

Stratégies d'adaptation aux effets du changement climatique sur le bien-être en Afrique Subsaharienne : la complexité économique

Strategies for adapting to the effects of climate change on well-being in Sub-Saharan Africa: economic complexity

KOUADIO Aya Audrey Huguette Sandra

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Économiques et de Gestion (FSEG)

Institut National de la Jeunesse et des Sports (INJS)

CÔTE D'IVOIRE, ABIDJAN

Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Politiques Economiques (LAMPE)

KAMDEM Cyrille Bergaly

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Économiques et de Gestion (FSEG)

Université de Yaoundé II-Soa (Cameroun)

Centre d'Études et de Recherche en Économie et Gestion (CEREG)

Date de soumission : 25/11/2024

Date d'acceptation : 05/01/2025

Pour citer cet article :

KOUADIO. A. A. H. S. & KAMDEM. C. B. (2025) « Stratégies d'adaptation aux effets du changement climatique sur le bien-être en Afrique Subsaharienne : la complexité économique », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 6 : Numéro 1 » pp : 392- 412.

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

Attribution License 4.0 International License



Résumé

Cet article identifie la complexité économique comme stratégies d'adaptation aux effets du changement climatique sur le bien-être au cours de la période de 2000 à 2018 dans 26 pays de l'Afrique Subsaharienne. Dans le souci d'atteindre notre objectif, nous avons utilisé un modèle vectoriel à correction d'erreur de panel (PVECM). Cette technique d'estimation nous permet d'étudier la dynamique entre le changement climatique et la complexité économique. Dans un premier temps, la complexité économique fait baisser les émissions de CO₂ et les précipitations (changement climatique). Dans un second temps, la complexité économique augmente les températures minimales et les températures maximales. Nos résultats suggèrent l'instauration des politiques d'innovations telles que les énergies renouvelables. Ces dernières pourront améliorer la vie de la population d'où l'accroissement du bien-être.

Mots clés : Changement climatique ; bien-être ; complexité économique ; PVECM ; Afrique Subsaharienne.

Abstract

This paper identifies economic complexity as strategies for adapting to the welfare effects of climate change over the period 2000 to 2018 in 26 Sub-Saharan African countries. In order to achieve our objective, we used a panel vector error correction model (PVECM). This estimation technique enables us to study the dynamics between climate change and economic complexity. First, economic complexity reduces CO₂ emissions and precipitation (climate change). In a second phase, economic complexity increases minimum and maximum temperatures. Our results suggest the introduction of innovation policies such as renewable energies. These could improve the lives of the population, leading to increased well-being.

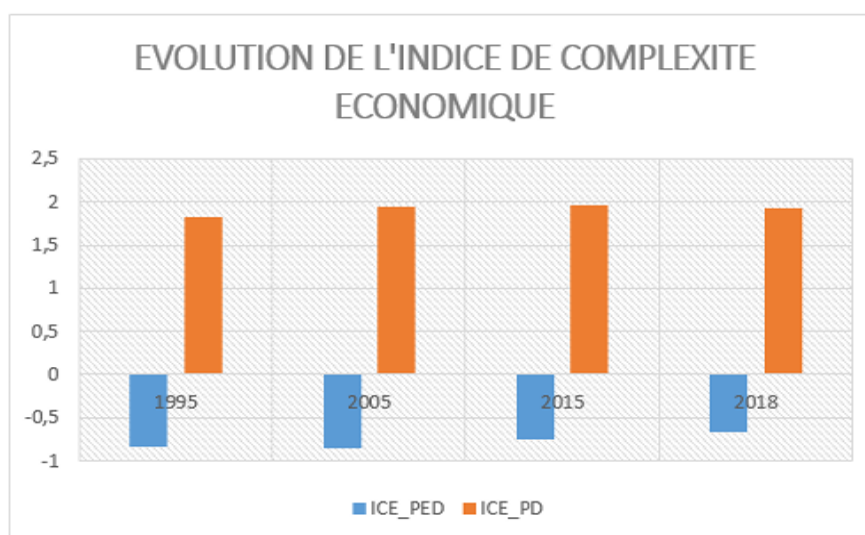
Keywords: Climate change; welfare; economic complexity; PVECM; Sub-Saharan Africa.

Introduction

Récemment, la COP29 a lieu à Bakou, au cours de cette conférence, il a été question de la lutte contre les changements climatiques (Van Daalen et al., 2024).

Aussi la COP27 (La Conférence des Parties) qui s'est tenue en Égypte a-t-elle permis de réitérer l'engagement de la lutte contre le changement climatique (Pannier-Runacher, 2022). Ici, nous évoquons la complexité économique comme stratégies d'adaptation du changement climatique sur le bien-être en Afrique Subsaharienne. En effet, la complexité économique est mesurée par l'indice de complexité économique. S'agissant de l'indice de complexité économique, il a été élaboré par Hidalgo et Hausmann (2009), il capte la structure des exportations à forte intensité technologique d'un pays à partir de trois bases de données : le système COMTRADE des Nations Unies, la Classification type du commerce international et le Système de classification des industries de l'Amérique du Nord. En d'autres termes, l'indice de complexité économique reflète la sophistication et la diversité des exportations de chaque pays (Swart et Brinkmann, 2020 ; Hartmann et al., 2017 ; Sweet et Maggio, 2015). L'observation du graphique ci-après illustrant l'indice de complexité économique dans les pays en développement et les pays développés, nous a permis de faire des constats.

FIGURE 1 – Indice de complexité économique

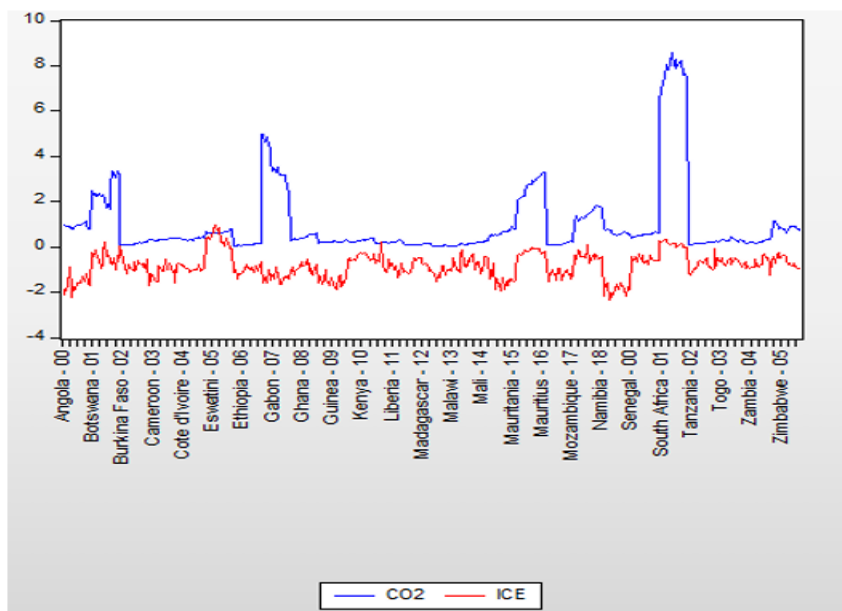


Source : Auteure

Nous constatons un écart criard entre les pays en développement et les pays développés qui ont des coefficients respectivement négatifs et positifs. Parmi les pays en développement, nous portons un intérêt particulier aux pays de l'Afrique Subsaharienne. Nous observons par la suite

le graphique ci-dessous qui met en saillance les émissions de dioxyde de carbone et la complexité économique à travers une tendance similaire.

FIGURE 2 – Évolution de la complexité économique et des émissions de CO2



Source : Auteure

Au regard de ce qui précède, il nous semble primordial de nous interroger de la manière suivante : La complexité économique permet-elle de réduire le changement climatique en Afrique Subsaharienne ?

Nous soutenons l'hypothèse selon laquelle la complexité économique réduit le changement climatique en Afrique Subsaharienne.

Dans le déroulement de cet article, nous mettons en relief une revue de littérature, un cadre méthodologique, la conclusion et la bibliographie.

1. Revue de littérature

Premièrement, comme toutes les orientations, la théorie de la modernisation écologique est contestée par d'autres approches, notamment les partisans de la théorie du tapis roulant de la production. Proposée pour la première fois par Meidinger et Schnaiberg (1980), la théorie du tapis roulant de la production présente le développement économique comme étant inhérent à l'environnement. La théorie du tapis roulant de la production considère que le développement économique est intrinsèquement en conflit avec la durabilité de l'environnement (Pellow, 2003) ; (Gould et al., 2004). Deuxièmement, les théories de la complexité permettent de faire le pont entre la complexité économique et le changement climatique. Ici, la complexité économique est appréhendée en termes d'entreprise ou d'organisation. Lorenz (1993) a montré que les théories

de la complexité ont pour origine les travaux des météorologues en vue de construire des modèles mathématiques. De plus, Wang et al. (2020) trouvent que la complexité économique réduit le changement climatique. Dogan et Seker (2016) trouvent que la complexité économique réduit le changement climatique. Yilanci et Pata (2020) ; Rafique et al. (2022) ont prouvé que la complexité économique augmente le changement climatique. Shahzad et al. (2020) ; Hu et al. (2020) ont démontré que la complexité économique amplifie le changement climatique.

2. Cadre méthodologique

2.1. Sources des données et description des variables

Nous utilisons dans le cadre de cet article les données secondaires. Les données proviennent de World Development Indicators (mondiale, 2021b), de Climate Change Knowledge Portal de la Banque mondiale (mondiale, 2021a) et de of Economic Complexity. (2019). Notre travail porte sur un panel de 26 pays de l'Afrique Subsaharienne sur la période de 2000 à 2018. Le choix de notre variable dépendante qui est porté sur le changement climatique axé sur 5 proxys (les émissions de CO₂, la température moyenne, la température minimale, la température maximale et les précipitations) est motivé par You et al. (2023) et la variable d'intérêt est la complexité économique (MONDJELI et NOMO-BEYALA, 2023).

Tableau 1 – Description des variables

VARIABLE	DESCRIPTION	UNITE
CO2	Emissions de dioxyde de carbone	Tonnes métriques par habitant
ICE	Indice de complexité économique	[-1 ;1]
POP	Densité de la population	Population par km ² de territoire
URB	Population urbaine	Millions d'habitants
EUVI	Indice de la valeur unitaire des exportations	2015=100
EDUSEC	Enseignement secondaire	Nombre d'années
EDUPRI	Enseignement primaire	Nombre d'années
TEMPMIN	Températures minimales	Degré celsius
IDE	Investissement direct étranger	Pourcentage du PIB
TEMPMAX	Températures maximales	Degré celsius
PIB	Produit Intérieur Brut	Par habitant constant de 2015
lnPRECIP	Logarithme des précipitations	mm
lnINDUS	Logarithme de l'industrialisation	Pourcentage du PIB
TEMPMOY	Température moyenne	Degré Celsius

Source : Auteurs

2.2. Modèle empirique : le PVECM

Cette analyse a pour but de modéliser et de déterminer le comportement dynamique entre le changement climatique et la complexité économique. Conformément aux fondements théoriques, à l'objectif de l'étude et aux diverses littératures, l'étude adopte un modèle vectoriel à correction d'erreur de panel (PVECM). Le PVECM est fondé sur le modèle autorégressif vectoriel de panel (PVAR) dans lequel les variables du système sont traitées comme endogènes.

Aussi le choix du PVECM réside-t-il dans l'ajout d'une variation temporelle dans la variance des chocs et des coefficients. Ainsi, le PVECM analyse la variation temporelle et transversale d'un ensemble de données et a l'avantage de prendre en compte l'hétérogénéité individuelle et temporelle non observée. En outre, Maddala et Lahiri (1992) ont estimé que le point de départ de l'étude de l'interrelation entre les variables est l'utilisation de VECM/VAR.

De même, selon Ayadi et al. (2000), l'analyse VAR/VECM est généralement utilisée pour évaluer la performance d'un grand modèle macroéconomique. S'il y a cointégration dans le modèle, un modèle vectoriel de correction d'erreurs en panel sera utilisé pour estimer le modèle. Le modèle vectoriel de correction des erreurs du panel (PVECM) est la première différence du modèle vectoriel autorégressif du panel (PVAR).

$$CLIM_{it} = \alpha_i + \alpha_t + \alpha_{1i}ICE_{it} + \alpha_{2i}LNPIB_{it} + \alpha_{3i}LNURB_{it} + \alpha_{4i}POP_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$ICE_{it} = \alpha_1 + \sum_{k=1}^n \theta_k ICE_{it-k} + \sum_{k=1}^n \beta_k LNPIB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \gamma_k LNURB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \delta_k POP_{it-k} + var(\varepsilon_{1t}) \quad (2)$$

$$LNPIB_{it} = \alpha_2 + \sum_{k=1}^n \beta_k LNPIB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \theta_k ICE_{it-k} + \sum_{k=1}^n \gamma_k LNURB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \delta_k POP_{it-k} + \varepsilon_{2t} \quad (3)$$

$$LNURB_{it} = \alpha_3 + \sum_{k=1}^n \gamma_k LNURB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \theta_k LNPIB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \beta_k POP_{it-k} + \sum_{k=1}^n \beta_k ICE_{it-k} + \varepsilon_{3t} \quad (4)$$

$$POP_{it} = \alpha_4 + \sum_{k=1}^n \delta_k POP_{it-k} + \sum_{k=1}^n \beta_k LNPIB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \theta_k LNURB_{it-k} + \sum_{k=1}^n \gamma_k ICE_{it-k} + \varepsilon_{4t} \quad (5)$$

Le panel vector error correction model (PVECM) sera testé en robustesse par un Pooled Ordinary Least Squares (POLS), un Generalized Method of Moment (GMM) et le test de Wald.

2.3. Résultat et discussion économique

Nous passons à la rubrique destinée aux résultats ainsi qu'à leur discussion économique.

2.3.1. Estimation PVECM

Tableau 2 – Estimation PVECM à court terme : CO2 et ICE

Error Correction :	D(CO2)	D(ICE)	D(POP)	D(URB)	D(EUVI)
CointEq1	-0,001677 (0,00097) [-1,72997]	0,002536 (0,00201) [1,26004]	0,002238 (0,00051) [4,36202]	397,0046 (101,888) [3,89647]	0,938932 (0,11451) [8,19957]
D(CO2(-1))	0,021160 (0,04578) [0,46222]	0,164029 (0,09504) [1,72581]	0,046903* (0,02423) [1,93600]	3394,638 (4811,93) [0,70546]	-8,959787* (5,40802) [-1,65676]
D(ICE(-1))	-0,023740 (0,02165) [-1,09664]	-0,334737 (0,04494) [-7,44790]	0,002528 (0,01146) [0,22063]	3432,841 (2275,41) [1,50867]	0,624811 (2,55728) [0,24433]
D(POP(-1))	-0,022014 (0,03773) [-0,58342]	-0,149605 (0,07834) [-1,90974]	0,688647*** (0,01997) [34,4873]	16085,50*** (3966,09) [4,05575]	6,010445 (4,45740) [1,34842]
D(URB(-1))	-2,98E-08* (1,7E-08) [-1,75330]	4,86E-08 (3,5E-08) [1,37529]	2,66E-08*** (9,0E-09) [2,95415]	1,041757*** (0,00179) [582,600]	1,36E-05*** (2,0E-06) [6,76061]
D(EUVI(-1))	-0,000491 (0,00038) [-1,29089]	0,001917 (0,00079) [2,42519]	0,000235 (0,00020) [1,16878]	91,11746*** (40,0131) [2,27719]	0,149812*** (0,04497) [3,33140]
C	0,016671 (0,00844) [1,97532]	-0,025645 (0,01752) [-1,46359]	-0,006078 (0,00447) [-1,36076]	-807,0492 (887,102) [-0,90976]	-1,601551 (0,99699) [-1,60638]

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***,**, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

La force de rappel s'agissant des émissions de CO2 comme variable expliquée est négative (-0,001) et significative à 10%. L'augmentation d'un habitant en milieu urbain entraîne une réduction des émissions de dioxyde de carbone (CO2) de $-2,98 \times 10^{-8}$ à court terme. Nos résultats corroborent avec ceux de Wang et al. (2021) ; Sadorsky (2014); Liu et al.,(2023). D'abord, l'augmentation d'une unité de l'indice de complexité économique entraîne une baisse des émissions de CO2 de -3,672 tonnes métriques par habitant à long terme. Notre résultat est similaire à celui de Romero et Gramkow (2021) et s'oppose à celui de Hassan et al. (2023). Ensuite, l'augmentation d'une unité de la population urbaine entraîne une diminution des émissions de CO2 de $-6,07 \times 10^{-7}$ sur le long terme. Notre résultat est confirmé par celui de Rehman et al., (2021). Enfin, l'augmentation d'une unité de l'indice de la valeur unitaire des exportations à long terme entraîne une baisse des émissions de CO2 de -0,178 tonnes métriques par habitant. Nos résultats sont similaires à ceux de Udemba et al. (2021) ; Essandoh et al., (2020).

Tableau 3 – Estimation PVECM à court terme : CO2 et ICE (suite)

R-squared	0,013621	0,138135	0,740738	0,999619	0,154914
Adj. R-squared	-0,000015	0,126220	0,737154	0,999614	0,143231
Sum sq. resids	5,842954	25,18545	1,636368	6,46E+10	81539,42
S.E. equation	0,116030	0,240896	0,061404	12196,08	13,70689
F-statistic	0,998884	11,59321	206,6638	189884,5	13,25951
Log likelihood	327,6479	5,490785	608,2909	-4771,536	-1776,717
Akaike AIC	-1,454185	0,006845	-2,726943	21,67136	8,089420
Schwarz SC	-1,389280	0,071750	-2,662037	21,73627	8,154326
Mean dependent	0,004840	0,001031	0,001813	373222,4	3,634752
S.D. dependent	0,116029	0,257709	0,119769	620721,9	14,80836
Determinant resid covariance (dof adj.)		77429,99			
Determinant resid covariance		71476,77			
Log likelihood		-5593,316			
Akaike information criterion		25,54792			
Schwarz criterion		25,91881			
Number of coefficients		40			

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
 Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 4 – Estimation de long terme PVECM :CO2 et ICE

Variables	CointEq1
CO2(-1)	1,000000
ICE(-1)	-3,672014*** (1,36234) [-2,69537]
POP(-1)	-1,259546 (0,86252) [-1,46031]
URB(-1)	-6,07E-07*** (1,8E-07) [-3,32930]
EUVI(-1)	-0,178587*** (0,01745) [-10,2371]
C	21,15938

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Tableau 5 – GMM

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ICE	2,190025***	0,669239	3,272412	0,0011
POP	0,849390 ***	0,282215	3,009727	0,0027
URB	8,38E-08***	2,41E-08	3,476342	0,0006

Source : Auteurs

Tableau 6 – MCO robuste : CO2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
ICE	-0,053553***	0,025721	-2,082049	0,0373
POP	-0,202541***	0,016996	-11,91688	0,0000
URB	2,63E-09***	8,71E-10	3,022415	0,0025
EUVI	0,002370***	0,000347	6,840128	0,0000
EDUSEC	0,092085***	0,007191	12,80643	0,0000

Source : Auteurs

Tableau 7 – MCO robuste : CO2 (suite)

Robust Statistics			
R-squared	0,076877	Adjusted R-squared	0,069326
Rw-squared	0,279552	Adjust Rw-squared	0,279552
Akaike info criterion	926,9887	Schwarz criterion	952,7702
Deviance	71,54366	Scale	0,278598
Rn-squared statistic	1278,843	Prob(Rn-squared stat.)	0,000000
Non-robust Statistics			
Mean dependent var	0,988280	S.D. dependent var	1,640249
S.E. of regression	1,716944	Sum squared resid	1441,521

Source : Auteurs

La méthode de moindre carré ordinaire robuste permet de confirmer nos résultats.

Tableau 8 – Test de Wald

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	255,7685	(5, 489)	0,0000
Chi-square	1278,843	5	0,0000

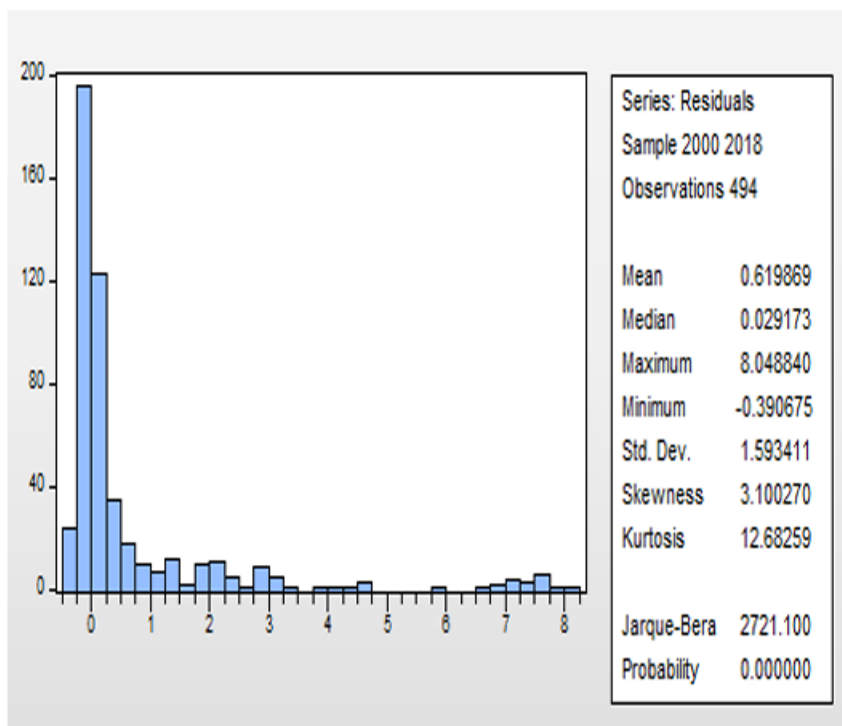
Source : Auteurs

Tableau 9 – Test de portmanteau résiduels vec pour les autocorrélations

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	43,89001	NA*	43,99602	NA*	NA*
2	115,7010	NA*	116,1548	NA*	NA*
3	165,3301	0,0000	166,1452	0,0000	45

Source : Auteurs

FIGURE 1 – Normalité : CO2



Source : Auteure

Tableau 10 – Estimation de court terme PVECM : TEMPMIN et ICE

Error Correction	D(TEMPMIN)	D(ICE)	D(IDE)	D(EDUPRI)
CointEq1	-0,006605 (0,00339) [-1,94824]	-0,000831 (0,00028) [-2,99460]	-0,056520 (0,00773) [-7,30961]	-5,16E-05 (0,00013) [-0,41106]
D(TEMPMIN(-1))	-0,035564 (0,04907) [-0,72469]	-0,007234 (0,00402) [-1,80015]	-0,251006 (0,11193) [-2,24260]	8,18E-05 (0,00182) [0,04497]
D(ICE(-1))	0,400513 (0,54238) [0,73843]	-0,326406 (0,04441) [-7,34924]	-0,203924 (1,23704) [-0,16485]	-0,025352 (0,02010) [-1,26122]
D(IDE(-1))	0,023055 (0,02063) [1,11774]	0,008308 (0,00169) [4,91893]	-0,070266 (0,04704) [-1,49361]	0,000346 (0,00076) [0,45204]
D(EDUPRI(-1))	-0,117443 (1,30002) [-0,09034]	0,045627 (0,10645) [0,42861]	0,925665 (2,96501) [0,31220]	0,005386 (0,04818) [0,11179]
C	0,082088 (0,13765) [0,59636]	7,13E-05 (0,01127) [0,00633]	0,003390 (0,31394) [0,01080]	0,002109 (0,00510) [0,41349]

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1%; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 11 – Estimation de court terme PVECM :TEMPMIN et ICE (suite)

R-squared	0,010690	0,168849	0,155476	0,004521
Adj. R-squared	-0,000681	0,159296	0,145769	-0,006922
Sum sq. resids	3622,189	24,28792	18841,93	4,975140
S.E. equation	2,885632	0,236293	6,581397	0,106944
F-statistic	0,940091	17,67416	16,01663	0,395072
Log likelihood	-1090,078	13,49214	-1453,684	363,1005
Akaike AIC	4,970877	-0,033978	6,619883	-1,619503
Schwarz SC	5,026510	0,021655	6,675516	-1,563870
Mean dependent	0,075605	0,001031	-0,029343	0,002268
S.D. dependent	2,884650	0,257709	7,120826	0,106576
Determinant resid covariance (dof adj.)		0,227662		
Determinant resid covariance		0,215523		
Log likelihood		-2164,609		
Akaike information criterion		9,943804		
Schwarz criterion		10,20343		
Number of coefficients		28		

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
 Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 12 – Estimation de long terme du PVECM : TEMPMIN et ICE

Variable	CointEq1
TEMPMIN(-1)	1,000000
ICE(-1)	30,21589*** (10,1344) [2,98151]
IDE(-1)	4,458410*** (0,57671) [7,73073]
EDUPRI(-1)	-14,01407 (9,23547) [-1,51742]
C	81,46142

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
 Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

A court terme, en ce qui concerne la température minimale comme variable expliquée, la force de rappel est négative (-0,006) et significative à 10%. Aucune variable n'est significative à court terme en tenant compte des températures minimales. D'abord, à long terme, l'augmentation d'une unité de l'indice de la complexité économique entraîne une hausse du changement climatique (des températures minimales) de 30,215 degrés celsius. Nos résultats corroborent avec ceux de Ghosh et al., (2022) dans les pays du G7 sur la période de 1990 à 2018 en utilisant les modèles FMOLS et DOLS. Ensuite, l'augmentation d'une unité des investissements directs étrangers entraîne une augmentation du changement climatique (des températures minimales) de 4,458 degrés celsius.

Nos résultats s'alignent sur ceux de Elheddad et al., (2022). Enfin, l'augmentation d'une année d'enseignements primaires entraîne une baisse du changement climatique (des températures

minimales) de -14,014 degrés celsius. Nos résultats s'opposent à ceux de Anderson (2012) qui ont trouvé un impact positif de l'éducation sur le changement climatique.

Tableau 13 – MCO robuste : TEMPMIN

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
ICE	-1,388866**	0,794275	-1,748597	0,0804
IDE	-0,134003***	0,052950	-2,530730	0,0114
EDUPRI	1,615275***	0,129809	12,44346	0,0000
Robust Statistics				
R-squared	0,022500	Adjusted R-squared		0,018519
Rw-squared	0,025507	Adjust Rw-squared		0,025507
Akaike info criterion	302,7142	Schwarz criterion		317,8074
Deviance	47072,29	Scale		12,54302
Rn-squared statistic	510,5848	Prob(Rn-squared stat.)		0,000000
Non-robust Statistics				
Mean dependent var	10,32188	S.D. dependent var		10,28679
S.E. of regression	10,21471	Sum squared resid		51231,08

Source : Auteure

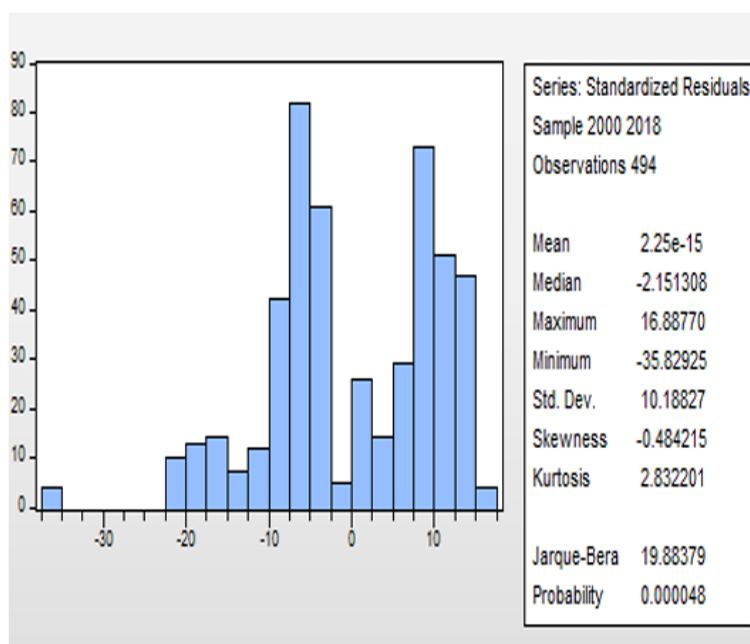
La méthode des moindres carrés robustes nous permet de constater que l'indice de complexité économique, les investissements directs étrangers, l'enseignement primaire sont significatifs. La force de rappel est négative (-0,024) et significative au seuil de 1% pour la variable température maximale (TEMPMAX). A court terme, il n'y a aucune variable significative à court terme.

Tableau 14 – Test de portmanteau résiduels vec pour les autocorrélations : TEMPMIN

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	1,969696	—	1,974172	—	—
2	25,30240	0,6113	25,41317	0,6053	28

Source : Auteure

FIGURE 2 – Normalité : TEMPMIN



Source : Auteure

Tableau 15 – Test de WALD :TEMPMIN

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	128,3696	(4, 490)	0,0000
Chi-square	513,4783	4	0,0000

Null Hypothesis : C(1)=0, C(2)=0, C(3)=0, C(4)=0

Null Hypothesis Summary :

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	-1,187248	0,908321
C(2)	-0,120836	0,051314
C(3)	1,632845	0,842743
C(4)	-0,299300	5,636350

Restrictions are linear in coefficients.

Source : Auteurs

Tableau 16 – Estimation de court terme du PVECM : TEMPMAX et ICE

Error Correction	D(TEMPMAX)	D(ICE)	D(PIB)	D(EDUPRI)	D(URBG)
CointEq1	-0,024756 (0,00673) [-3,67845]	-0,001892 (0,00054) [-3,49450]	1,117483 (0,21997) [5,08019]	-4,65E-05 (0,00024) [-0,19377]	-0,000265 (0,00049) [-0,54480]
D(TEMPMAX(-1))	-0,040254 (0,05063) [-0,79513]	-0,006578 (0,00407) [-1,61522]	0,130145 (1,65465) [0,07865]	0,000426 (0,00181) [0,23585]	0,002646 (0,00366) [0,72296]
D(ICE(-1))	0,586760 (0,57751) [1,01602]	-0,294114*** (0,04646) [-6,33084]	4,719242 (18,8755) [0,25002]	-0,023589 (0,02060) [-1,14519]	-0,052075 (0,04175) [-1,24727]
D(PIB(-1))	0,001346 (0,00144) [0,93725]	0,000211** (0,00012) [1,82751]	0,304477*** (0,04694) [6,48716]	2,11E-05 (5,1E-05) [0,41241]	4,90E-05 (0,00010) [0,47171]
D(EDUPRI(-1))	-0,419325 (1,35157) [-0,31025]	0,023587 (0,10873) [0,21694]	30,44232 (44,1754) [0,68912]	0,003397 (0,04821) [0,07047]	0,021432 (0,09771) [0,21934]
D(URBG(-1))	0,216666 (0,50871) [0,42591]	0,035938 (0,04092) [0,87819]	4,892067 (16,6269) [0,29423]	-0,044712*** (0,01814) [-2,46423]	0,343311*** (0,03678) [9,33474]
C	-0,002488 (0,15184) [-0,01639]	-0,007996 (0,01221) [-0,65461]	27,46572 (4,96284) [5,53427]	0,001539 (0,00542) [0,28417]	-0,002217 (0,01098) [-0,20195]

Source :Auteurs, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.

Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 17 – Estimation de court terme du PVECM : TEMPMAX et ICE(suite)

R-squared	0,032316	0,145483	0,188238	0,017786	0,177007
Adj. R-squared	0,018938	0,133670	0,177016	0,004207	0,165629
Sum sq. resids	3858,655	24,97072	4122098,0	4,908841	20,16804
S.E. equation	2,981763	0,239867	97,45728	0,106352	0,215569
F-statistic	2,415615	12,31490	16,77328	1,309843	15,55728
Log likelihood	-1104,023	7,378784	-2641,745	366,0587	54,47860
Akaike AIC	5,038652	-0,001718	12,01245	-1,628384	-0,215322
Schwarz SC	5,103558	0,063188	12,07736	-1,563478	-0,150417
Mean dependent	0,041648	0,001031	39,14414	0,002268	0,002146
S.D. dependent	3,010405	0,257709	107,4283	0,106576	0,235998
Determinant resid covariance (dof adj.)		2,425172			
Determinant resid covariance		2,238712			
Log likelihood		-3306,461			
Akaike information criterion		15,17669			
Schwarz criterion		15,54758			
Number of coefficients		40			

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***,**,* désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 18 – Estimation de long terme du PVECM :TEMPMAX et ICE

Variable	CointEq1
TEMPMAX(-1)	1,000000
ICE(-1)	32,75116*** (6,59635) [4,96504]
PIB(-1)	0,003991*** (0,00161) [2,47834]
EDUPRI(-1)	-12,85554*** (5,57651) [-2,30530]
URBG(-1)	1,437344 (2,62727) [0,54709]
C	73,16410

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***,**,* désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

A long terme, la complexité économique, le produit intérieur brut et l'enseignement primaire sont significatifs. Premièrement, l'augmentation d'une unité de l'indice de complexité économique entraîne une hausse du changement climatique (des températures maximales) de 32,751 degrés celsius. Nos résultats sont similaires à ceux de Zeraibi et al.,(2023). Deuxièmement, l'augmentation d'une unité du produit intérieur brut entraîne une hausse du changement climatique (des températures maximales) de 0,003 degré celsius. Nos résultats sont contraires à ceux de Hsiang (2010); Hsiang et Jina (2014); Hsiang (2016). Troisièmement, l'augmentation d'une année d'enseignement primaire entraîne une baisse du changement

climatique (des températures maximales) de -12,855 degrés celsius. Nos résultats sont conformes à ceux de Trott (2022).

Tableau 19 – MCO robuste : TEMPMAX

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
ICE	-2,676953***	1,015648	-2,635708	0,0084
PIB	0,000585***	0,000260	2,249313	0,0245
EDUPRI	3,233130***	0,270559	11,94982	0,0000
URBG	-0,867523***	0,415319	-2,088810	0,0367
Robust Statistics				
R-squared	0,042291		Adjusted R-squared	0,036427
Rw-squared	0,052400		Adjust Rw-squared	0,052400
Akaike info criterion	329,8438		Schwarz criterion	349,3663
Deviance	51185,92		Scale	12,55828
Rn-squared statistic	1627,565		Prob(Rn-squared stat.)	0,000000
Non-robust Statistics				
Mean dependent var	20,26417		S.D. dependent var	10,76895
S.E. of regression	10,57881		Sum squared resid	54836,53

Source : Auteurs

La méthode des moindres carrés robustes a permis de démontrer que toutes nos variables sont significatives.

FIGURE 3 – Normalité : TEMPMAX

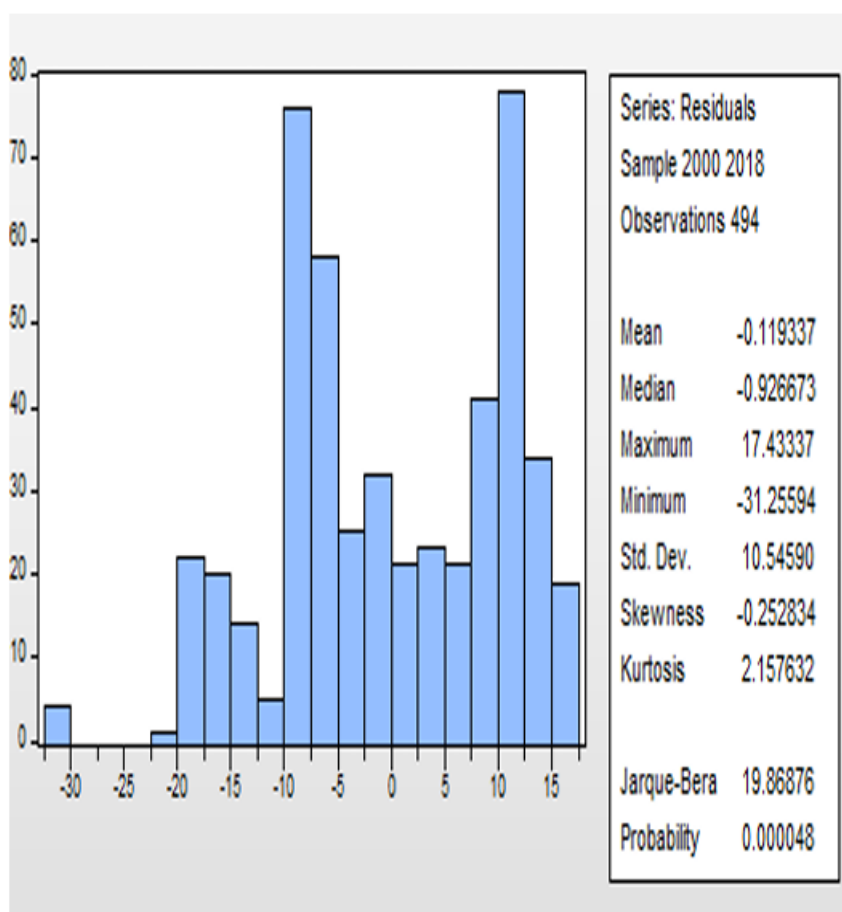


Tableau 20 – Test de portmanteau résiduels vec pour les autocorrélations : TEMPMAX

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	10,61286	—	10,63698	—	—
2	61,24880	0,0537	61,50361	0,0514	45

Source : Auteure

La force de rappel est négative (-0,034) et significative au seuil de 1%. A long terme, d'une part, l'augmentation d'une unité de l'indice de complexité économique amélioré entraîne une baisse du changement climatique (des précipitations) de -130,3% mm et, d'autre part, l'augmentation d'un habitant entraîne une baisse du changement climatique (des précipitations) de -201,09%. Nos résultats sont identiques à ceux de Saud et al. (2023) qui ont trouvé que la complexité économique réduit le changement climatique.

Tableau 21 – Test de WALD : TEMPMAX

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	1,209323	(4, 2)	0,4995
Chi-square	4,837294	4	0,3044

Null Hypothesis : C(1)=0, C(2)=0, C(3)=0, C(4)=0
Null Hypothesis Summary :

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	-2,816363	1,782743
C(2)	0,001319	0,001662
C(3)	0,671461	1,495625
C(4)	1,058409	1,649591

Source : Auteure

Tableau 22 – Estimation PVECM à court terme : lnPRECIP

Error Correction	D(LNPRECIP)	D(ICE _t)	D(POP)
CointEq1	-0,034658 (0,00924) [-3,75192]	0,001171 (0,00615) [0,19030]	0,010758 (0,00188) [5,70840]
D(LNPRECIP(-1))	-0,102663*** (0,04693) [-2,18767]	0,003282 (0,03127) [0,10498]	-0,011561 (0,00957) [-1,20745]
D(ICE _t (-1))	-0,096731 (0,07175) [-1,34815]	-0,238777*** (0,04781) [-4,99470]	0,007871 (0,01464) [0,53765]
D(POP(-1))	0,122319 (0,09599) [1,27431]	-0,005492 (0,06395) [-0,08587]	0,695974*** (0,01958) [35,5382]
C	0,008023 (0,01417) [0,56625]	-0,000178 (0,00944) [-0,01882]	0,004648 (0,00289) [1,60813]

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***, **, * désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 23 – Estimation PVECM à court terme : lnPRECIP (suite)

R-squared	0,047058	0,055674	0,746010
Adj. R-squared	0,038315	0,047010	0,743680
Sum sq. resids	38,51216	17,09647	1,603091
S.E. equation	0,297205	0,198020	0,060637
F-statistic	5,382598	6,426220	320,1514
Log likelihood	-88,15728	90,91122	612,8212
Akaike AIC	0,422482	-0,389620	-2,756559
Schwarz SC	0,468843	-0,343259	-2,710198
Mean dependent	0,007659	0,001449	0,001813
S.D. dependent	0,303067	0,202846	0,119769
Determinant resid covariance (dof adj.)		1,27E-05	
Determinant resid covariance		1,23E-05	
Log likelihood		615,7853	
Akaike information criterion		-2,711045	
Schwarz criterion		-2,544145	
Number of coefficients		18	

Source :Auteure, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***,**,* désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 24 – Estimation du PVECM à long terme : lnPRECIP

Variable	CointEq1
LNPRECIP(-1)	1,000000
ICE_(-1)	-1,303616*** (0,35170) [-3,70659]
POP(-1)	-2,010918*** (0,30505) [-6,59213]
C	-2,656390

Source :Auteur, à partir des données de la WDI (2021), de Climate Change Knowledge Portal (2021) et de Economic Complexity Observatory (2019)

Note : ***,**,* désignent les degrés de significativités respectifs de 1% ; 5% et 10%.
Les écarts types sont entre parenthèses et les t-statistiques entre crochets.

Tableau 25 – MCO robuste : lnPRECIP

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
ICE_	0,248537	0,132914	1,869907	0,0615
POP	2,588227	0,049113	52,69956	0,0000
Robust Statistics				
R-squared	-4,058211	Adjusted R-squared		-4,068492
Rw-squared	-3,476389	Adjust Rw-squared		-3,476389
Akaike info criterion	558,3144	Schwarz criterion		567,3887
Deviance	1658,909	Scale		1,728905
Rn-squared statistic	5564,065	Prob(Rn-squared stat.)		0,000000
Non-robust Statistics				
Mean dependent var	6,688878	S.D. dependent var		0,831553
S.E. of regression	2,097572	Sum squared resid		2164,706

Source : Auteure

Conclusion

L'objectif de cet article a été d'identifier la complexité économique comme stratégies d'adaptation aux effets du changement climatique sur le bien-être dans 26 pays de l'Afrique Subsaharienne au cours de la période de 2000 à 2018. Dans le souci d'atteindre cet objectif, nous avons utilisé les données provenant de World Development Indicators (mondiale, 2021b) et de of Economic Complexity. (2019). S'agissant de la méthodologie, nous avons eu recours à un Modèle Vectoriel à Correction d'Erreur en Panel (PVECM). Dans cet article, nous avons utilisé quatre proxys du changement climatique, à savoir les émissions de dioxyde de carbone (CO₂), les températures maximales (TEMPMAX), les températures minimales (TEMPMIN), le logarithme des précipitations (lnPRECIP). Premièrement, l'indice de complexité économique fait baisser les émissions de dioxyde de carbone (CO₂) de -3,672 tonnes métriques par habitant. Deuxièmement, l'indice de complexité économique entraîne une hausse des températures minimales de 30,215 degrés celsius. Troisièmement, l'indice de complexité économique entraîne une augmentation des températures maximales de 32,751 degrés celsius. Quatrièmement, l'indice de complexité économique amélioré fait baisser les précipitations de -130,3% de mm. Les résultats restent mitigés selon les différents proxys du changement climatique. En vue de résorber à une grande échelle, les effets du changement climatique sur le bien-être, nous proposons les énergies renouvelables comme stratégies d'adaptation au changement climatique.

BIBLIOGRAPHIE

- Anderson, A. 2012, «Climate change education for mitigation and adaptation», *Journal of Education for Sustainable Development*, vol. 6, no 2, p. 191–206.
- Ayadi, O. F., A. Chatterjee et C. P. Obi. 2000, «A vector autoregressive analysis of an oil dependent emerging economy—nigeria», *Opec review*, vol. 24, no 4, p. 329–349.
- Dogan, E. et F. Seker. 2016, «Determinants of co₂ emissions in the european union : the role of renewable and non-renewable energy», *Renewable Energy*, vol. 94, p. 429–439.
- of Economic Complexity., O. 2019, «The observatory of economic complexity», .
- Elheddad, M., A. J. Alfar, R. Haloub, N. Sharma et P. Gomes. 2022, «The impact of foreign direct investment (fdi) on renewable and non-renewable energy in bangladesh : does the global climate change emergencies required?», *International Journal of Emergency Services*.
- Essandoh, O. K., M. Islam et M. Kakinaka. 2020, «Linking international trade and foreign direct investment to co₂ emissions : any differences between developed and developing countries?», *Science of the Total Environment*, vol. 712, p. 136437.

Ghosh, S., D. Balsalobre-Lorente, B. Doğan, A. Paiano et B. Talbi. 2022, «Modelling an empirical framework of the implications of tourism and economic complexity on environmental sustainability in g7 economies», *Journal of Cleaner Production*, vol. 376, p. 134281.

Gould, K. A., D. N. Pellow et A. Schnaiberg. 2004, «Interrogating the treadmill of production : Everything you wanted to know about the treadmill but were afraid to ask», *Organization & Environment*, vol. 17, no 3, p. 296–316.

Hartmann, D., M. R. Guevara, C. Jara-Figueroa, M. Aristarán et C. A. Hidalgo. 2017, «Linking economic complexity, institutions, and income inequality», *World development*, vol. 93, p.75–93.

Hassan, S. T., P. Wang, I. Khan et B. Zhu. 2023, «The impact of economic complexity, technology advancements, and nuclear energy consumption on the ecological footprint of the usa : Towards circular economy initiatives», *Gondwana Research*, vol. 113, p. 237–246.

Hidalgo, C. A. et R. Hausmann. 2009, «The building blocks of economic complexity», *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 106, no 26, p. 10570–10575.

Hsiang, S. 2016, «Climate econometrics», *Annual Review of Resource Economics*, vol. 8, p.43–75.

Hsiang, S. M. 2010, «Temperatures and cyclones strongly associated with economic production in the caribbean and central america», *Proceedings of the National Academy of sciences*, vol. 107, no 35, p. 15367–15372.

Hsiang, S. M. et A. S. Jina. 2014, «The causal effect of environmental catastrophe on long-run economic growth : Evidence from 6,700 cyclones», *cahier de recherche*, National Bureau of Economic Research.

Hu, G., M. Can, S. R. Paramati, B. Doğan et J. Fang. 2020, «The effect of import product diversification on carbon emissions : New evidence for sustainable economic policies», *Economic Analysis and Policy*, vol. 65, p. 198–210.

Liu, H., W.-K. Wong, P. T. Cong, A. A. Nassani, M. Haffar et A. Abu-Rumman. 2023, «Linkage among urbanization, energy consumption, economic growth and carbon emissions. panel data analysis for china using ardl model», *Fuel*, vol. 332, p. 126122.

Lorenz, D. 1993, «Europe and east asia in the context of regionalization : Theory and economic policy», *Journal of Asian Economics*, vol. 4, no 2, p. 255–270.

Maddala, G. S. et K. Lahiri. 1992, *Introduction to econometrics*, vol. 2, Macmillan New York.

Meidinger, E. et A. Schnaiberg. 1980, «Social impact assessment as evaluation research : Claimants and claims», *Evaluation Review*, vol. 4, no 4, p. 507–535.

mondiale, B. 2021a, «Climate change knowledge portal», cahier de recherche, Banque mondiale.

mondiale, B. 2021b, «Des données au service d'une vie meilleure», cahier de recherche, Banque mondiale.

MONDJELI, M. N. et B. C. NOMO-BEYALA. 2023, «Does economic complexity matter for the mobilisation of tax revenues?», .

Pannier-Runacher, A. 2022, «Cop27 : Le monde nous regarde; nous ne pouvons pas nous permettre de décevoir à charm el-cheikh», .

Pellow, D. N. 2003, «Popular epidemiology and environmental movements : Mapping active narratives for empowerment», *Humanity & Society*, vol. 27, no 4, p. 596–612.

Rafique, M. Z., A. M. Nadeem, W. Xia, M. Ikram, H. M. Shoaib et U. Shahzad. 2022, «Does economic complexity matter for environmental sustainability? using ecological footprint as an indicator», *Environment, Development and Sustainability*, vol. 24, no 4, p. 4623–4640.

Rehman, A., H. Ma, M. Z. Chishti, I. Ozturk, M. Irfan et M. Ahmad. 2021, «Asymmetric investigation to track the effect of urbanization, energy utilization, fossil fuel energy and co2 emission on economic efficiency in china : another outlook», *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 28, p. 17319–17330.

Romero, J. P. et C. Gramkow. 2021, «Economic complexity and greenhouse gas emissions», *World Development*, vol. 139, p. 105317.

Sadorsky, P. 2014, «The effect of urbanization on co2 emissions in emerging economies», *Energy economics*, vol. 41, p. 147–153.

Saud, S., A. Haseeb, M. W. Zafar et H. Li. 2023, «Articulating natural resource abundance, economic complexity, education and environmental sustainability in mena countries : Evidence from advanced panel estimation», *Resources Policy*, vol. 80, p. 103261.

Shahzad, U., D. Ferraz, B. Doğan et D. A. do Nascimento Rebelatto. 2020, «Export product diversification and co2 emissions : Contextual evidences from developing and developed economies», *Journal of Cleaner Production*, vol. 276, p. 124146.

Swart, J. et L. Brinkmann. 2020, «Economic complexity and the environment : Evidence from brazil», dans *Universities and Sustainable Communities : Meeting the Goals of the Agenda 2030*, Springer, p. 3–45. Sweet, C. M. et D. S. E. Maggio. 2015, «Do stronger intellectual property rights increase innovation?», *World Development*, vol. 66, p. 665–677.

Trott, C. D. 2022, «Climate change education for transformation: Exploring the affective and attitudinal dimensions of children's learning and action», *Environmental Education Research*, vol. 28, no 7, p. 1023–1042.

Udemba, E. N., H. Güngör, F. V. Bekun et D. Kirikkaleli. 2021, «Economic performance of india amidst high co2 emissions», *Sustainable Production and Consumption*, vol. 27, p. 52-60.

Van Daalen, K. R., Jung, L., Dada, S., Othman, R., Barrios-Ruiz, A., Malolos, G. Z., ... & Lowe, R. (2024). Bridging the gender, climate, and health gap: the road to COP29. *The Lancet Planetary Health*, 8(12), e1088-e1105.

Wang, R., N. Mirza, D. G. Vasbieva, Q. Abbas et D. Xiong. 2020, «The nexus of carbon emissions, financial development, renewable energy consumption, and technological innovation : what should be the priorities in light of cop 21 agreements?», *Journal of Environmental Management*, vol. 271, p. 111027.

Wang, W.-Z., L.-C. Liu, H. Liao et Y.-M. Wei. 2021, «Impacts of urbanization on carbon emissions : An empirical analysis from oecd countries», *Energy Policy*, vol. 151, p. 112171.

Yilanci, V. et U. K. Pata. 2020, «Investigating the ekc hypothesis for china : the role of economic complexity on ecological footprint», *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 27, p. 32683–32694.

You, K., Y. Yu, W. Cai et Z. Liu. 2023, «The change in temporal trend and spatial distribution of co2 emissions of china's public and commercial buildings», *Building and Environment*, vol.29, p. 109956.

Zeraibi, A., A. Jahanger, T. S. Adebayo, M. Ramzan et Y. Yang. 2023, «Greenfield investments, economic complexity, and financial inclusion-environmental quality nexus in brics countries : Does renewable energy transition matter?», *Gondwana Research*.