = \sum_{j=1}^N \rho W_{ij} \varepsilon_{jt} + \eta_{it}$$

Avec ρW_{ij} : matrice des effets d'autocorrélation spatiale

η : Vecteur des termes aléatoires indépendants avec espérance nulle, $E(\eta)=0$ et variance σ^2 .

2.3.2.3. Modèle SAC

Nous considérons un modèle autorégressif spatial transversal avec des variables endogènes et des perturbations autorégressives spatiales (SAC) appelé aussi modèle SARAR, permettant une dépendance spatiale d'ordre supérieur dans la variable dépendante, les variables exogènes et les erreurs spatiales. Le modèle est :

$$Y_{it} = \sum_{j=1}^N \rho W_{ij} Y_{jt} + X_{it}\beta + \alpha_i + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$\varepsilon_{it} = \sum_{j=1}^N \delta W_{ij} \varepsilon_{jt} + \eta_{it}$$

$W_{ij} Y_{jt}$, $W_{ij} \varepsilon_{jt}$ et ε_{it} sont $n \times 1$ décalages spatiaux pour la variable exogène, la variable dépendante et les termes d'erreur, ρ , α_i et μ_i sont des paramètres scalaires; X_{it} est un vecteur $n \times 1$ d'innovations.

2.3.2.4. Modèle de Durbin Spatial (SDM)

Le SDM comprend les variables spatiales dépendantes et les variables explicatives, Il utilise les effets marginaux des variables explicatives des régions / états voisins basés sur le modèle SAR, La spécification commune pour le SDM est la suivante :

$$Y_{it} = \sum_{j=1}^N \rho W_{ij} Y_{jt} + X_{it}\beta + \sum_{j=1}^N \delta W_{ij} X_{jt} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Y_{it} : Le rendement de la culture du maïs de la région i à la date t

$\sum_{j=1}^N W_{ij} Y_{jt}$: Le rendement de la culture maïs des régions voisines à i

X_{it} : Représente les variables explicatives de la région i

$\sum_{j=1}^N W_{ij} X_{jt}$: Les variables explicatives des régions voisines à i

$\mu_i + \lambda_t$: sont les effets individuels et temporels de la région i à l'instant t

Sous l'hypothèse $H_0 : \gamma = 0$, le modèle de Durbin spatial devient un modèle spatial autorégressif (SAR), de même si l'on pose $u = Y - X \cdot \beta$, on retrouve bien le modèle SEM. Ce modèle est ainsi plus robuste à un mauvais choix de spécification même en présence d'erreurs autocorrélées spatialement (SEM) 3.

Schmidtner et al, (2012) ont utilisé un modèle d'économétrie spatial dans le cadre de leur étude sur la production biologique de culture. Pour cela, ils mobilisent un modèle autorégressif spatial (spatial lag model) pour réaliser leurs estimations. Bien que ce modèle ait suscité une grande importance pour de nombreux chercheurs, son utilisation a fait l'objet de critiques notamment par LeSage et Pace [2009]. Les auteurs pensent que le modèle autorégressif n'est pas assez robuste puisqu'il traduit en effet une relation particulière de dépendance spatiale : la valeur de la variable d'intérêt dépend de celles de ses voisines et l'intensité de la liaison est mesurée par la valeur du coefficient ρ , appelé paramètre spatial autorégressif. Le débat provient du fait que rien ne garantit que ce soit la seule liaison spatiale présente dans les interactions économiques, sauf à avoir un modèle théorique le justifiant (Guillain, 2017).

Dans ce document, nous suivons les recommandations de LeSage et Pace [2009], nous retenons une spécification de type Spatial Durbin Model (SDM). Ce modèle incorpore une variable endogène décalée et tous les décalages des variables explicatives. Les motivations de ce choix résident dans le fait que ce modèle reste robuste en cas d'un mauvais choix de spécification et même en présence de variables omises,

Par exemple, il est impossible de contrôler toutes les variables relatives à la

météorologie. Ainsi, LeSage et Pace (2009) montrent que la mobilisation d'un modèle SDM est tout à fait appropriée dans le cas de variables omises qui présentent une dépendance spatiale, sources de corrélation entre les résidus et les variables explicatives. Elle permet d'obtenir des estimations non biaisées des coefficients.

Il convient avant tout de rappeler que les résultats des coefficients d'un modèle avec effets spatiaux ne sont pas immédiats en raison de la présence d'un décalage dans la variable dépendante et/ou dans les variables explicatives. LeSage et Pace (2009) proposent une interprétation basée sur l'effet moyen. L'effet moyen direct correspond à l'impact sur les rendements du maïs dans la région i d'un changement d'une variable explicative dans cette région, Cette mesure prend en compte les effets feedback liés à l'interdépendance spatiale entre les régions autrement dit la variation d'une variable explicative pour une région donnée affecte directement son résultat et indirectement les autres régions. L'effet indirect moyen correspond à l'impact d'une modification d'une variable explicative dans toutes les autres régions que la région i . De manière symétrique, il correspond à l'impact d'un changement d'une variable explicative dans toutes les régions sur la région i . C'est l'effet de débordement ou effet de diffusion spatiale. Quant à l'effet moyen total correspond bien entendu à la somme des effets moyens directs et indirects.

Variables et signes attendus des variables explicatives. L'étude a utilisé les variables suivantes et les signes attendus des variables incluses en fonction de la nature des variables utilisées présentées dans le tableau suivant :

Tableau 1 : Liste des variables et signes attendus

Variable	Description
LnRdt	Rendement de maïs en logarithme (Kg/Ha)
LnSup	Superficie de maïs en logarithme (Ha)
lnTemp_moy	Température moyenne en logarithme (° C)
lnTemp_sq	Température moyenne au carré en logarithme (° C)
lnPrec_moy	Précipitation moyenne en logarithme (mm)
lnPrec_sq	Précipitation moyenne au carré en logarithme (mm)
lnTemp * Prec	Température * Précipitation
LnPAA	Population Agricole Active en logarithme
LnPlow	Nombre de charrues en logarithme
LnTract	Nombre de tracteur en logarithme
Sech	Sécheresse
Flood	Inondation

Source : Calcul de l'auteur

Variable dépendante

Nous avons utilisé les rendements du maïs dans chaque région comme mesure de la productivité agricole. Ces valeurs ont été converties en kilogramme par hectare dans notre analyse. Alors que certains articles ricardiens utilisent souvent les revenus nets ou les bénéfices nets comme approximation de la valeur des terres. Dans cet article, nous avons utilisé les rendements de maïs comme variable dépendante. Yevessè (2015), a utilisé l'approche ricardienne afin d'évaluer les effets du changement climatique sur la production céréalière au Togo. De même, ECLAC (2011) a utilisé le rendement des cultures en Jamaïque au lieu de la valeur foncière ou du revenu net comme variable dépendante. Notre choix a été guidé par le fait qu'il n'existe pas de marchés fonciers fonctionnels au Mali, ce qui rend la valeur des terres difficile à déterminer et rend donc le modèle ricardien d'origine inapplicable.

Variables explicatives

Variables climatiques

La température mensuelle moyenne (Temp_moy) et la valeur mensuelle moyenne des précipitations (Prec_moy) sont basées sur la saison de croissance des céréales dans les régions du Mali (juin à octobre). Nous considérons que les précipitations et les températures hors saison n'affecteraient pas la production céréalière, La moyenne mensuelle

de la température et la moyenne mensuelle la valeur des précipitations reflète la variabilité inter-saisonnière.

Selon Mendelsohn et al, 1994, les conditions climatiques, en particulier la température et les précipitations, influencent également le choix de cultures, car elles déterminent la quantité d'eau disponible pour les plantes ainsi que la durée de la période végétative.

Données sur les inondations et sécheresses

Grâce au SPI (Indice Standardisé de la Précipitation), il est possible d'identifier les périodes de sécheresse et d'inondations (Blanc, 2012). Dans cette étude, les sécheresses et les inondations commencent lorsque le SPI atteint respectivement des valeurs de -1,5 et +1,5 et se termine lorsque l'indice revient respectivement à une valeur positive et négative.

Variables non climatiques

L'ensemble des variables de contrôles utilisées dans ce document sont la population agricole active, le degré de mécanisation (capturé par le nombre de charrues et de tracteurs), la superficie agricole. Cet article utilise un modèle à effets fixes pour les analyses non spatiales et spatiales et, par conséquent, les facteurs invariants dans le temps comme le type de sol ont été exclu des

analyses comme autres variables de contrôles puisque ces estimations sont effacées.

Les logiciels Excel 2010, GeoDa et STATA 14 sont utilisés dans l'analyse de données.

3. Résultats et discussion

Tableau 2 : Statistiques descriptives des variables de contrôle

Variable	Mean	St, Dev,	Min	Max
Rdt	1276,849	607,3619	377	3006,972
Sup	57513,65	77567,95	4	446832
Temp_moy	28,76	1,51	26,2	31,53
Prec_moy	134,61	44,01	45,92	252,62
LnPAA	6,557	6,271	6,122	6,855
LnPlow	5,642	4,980	5,40	5,720
LnTract	3,274	2,196	3,225	3,322

Source : Calcul de l'auteur, données du CPS/Agricole et Mali-Météo

Ainsi, on note que la valeur moyenne du rendement du maïs (Kg/Ha) est de 1276,84 avec une volatilité de 607,36 (Kg/Ha). En outre, les valeurs minimum et maximum du rendement du maïs (Kg/Ha) sont respectivement de 377 à 3006,97.

La température moyenne fluctue entre 26,2 et 31,53°C. Le coefficient de variation de la température à un écart-type de 0,014 mm, ce qui signale que les températures connaissent peu de variations saisonnières interannuelles.

En ce qui concerne la précipitation, la valeur moyenne saisonnière est de 134,61 mm. Elle varie entre 45,92 et 252,62 mm avec une variabilité de 44,01 mm. Le coefficient de variation de la précipitation à une moyenne de 0,570 mm et les valeurs minimum et maximum sont comprises entre 0,23 et 1,04.

3.1. Modélisations économétriques

Afin de comparer les estimations et d'évaluer les gains associés à différentes spécifications d'autocorrélation spatiale, nous adoptons les stratégies suivantes :

1. Test de dépendance spatiale
2. Les modèles de panel sans autocorrélation spatiale,
3. L'estimateur SDM (Spatial Durbin Model) qui prend en compte à la fois l'autocorrélation spatiale

Le tableau 1 présente les statistiques descriptives (moyenne (Mean), erreur standard (St,Dev), minimum (Min) et maximum (Max)) des variables d'études.

autorégressive (SAR) et l'autocorrélation des erreurs spatiales autorégressives (SEM).

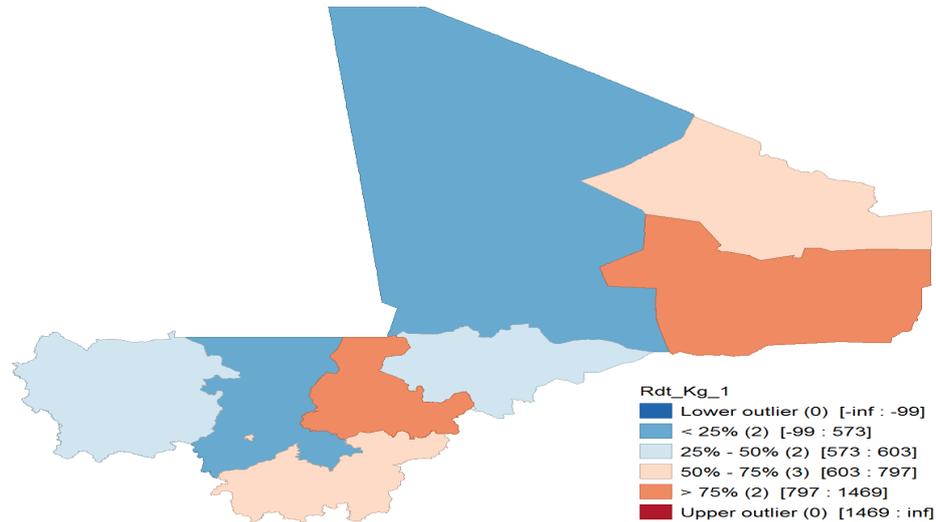
Nous commençons par estimer un modèle de panel standard (modèle à effet fixe et aléatoire), Nous estimons ensuite un modèle Spatial Durbin Model (SDM).

3.2. Test de dépendance spatiale

Les modèles de données de panel linéaires standard supposent l'absence de corrélation transversale entre les unités d'observation. Au Mali, où le régime pluviométrique est inégalement réparti entre les zones agro-écologiques et que les paysans n'ont pas assez d'informations sur les techniques culturales résilientes, il est fort probable que la productivité agricole dépende des interactions entre les producteurs d'une zones agro-écologique à une autre d'autant plus que la proximité géographique peut permettre plus d'interactions entre les agriculteurs. Ces interactions facilitent la transmission d'informations concernant les techniques culturales, les fournisseurs, les possibilités de stockage et l'impact des choix de culture sur les profits (Audretsch et Feldman, 1996). Le fait, d'ignorer la dépendance transversale potentielle peut produire des estimations biaisées (Le Sage et Pace, 2009).

La figure 1 montre la répartition des rendements moyens sur la période 1990-2019 : différentes couleurs identifient les quartiles de la distribution, les zones plus sombres correspondant à des rendements moyens plus élevés.

Les rendements moyens du maïs sont concentrés dans la région de Sikasso, par contre, la région Mopti surtout affiche des rendements moyens relativement plus faibles.



Source : Calcul de l'auteur

Pour tester formellement la dépendance transversale, nous allons estimer le modèle de panel à effet fixe linéaire (FE) et le modèle à effet aléatoire (RE) et puis nous

effectuons le test CD de Pesaran (2004) pour rendre compte l'existence d'une éventuelle dépendance transversale.

Tableau 3 : Résultats des modèles de données de panel sans effets spatiaux

Variables	Pooled OLS		Fixed effects		Random effects	
LnSup	0,139 (0,042)	**	-0,137 (0,073)	*	0,139 (,045)	**
lnTemp_moy	5,110 (0,030)	**	6,794 (0,004)	***	5,110 (0,042)	**
lnTemp_sq	-0,090 (0,035)	**	-0,121 (0,039)	**	-,089 (,040)	**
lnPrec_moy	2,309** (0,030)		3,243* (0,079)		2,379 (,036)	**
lnPrec_sq	-0,107 (0,100)		-0,018 (0,108)		-0,107 (,047)	**
lnTemp * Prec	,018 (,128)		,0127** (,043)		,019* (,086)	
lnPAA	4,519** (0,027)		5,112** (0,043)		8,210 (0,042)	
lnPLOW	3,721*** (0,007)		2,212*** (0,004)		2,30*** (0,002)	
LnTract	-0,0183 (0,172)		-0,201 (0,156)		-1,65 (2,260)	
Sech	-0,352 (0,242)		-0,048 (0,236)		-,350 (,284)	
Flood	-0,152 (0,220)		-0,359 (0,233)		-0,152 (,119)	
Constant	70,597 ***		84,276 ***		87,497 ***	
Observation	100		100		100	
R ² within			,7038			

Hausman Test, Chi2 (10) = 27,84, Prob> chi2 = 0,0020
Peseran-CD test stat = 6,586, Pr = 0,0000
Average absolute value of the off-diagonal elements = 0,430

Erreurs standard entre parenthèses, * p<0,10, ** p<0,05, *** p<0,01

Dans la modélisation en panel, le choix des modèles est guidé par des tests. Le test Hausman permet d'arbitrer entre un modèle à effet fixe et un modèle à effet aléatoire. Et, selon le test de Hausman, l'hypothèse du modèle à effets aléatoires est fortement rejetée (Prob>chi2= 0,0020<0,05). Comme nous pouvons le voir également, le test CD rejette fortement l'hypothèse nulle de non-dépendance transversale (Pr = 0,0000). De plus, la valeur absolue moyenne des éléments hors diagonale de la matrice de corrélation transversale des résidus est de 0,340, ce qui signale une éventuelle dépendance transversale (De Hoyos et Sarafidis, 2006). Par conséquent, il existe suffisamment de preuves suggérant la présence d'une dépendance transversale sous une spécification à effet fixe (FE),

Pour résumer, nous avons contrôlé les effets fixes dans les modèles de régression spatiale suivants.

3.3. Critères statistiques du choix de modèle

Selon Le Gallo (2002), différentes approches peuvent être utilisées pour choisir le modèle le plus approprié. Nous avons retenu l'approche dite mixte consistant à commencer par l'approcher ascendante (modèle non spatial) mais, en cas d'interaction spatiales ($\rho \neq 0$ ou $\lambda \neq 0$) au lieu de choisir directement un modèle SAR ou SEM, à proposer d'utiliser le modèle spatial de Durbin (SDM). Des tests de multiplicateurs de Lagrange (LR test) et rapport de vraisemblance (test de Wald) permettent de sélectionner entre le modèle SAR, SEM ou le modèle SDM (Elhorst, 2010).

L'estimation de modèle SDM fait ressortir les coefficients spatialement autorégressif(ρ) positif et significatif au seuil de 1%, Les rendements du maïs sont autocorrélées spatialement comme indique la valeur 0,2470 prise par ρ et significatif au

seuil de 1% (tableau 4), Ce résultat traduit l'effet de diffusion entre les régions localisées à proximité les unes des autres.

Afin de mettre en évidence les effets directs et indirects, nous pouvons procéder à des tests de Wald et de rapport de vraisemblance (LR) dans le but de sélectionner le modèle le plus approprié. En ce qui concerne la sélection du modèle, lors du test de $H_0: \theta = 0$ en utilisant les tests de Wald (17,70, avec $\chi^2(8)$ degré de liberté, $p=0,0388$) et LR test (20,34, avec avec $\chi^2(8)$ degré de liberté, $p=0,0091$), indique que l'hypothèse de savoir si le modèle SAR peut être utilisé pour estimer le modèle SDM est toujours rejeté (tableau 4). Par analogie, l'hypothèse selon laquelle le modèle SDM peut être simplifié au modèle SEM est rejeté

(test de Wald= 15,35, avec $\chi^2(8)$ degré de liberté, $p=0,0817$; LR test=23,31, $\chi^2(8)$ degré de liberté, $p = 0,0030$). Compte tenu de ces preuves cohérentes et considérant que les variables décalées spatialement contrôlent également les variables pertinentes omises, nous nous concentrons sur le SDM,

Toutefois, l'interprétation des coefficients des modèles spatiaux reste délicate, elle ne s'interprète pas de la même manière qu'en économétrie classique à cause de l'interaction spatiale entre les agents économiques. Au lieu de cela, LeSage et Pace (2009) proposent d'estimer les effets directs, indirects et totaux des déterminants.

Tableau 4 : Résultats des modèles de données de panel avec effets spatiaux sur le rendement du maïs

Variable	SDM		
	Coefficient	t-statistics	p-Value
LnSup	-, 6494	,1240	0,049
lnTemp moy	5,6390	2,4078	0,017
lnTemp sq	-, 0992	,0407	0,015
lnPrec moy	-, 3593	1,6134	0,824
lnPrec sq	,1162	,3332	0,727
lnTemp * Prec	-,9047	,00024	0,068
lnPAA	3,206	3,673	0,032
lnPlow	5,519	,3648	0,022
LnTract	-4,401	4,473	6,323
Sech	-, 5674	, 2444	0,237
Flood	-, 9005	, 2484	0,625
W * lnSup	-, 09173	,04179	0,028
W * lnTemp moy	5,6395	1,887	0,003
W * lnTemp sq	-, 0971	,0329	0,003
W * lnPrec moy	- 4,7048	2,6446	0,075
lnPrec sq	1,0633	,5625	0,059
W * lnTemp * Prec	-, 1047	,00019	0,068
W * lnPAA	3,272	3,461	0,069
W * lnPlow	5,620	2,572	0,048
W*lnTract	-,189	4,261	0,154
W * Sech	-, 6135	,4730	0,480
W * Flood	,2147	,5853	0,250
ρ	, 2470	,04854	0,000
σ^2	,1314	,0277	0,000
Wald test spatial lag	17,79 (p = 0,0390)		
LR test spatial lag	20,44 (p = 0,0091)		
Wald test spatial error	16,53 (p = 0,0837)		
LR test spatial error	23,38 (p = 0,0030)		
Observation	150		
Log Likelihood	163,025		

Source : Calcul de l'auteur, données du CPS/Agricole et Mali-Météo

3.4. Analyse des effets spatiaux

Pour étudier plus en profondeur les sources de retombées possibles, nous calculons les effets directs, indirects et totaux. Les effets moyens directs, indirects et totaux de nos variables explicatives sont présentés dans le tableau 5.

Les résultats du tableau 5 montrent que la température, les précipitations moyennes saisonnières et la superficie ont toutes une influence statistiquement significative sur les rendements du maïs. Dans le cas de la température, une augmentation de 1 % de la température conduirait, toute chose égale par ailleurs, en moyenne une augmentation de 4,92 % et 4,25 % des rendements dans la région locale et ainsi que toutes les régions voisines, respectivement. Ce qui peut être expliqué par le fait que la culture du maïs a besoin d'une température élevée au moment de l'ensemencement, mais une augmentation de

la température au-delà d'une certaine limite peut entraîner une perte de rendement des cultures. Le réchauffement de la température peut entraîner la distorsion des liaisons intermoléculaires dans la culture, ce qui empêche sa maturation. Il entraîne également la réduction du niveau des eaux souterraines, ce qui rend les zones sèches encore plus sèches. Nous observons la même tendance pour les précipitations, ses effets directs, indirects et totaux sont positifs et significatifs. Ainsi, une augmentation de 1 % des précipitations régionales induit une augmentation de 4,09 % des rendements de maïs, en effet total, et de 0,28 % en effet indirect. Ce résultat semble également plausible, car jusqu'à présent, la grande majorité des exploitations agricoles maliennes dépendent des précipitations. En outre, la superficie emblavée et l'interaction entre la température et les précipitations sont corrélées négativement et significativement aux rendements du maïs.

Tableau 5 : estimations des effets directs, indirects et totaux sur le rendement du maïs

Variable	SDM		
	Total	Direct	Indirect
	Coefficient (t-Value)	Coefficient (t-Value)	Coefficient (t-Value)
lnSup		-,1435** (0,029)	-,0516 (0,208)
lnTemp_moy	9,098*** (0,000)	4,9268* (0,057)	4,2513** (0,033)
lnTemp_sq	-,0976*** (0,000)	-,002656* (0,053)	-,01113** (0,040)
lnPrec_moy	4,0923* (0,099)	3,8141*** (0,008)	0,2782** (0,048)
lnPrec_sq	-,9384 (0,069)	-,1411 (0,694)	1,0795 (0,056)
lnTemp * Prec	-,0716 (0,002)	-,29461 (0,324)	-,1047 (0,068)
lnPAA	11,0605** (0,014)	5,5580** (0,044)	5,5025* (0,092)
lnPlow	17,509* (0,073)	4,1080*** (0,001)	3,401 (0,020)
lnTract	-24,544 (6,576)	-14,333 (6,342)	-10,211 (0,144)
Sech	-,3970 (0,345)	-,1808 (0,270)	-,2162 (0,015)
Flood	-,5117 (0,682)	-,1404 (0,450)	-,3713 (0,375)

Probabilité associée entre parenthèses, * p<0,10, ** p<0,05, *** p<0,01

Pour les variables météorologiques extrêmes, une hausse de 1 % des extrêmes climatiques, en occurrence la sécheresse des régions voisines entrainerait, une baisse de -0,22 % des rendements de maïs dans la région locale. Autrement dit, qu'une augmentation de la sécheresse dans une région donnée réduise le rendement des céréales, mais aura des répercussions sur les rendements des régions proches puisque la sécheresse entraîne des déplacements des habitants d'une zone sèche vers les zones où la pluviosité est assez bonne, et par conséquent engendre une surexploitation des terres agricoles donc une dégradation de l'environnement.

La superficie emblavée est négativement liée aux rendements locaux et voisins, ce qui signifie qu'au Mali l'accroissement de la production reflète plus à l'expansion des superficies cultivées qu'une augmentation du rendement. Les céréales (à l'exception du riz) sont des cultures extensives au Mali en ce sens que l'augmentation des productions résulte en grande partie d'une augmentation des superficies (EAC-CPS/SDR, 2016). Quant aux effets combinés de la température et des précipitations, une hausse de 1 % entraînerait, toute chose étant égale par ailleurs, une baisse moyenne de 0,14 % des rendements dans les régions voisines, mais n'aura pas d'influence significative sur les rendements de la région locale.

Concernant les variables de contrôles, la population active agricole (PAA) et le nombre de charrue à traction animale (Plow) ont toutes les deux des impacts directs, indirects et totaux significatifs et positifs sur la productivité agricole. Un accroissement du nombre de travailleurs agricoles (PAA) entraîne une augmentation de 5,6 % de la productivité de la région locale et les régions voisines. Au Mali, les exploitations à forte intensité de main-d'œuvre sont généralement ceux qu'ont de meilleurs rendements. Le nombre de charrue à traction animale (bœuf, âne) a une influence significative sur les rendements du maïs, conformément à nos attentes, mais si l'effet total est le plus important. Dans les exploitations agricoles

familiales, les charrues et les charrettes sont les plus répandus. Les charrues sont utilisées par les producteurs pour les labours et les semis. De plus, le choix se justifie par le coût moins cher que les équipements motorisés (DNDR, 2017). En revanche, on observe également que l'utilisation de tracteurs n'a aucun effet significatif sur la productivité agricole. Selon Sanogo et Diallo (2017), en raison du manque de travailleurs qualifiés et les coûts élevés, les tracteurs peuvent ne pas être utilisés dans les bonnes zones agricoles et sur les bons types de sol, cela peut, à son tour, entraver la productivité de la culture et du sol, entraînant une dégradation du sol.

Enfin, les variables quadratiques significatives impliquent que le climat et les rendements de maïs ont une relation non linéaire, conformément à l'hypothèse de l'approche ricardienne (Mendelshon et al, 1994).

4. Conclusion et recommandations

Cet article a utilisé une application de l'approche ricardienne pour évaluer les impacts du changement climatique sur les rendements du maïs au Mali. Il s'agissait d'évaluer les effets totaux, directs et indirects sur les variables explicatives climatiques (température, précipitations, inondations et sécheresses), économiques (nombre de charrues à traction animale et tracteurs) et démographiques (population agricole active) à travers une modélisation en panel spatial pour tenir compte d'une manière plus efficace l'autocorrélation spatiale. À cette fin, nous avons utilisé les données de panel de cinq régions du Mali (à l'exclusion des régions nord du Mali : Tombouctou, Gao, Kidal, Ménaka et Taoudéni) durant la période 1990 à 2019.

Le test de dépendance transversale de Pesaran (2006) a été effectué avant même de procéder à la comparaison des modèles de panel spatial, afin de tenir compte les interactions spatiales pouvant exister entre les unités régionales. Nous avons ainsi trouvé une dépendance transversale entre les régions. Ce résultat suggère la nécessité de passer d'une analyse non spatiale à des études

qui tiennent compte de l'autocorrélation spatiale afin d'obtenir des estimations plus efficaces des impacts du changement climatique sur les productivités agricoles. Ensuite, nous testons les modèles spatiaux (modèles autorégressifs spatiaux (SAR), les modèles d'erreurs spatiaux (SEM) et les modèles durbin spatiaux (SDM) en utilisant les tests de Wald et LR test qui permettent de capter les effets spatiaux. Ces deux tests nous guident à sélectionner la spécification appropriée et celle qui paraît être le mieux adapté à nos données. A la suite des tests, le plus approprié et le plus cohérent ont été le SDM (Modèle de Durbin Spatial) parmi les modèles de données de panel spatiaux prévus pour l'interprétation.

Le modèle SDM nous a servi de cadre pour s'intéresser aux retombées spatiales (les effets des changements de variables indépendantes sur la variable dépendante). Comme cela a été suggéré par Pace et LeSage (2006), les effets des variables indépendantes ont été divisés en effets totaux, indirects (effets de débordement spatial) et directs dans le but d'améliorer l'identification des impacts réels et des interactions spatiales des composantes des facteurs sur les rendements du maïs.

À la suite des résultats de régressions, on constate que les impacts totaux moyens de la température et de la précipitation moyenne saisonnière ont des effets positifs et significatifs sur les rendements moyens du maïs, tandis que l'interaction entre la température et la pluie ont des effets négatifs et significatifs sur les rendements moyens du maïs au seuil de 1 %.

Les impacts directs moyens, la température et les précipitations moyennes saisonnières ont des effets directs positifs et significatifs sur les rendements du maïs, tandis que la superficie emblavée et l'interaction entre la température et les précipitations ont des effets directs négatifs et significatifs sur les rendements du maïs. En d'autres termes, une augmentation de 1 % de la température et de la précipitation conduit respectivement à une variation positive de 4,93 % et 3,81% sur les rendements du maïs

dans la région locale et ainsi que les régions voisines.

Sur la base des impacts indirects moyens, la température a des effets positifs sur les rendements du maïs dans les régions voisines, autrement dit, qu'une augmentation de 1 % de la température entraîne un changement positif de 4,2% des rendements du maïs dans les régions voisines. De même, l'effet de la précipitation est positif et significatif au seuil de 5 %. En outre, les variables météorologiques extrêmes (inondations et sécheresses) ont eu un effet négatif sur les régions voisines et locales, ce qui a engendré une baisse de la productivité agricole.

En ce qui concerne les variables de contrôles, la population active agricole (PAA) et le nombre de charrue à traction animale (Plow) ont toutes les deux des impacts directs, indirects et totaux significatifs et positifs sur la productivité agricole.

Dans l'ensemble, nos résultats indiquent que l'agriculture malienne est sensible au changement climatique et que les conditions climatiques, économiques et démographiques de deux régions proches peuvent l'influencer.

D'un point de vue politique, deux recommandations principales peuvent être formulées. D'une part, il faut promouvoir l'utilisation des techniques agricoles résilientes afin de réduire les effets nocifs prévus du changement climatique et de la variabilité climatique. D'autre part, l'adoption de n'importe quelle politique peut améliorer la production du maïs dans les régions subissant des déficits pluviométriques. Ainsi, les décideurs publics doivent non seulement favoriser les pratiques d'irrigations. Ces dernières peuvent être une bonne politique d'atténuation et elles devraient également former et sensibiliser les agriculteurs aux dangers du changement climatique.

5. Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier l'Université Gaston Berger de Saint-Louis (Sénégal) et de SASAKAWA AFRICA ASSOCIATION, pour leur précieuse contribution à la création de ce papier.

Bibliographie

- Adams R, M., Rosenweig C., Pearl R., Ritchie J., Mc Carl B., Glycer D., Curry B., James, J., Boote K., et Allen H., 1990, “*Global Climate Change and U,S Agriculture*”, *Nature*, 345, pp 219-223,
- Anselin, L, J, Le Gallo and H, Jayet, 2008, *Spatial panel econometrics, Ch, 19 in L, Mátyás and P, Sevestre, eds., The Econometrics of Panel Data: Fundamentals and Recent Developments in Theory and Practice, Springer-Verlag, Berlin, 625-660.*
- Anslem Bawayelaazaa Nyuor, Emmanuel Donkor, Robert Aidoo, Samuel Saaka Buah, Jesse B, Naab, Stephen K, Nutsugah, Jules Bayala and Robert Zougmore, 2016, *Economic Impacts of Climate Change on Cereal Production: Implications for Sustainable Agriculture in Northern Ghana, Sustainability 2016, 8, 724; doi: 10,3390/su808072.*
- Bassu, S., Brisson, N, Durand, J,-L., Boote, K., Lizaso, J, Jones, J, W., Rosenzweig, C., Ruane, A, C., Adam, M(2014) How do various maize crop models vary in their responses to climate change factors? *Global change biology, 20(7):2301–2320.*
- Baum C,F,, Christopher F, 2006, *An introduction to modern econometrics using stata, STATA press, 4905 Lakeway Drive, College station, Texas 77845, ISBN-10: 1-59718-013-0, ISBN-13: 978-1-59718-013-9, [Google Scholar]*
- Blanc, 2012, “The Impact of Climate Change on Crop Yields in Sub-Saharan Africa,” *American Journal of Climate Change 1 (1): 1–13,*
<https://globalchange.mit.edu/publication/16024>
- Butt, TA, McCarl, BA, Angerer, J., Dyke, PT, and Stuth, JW, 2005, The economic and food security implications of climate change in Ma li, *Climatic change, 68 (3): 355– 378.*
- Chaisemartin, AM Normann, and J, Pestiaux, 2010, “*Extreme climate conditions: How Africa can adapt*”, *McKinsey's journal, June 2010.*
<https://www.mckinsey.com/business-functions/sustainability/our-insights/extreme-climate-conditions-how-africa-can-adapt>, Accessed April 04, 2020
- Chatzopoulos T, Lippert C (2016), Endogenous farm-type selection, endogenous irrigation, and spatial effects in Ricardian models of climate change, *Euro, Rev, Agric, Econ, 43(2):217-235.*
- Chauvin, N, D., F, Mulangu, and G, Porto, 2012, *Food production and consumption trends in sub-Saharan Africa: Prospects for the transformation of the agricultural sector, UNDP Working Paper2012–11, United Nations Development Programme, Regional Bureau for Africa, Addis Ababa, Ethiopia, [Google Scholar]*
- Cline WR (1996), The impact of global warming of agriculture:

- comment, *Am, Econ, Rev*, 86(5):1309-1311.
- Dandonougbo Yevesse, 2015, *Analyse économique des effets de la variation des températures et précipitations sur la production céréalière au Togo*, <https://uaps2015.princeton.edu/papers/150955>
- Darwin R (1999), The impact of global warming on agriculture: A Ricardian analysis: Comment, *Am, Econ, Rev*, 89(4):1049-1052.
- De Hoyos, R,E and Sarafidis, V, 2006, Testing for cross - sectional dependence in panel data models, *The Stata Journal*, 6, 482–496.
- De Salvo M, Begalli D, Signorello G (2014), The Ricardian analysis twenty years after the original model: Evolution, unresolved issues and empirical problems, *J, Dev, Agric, Econ*, 6(3):124-131,
- Deschenes O, Greenstone M, 2007, The economic impacts of climate change: evidence from agricultural output and random fluctuations in weather, *The American Economic Review*, 97(1), 354-385.
- Deschenes O, Greenstone M 2011, *Using panel data models to estimate the economic impacts of climate change on agriculture*, *Handbook on Climate Change and Agriculture pp*, 112- 140.
- Direction National de la Météorologie 2016, *Plan d'actions national pour la mise en place du cadre national pour les services climatiques au Mali*.
- ECLAC (Economic Commission for Latin America and the Caribbean), 2011, *An Assessment of the Economic Impact of Climate Change on the Agriculture Sector in Jamaica*, Report, Jamaica.
- Elhorst JP, 2014a, *Spatial Econometrics From Cross-Sectional Data Spatial Panel*, Springer, Heidelberg, Google Scholar, <https://www.springer.com/series/10096>
- Elhorst, J Paul, 2010), « *Applied spatial econometrics: raising the bar* », *Spatial Economic Analysis* 5,1, p, 9–28.
- Fabrice O,E, 2018, *Impact du changement climatique sur l'agriculture en Afrique : apports et limites des études ricardiennes*, *Economies and Gestion*, th, doct, Science Économie, Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody, <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-02068898/document>.
- Gelfand AE, Diggle P, Guttorp P., Fuentes M, 2010, *Handbook of Spatial Statistics*, CRC press
- HARRIS, Richard, John MOFFAT and Victoria KRAVTSOVA (2011), « *In search of W* », *Spatial Economic Analysis* 6,3, p, 249–270.
- IPCC, 2013, *Climate Change 2013: The Physical Science Basis*, Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Stocker TF, Qin D, Plattner G,-K., Tignor M., Allen SK, Boschung J., Nauels A., Xia Y., Bex V., Midgley PM (eds.), Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 1535 pp, <https://www.ipcc.ch/site/asset>

- s/uploads/2018/02/WG1AR5_all_final.pdf
- Kaiser HM, Riha SJ, Wilks DS, Rossiter DG, and Sampath R., 1993, "A farm-level analysis of economic and agronomic impacts of gradual warming", *American Journal of Agricultural Economics*, 20, pp 387-398.
- Kane, S., Reilly, J, and Tobey, J, (1991), Climate Change: Economic implications for world Agriculture, *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 17(1): 195-204, Copyright 1992 Western Agricultural Economics Association.
- Kumar K,K, 2009, *Climate Sensitivity of Indian Agriculture: Are Spatial Effects Important? (SANDEE Working Papers, ISSN 1893-1891; 2009- WP 45)*.
- Kunwar S,B and Bohara A,K, 2017, Climate sensitivities and farmland values in Nepal: A spatial panel Ricardian approach, *Vol, 9(6), pp, 145-161, DOI: 10,5897/JDAE2017,0822*.
- Le Gallo J, (2002), Econométrie spatiale : l'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire, *Economie & prévision*, 4, p, 139–157.
- Le Sage, J, P, and Pace, R, K, 2009, *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press, Boca Ratón.
- Lippert C, Krimly T, Aurbacher J, 2009, A Ricardian analysis of the impact of climate change on agriculture in Germany, *Clim, Change* 97(3):593-610.
- MANSKI, Charles F;1993, « Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem », *Review of Economic Studies* 60,3, p, 531–542.
- Mendelsohn, R, Nordhaus, W, & Shaw, D, 1994, The impact of global warming on agriculture: A Ricardian analysis, *American Economic Review* 84, 753–771.
- Masseti E, Mendelsohn R; 2011, *Estimating Ricardian models with panel data*, *Clim, Change Econ*, 2(04):301-319.
- Masseti E, Nascimento GRDC, Fortes de Oliveira A, Mendelsohn RO, 2013, *The Impact of Climate Change on the Brazilian Agriculture: A Ricardian Study at Microregion Level*.
- Ministère de l'Environnement, de l'Assainissement et du Développement Durable (MEADD), 2018, *Rapport de la troisième communication nationale du Mali à la convention cadre des nations unies sur les changements climatiques*,
- Nelson, G, C, et al, 2009, *Climate change impact on agriculture and costs of adaptation*, Washington, DC: *International Food Policy Research Institute*.
- Ouedraogo, M, 2012, Impact des changements climatiques sur les revenus agricoles au Burkina Faso, *Journal of Agriculture and Environment for International Development (JAEID)*, 106(1), 3-21.
- Pesaran MH, 2004, *General diagnostic tests for cross section dependence in panels*, <http://fip.iza.org/dp1240.pdf>
- Polsky C (2004), Putting space and time in Ricardian climate change impact studies: Agriculture in the US Great Plains, 1969–

- 1992, *Ann, Assoc, Am, Geogr*, 94 (3):549-564.
- Reilly, J, Hohmann N, and Kane S, 1994, *Climate Change and Agricultural Trade: Who Benefits, Who Loses? Global Environmental Change* 4, no, 1: 24-36.
- Rosenzweig, C, Iglesias, A, 1994, *Implications of Climate Change for International Agriculture: Crop Modeling Study, US Environmental Protection Agency, Washington, DC*
- Rosenzweig C, and Parry M,L, 1994, Potential impact of climate change on world food supply, *Nature*, 367, pp 133-138.
- Rosenzweig, C, Iglesias A, Yang XB, Epstein PR, Chivian E (2001), Climate change and extreme weather events; implications for food production, plant diseases, and pests, *Glob, Change Hum, Health* 2(2):90-104.
- Roudier, P., 2012, *Climat et agriculture en Afrique de l'Ouest : Quantification de l'impact du changement climatique sur les rendements et évaluation de l'utilité des prévisions*, <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00874724>.
- Sa*Nogo Z, J-L et Diallo B, 2017, *Etat des lieux et facteurs-clés pour un meilleur accès des Producteurs maliens à la mécanisation, Conférence sur la transformation de l'agriculture ouest-africaine par le Développement de la mécanisation : quelles politiques publiques ?* Dakar, 1er Février 2017
- Saputro, D. R. S., Muhsinin R. Y., Widyaningsih P. and Sulistyaningsih, 2019, *Spatial autoregressive with a spatial autoregressive error term model and its parameter estimation with two-stage generalized spatial least square procedure*, <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1217/1/012104>.
- Schlenker W, Hanemann WM, Fisher AC, 2005, *Will US agriculture really benefit from global warming? Accounting for irrigation in the 95(1):395-406*.
- Schmidtner, E., Lippert C., Engler B., Häring A, M., Aurbacher J. and Dabbert S. 2012, *Spatial Distribution of Organic Farming in Germany: Does Neighbourhood Matter? European Review of Agricultural Economics*, 39 (4), p, 661-683.
- Sissoqko, K., Savadogo, K., Vaksmann, M. and Tientore, A., 2018, *Cereal crops choices and economic resilience face to climate variability in southern Mali*, http://publications.cirad.fr/un_e_notice.php?dk=590004
- Wilkinson Emily, Peters Katie, Tanner Thomas, Simonet Catherine, Pichon Florence, Blane Harvey, 2015, *Climate extremes and resilient poverty reduction*, <https://www.odi.org/publications/9609-climate-extremes-and-resilient-poverty-reduction>
- Wood, S, A., and Mendelsohn, R, O, 2015, *The impact of climate change on agricultural net revenue: a case study in the Fouta Djallon, West Africa, Environment and Development Economics*, 20(01), 20-36
- Yang, W., Chen, BY., Cao, X., Li, T. and Li, P., 2017, *The spatial*

characteristics and influencing factors of modal accessibility gaps: A case study for Guangzhou, *China*, 60, 21–32.