

Digitalisation et transition énergétique dans la région MENA : quelles dynamiques ?

Digitalization and Energy Transition in the MENA Region: What Dynamics?

Mohamed IDALFAHIM^{a1}, Rachid EL BETTIOUI^b et Saad ELOUARDIRHI^a

^a Université Mohammed V de Rabat, Maroc.

^b Université Ibn Zohr d'Agadir, Maroc.

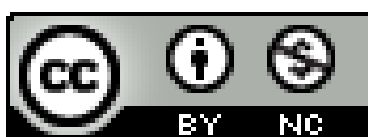
<i>Informations sur l'article</i>	<i>Résumé</i>
<p>Mots-Clés : Digitalisation ; Effets fixes ; MENA ; Panel ; Transition énergétique.</p> <p>JEL : O33 ; Q42 ; Q48 ; C23.</p>	<p>Cette étude examine l'effet de la digitalisation sur la transition énergétique dans 18 pays de la région MENA sur la période 2000-2023, ce qui constitue un panel de 432 observations (N = 18, T = 24). Nous construisons un indice composite de digitalisation à partir des abonnements mobiles, de la pénétration d'Internet et des abonnements au haut débit fixe, puis estimons des modèles de panel à effets fixes deux voies avec erreurs-types de Driscoll-Kraay ; des effets aléatoires et un test de Hausman sont mobilisés en robustesse. Les résultats montrent qu'une intensification de la digitalisation est associée, toutes choses égales par ailleurs, à une hausse statistiquement significative de la part des énergies renouvelables dans la consommation finale.</p>
<i>Article Info</i>	<i>Abstract</i>
<p>Keywords: Digitalization; Energy transition; Fixed effects; MENA; Panel.</p> <p>Received: 10 October 2025 Accepted: 2 December 2025 Published: 17 December 2025</p>	<p>This study examines the effect of digitalization on the energy transition in 18 countries in the MENA region over the period 2000-2023, constituting a panel of 432 observations (N = 18, T = 24). We build a composite digitalization index from mobile subscriptions, Internet penetration, and fixed broadband subscriptions, and estimate two-way fixed-effects panel models with Driscoll-Kraay standard errors; random-effects estimates and a Hausman test are used as robustness checks. The results indicate that a stronger digitalization process is, ceteris paribus, associated with a statistically significant increase in the share of renewable energy in final consumption.</p>

¹ Corresponding author : mohamed.chairi1985@gmail.com

DOI : <https://doi.org/10.23882/ijdam.25244>

Peer-review under responsibility of the scientific committee of the IJDAM Review

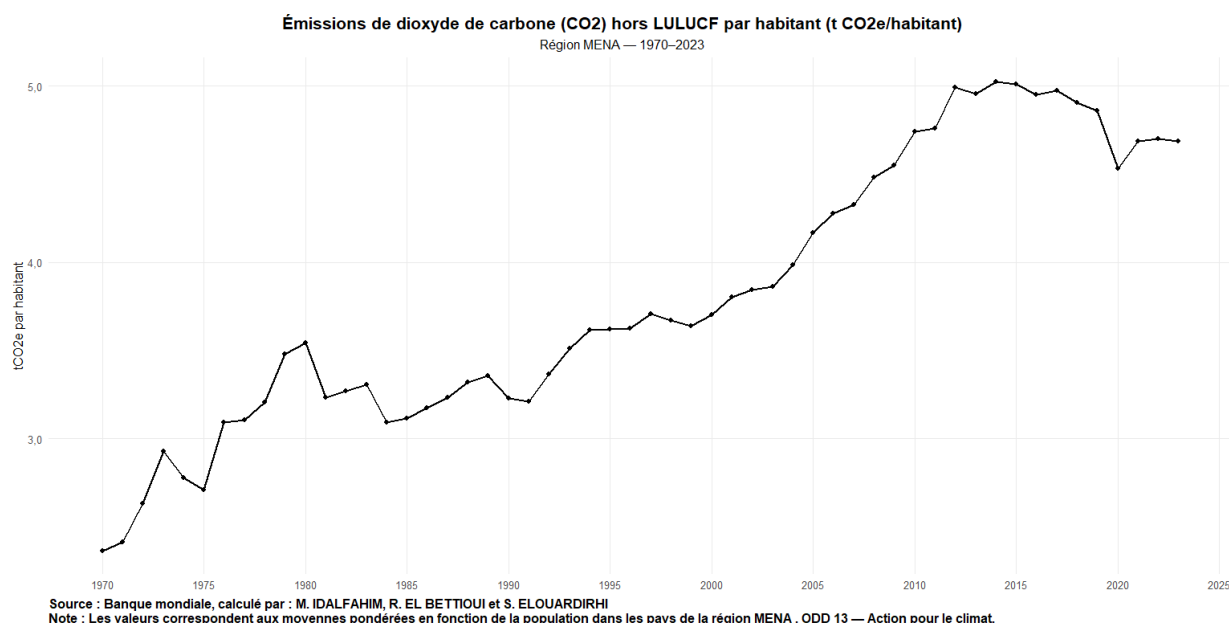
This is an open access article under the license Creative Commons Atribuição-NãoComercial 4.0.



Introduction

La région MENA est reconnue de longue date pour ses vastes gisements de pétrole et de gaz, qui ont soutenu la croissance et le développement économiques. Cette spécialisation s'est toutefois traduite par une forte dépendance aux combustibles fossiles et, partant, par des émissions de carbone élevées, contribuant au changement climatique mondial (Albaker et al. 2023; Hák et al. 2016). Dans le sillage de l'Accord de Paris, les Parties sont tenues de réduire leurs émissions et de contenir le réchauffement, objectifs également inscrits dans l'ODD 13 relatif à l'action climatique (Shahbaz et al. 2021). Pour la région MENA, ces engagements se heurtent à une dépendance structurelle aux hydrocarbures (pétrole et gaz), qui alimente la croissance mais pèse sur la trajectoire d'émissions. Plusieurs pays y figurent parmi les plus forts émetteurs par habitant, et l'ensemble de la région représente près de 8 % des émissions mondiales de CO_2 (Mahmood et al. 2023). La figure 1 montre que les émissions de CO_2 par habitant (hors LULUCF¹) y ont augmenté presque continûment depuis 1970 — d'environ 2,5 tCO_2e/hab au début de la période à près de 5 tCO_2e/hab au milieu des années 2010 — avec un repli transitoire en 2020 suivi d'un léger rebond jusqu'en 2023.

Figure 1.Émissions de CO_2 par habitant hors LULUCF dans la région MENA (1970–2023)

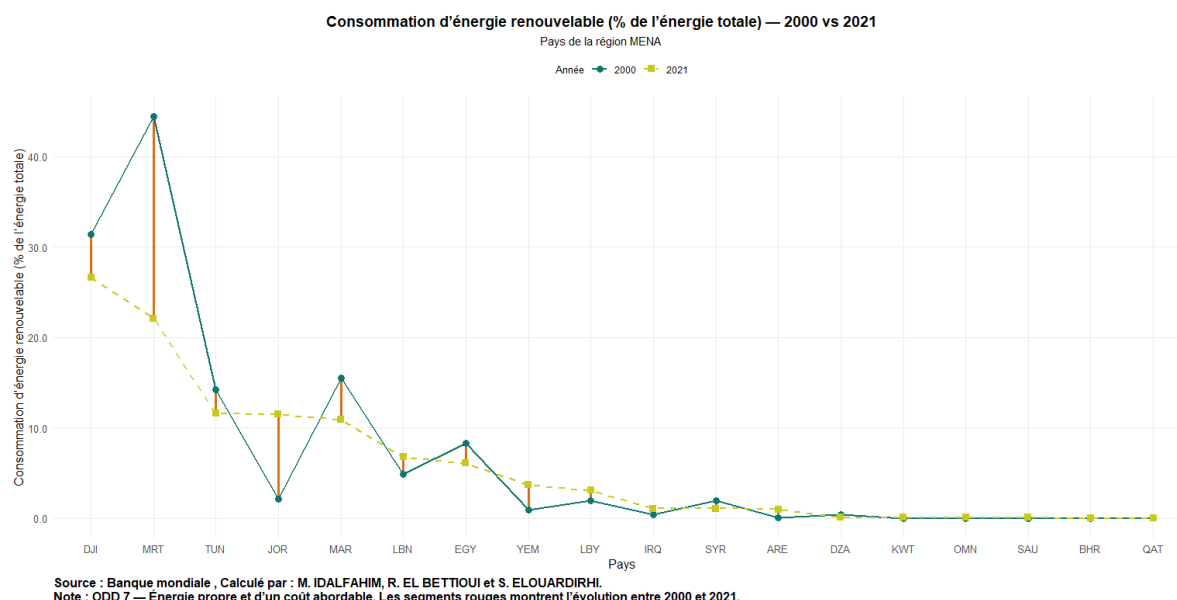


Source : Auteurs

¹ Land Use Change Land Use and Forestry

Par ailleurs, la part des énergies renouvelables dans la consommation totale d'énergie demeure structurellement faible et très hétérogène : les exportateurs d'hydrocarbures du Golfe restent autour de 0–1 % en 2000 comme en 2021, tandis que quelques pays non rentiers (p. ex. Djibouti, Mauritanie, Tunisie, Maroc) affichaient des niveaux à deux chiffres au début des années 2000, souvent en recul en 2021 ; d'autres (Jordanie, Yémen, Liban, Irak) ont enregistré des hausses notables (voir fig. 2). Dans l'ensemble, la progression régionale demeure ni uniforme ni suffisante pour infléchir le profil fortement fossile du mix énergétique, d'où l'urgence d'accélérer la transition vers des économies plus vertes et moins carbonées, à la fois pour des raisons environnementales et pour réduire la vulnérabilité aux marchés pétro-gaziers volatils.

Figure 2. Part des énergies renouvelables dans la consommation totale d'énergie — pays MENA (2000 - 2021)



Source : Auteurs

Au-delà du constat d'émissions élevées et d'une pénétration encore limitée des renouvelables dans la région MENA, l'accélération de la transition repose sur la modernisation des systèmes énergétiques. Plusieurs leviers y concourent — réformes tarifaires, cadre réglementaire, investissements réseaux, capital humain, interconnexions régionales —, mais la digitalisation constitue un facteur clé. En rendant le système plus mesurable et pilotable, elle réduit les coûts d'intégration des ENR, améliore l'efficacité et facilite la gestion de la demande.

L'effet de la digitalisation sur la transition énergétique est pluriel. Selon le cadre conceptuel de (Lange et al. 2020), le numérique peut accroître la demande d'énergie—directement via la production et l'usage des technologies de l'information, ou indirectement en stimulant les moteurs de la croissance économique. À l'inverse, les services TIC génèrent des économies d'énergie et,

plus largement, la digitalisation améliore l'efficacité énergétique. L'amélioration de l'efficacité énergétique par la digitalisation s'opère par cinq mécanismes complémentaires : (i) la modélisation et la simulation des procédés de production ; (ii) la conception et l'exploitation intelligentes des biens et services ; (iii) l'optimisation de la distribution et de la logistique, via de nouvelles structures de chaînes d'approvisionnement plus efficaces ; (iv) la reconfiguration des relations vendeur–acheteur rendue possible par le commerce électronique ; (v) l'évolution des formes d'organisation du travail, comme le travail intelligent (Berkhout et Hertin 2001).

Sur le plan théorique, notre analyse s'inscrit d'abord dans la perspective des transitions sociotechniques, où les systèmes énergétiques évoluent par reconfiguration conjointe des technologies, infrastructures, institutions et pratiques. Selon Geels (2002), les dynamiques d'innovations de niche interagissent avec les pressions du paysage (chocs de prix, impératifs climatiques) pour déstabiliser le régime établi et ouvrir des fenêtres de transition; la digitalisation — capteurs, données, IA, réseaux intelligents — opère alors comme une technologie habilitante qui réduit les coûts de coordination, accroît la flexibilité (effacement, agrégation de ressources distribuées) et lève des verrous de dépendance de sentier hérités des filières fossiles (voir Arthur, 1989; Unruh, 2000; Geels & Schot, 2007). Dans cette logique, l'essor des solutions numériques n'est pas une fin mais le moteur d'une recomposition systémique vers des architectures plus décentralisées et bas-carbone, particulièrement pertinentes pour l'intégration d'ENR variables.

Dans le prolongement, l'économie de l'innovation verte apporte un cadre micro-économique aux mécanismes d'adoption et aux incitations publiques. Selon Rennings (2000), l'éco-innovation souffre d'un double déficit d'incitations — externalités environnementales et externalités de connaissance — qui justifie un mix de politiques (prix du carbone, normes, soutien à la R&D). La digitalisation peut être analysée comme une General Purpose Technology au sens de Bresnahan & Trajtenberg (1995) : elle améliore l'efficacité énergétique des procédés (mesure, pilotage, maintenance prédictive), complète les technologies renouvelables (optimisation réseau, gestion de l'intermittence) et oriente la direction du progrès technique lorsque les signaux de prix et les cadres réglementaires sont crédibles (Acemoglu et al., 2012 ; Jaffe et al., 2005; Porter & van der Linde, 1995). Cette articulation entre reconfiguration sociotechnique et incitations économiques éclaire à la fois le potentiel accélérateur du numérique et ses limites (risques d'effets rebond et empreinte propre des TIC, Sorrell, 2009), ce qui plaide pour des politiques cohérentes alignant instruments, infrastructures et compétences.

Dans la littérature internationale, l'impact de la digitalisation sur la transition énergétique fait l'objet d'un intérêt croissant (Xu et al. 2022). Des travaux de Lin et Huang 2023, Du et al. 2023, Dong et

Ullah 2023, Tan et al. 2024, Li et al. 2023, Thanh et al. 2023, Benedetti et al. 2023, Zou et Ahmad 2023, Sajjad et al. 2023 et Kilinc-Ata et Rahman 2025 montrent que les technologies numériques — via leur intégration organisationnelle et réglementaire — améliorent l'efficacité énergétique et facilitent l'intégration des énergies renouvelables. Ces études convergent vers l'idée qu'un investissement accru dans les infrastructures et les compétences numériques constitue un levier pour atteindre les objectifs de durabilité énergétique. Plus largement, la synergie entre digitalisation et politiques de transition énergétique émerge comme un champ de recherche structurant, riche d'implications pour la conception et l'évaluation des politiques publiques.

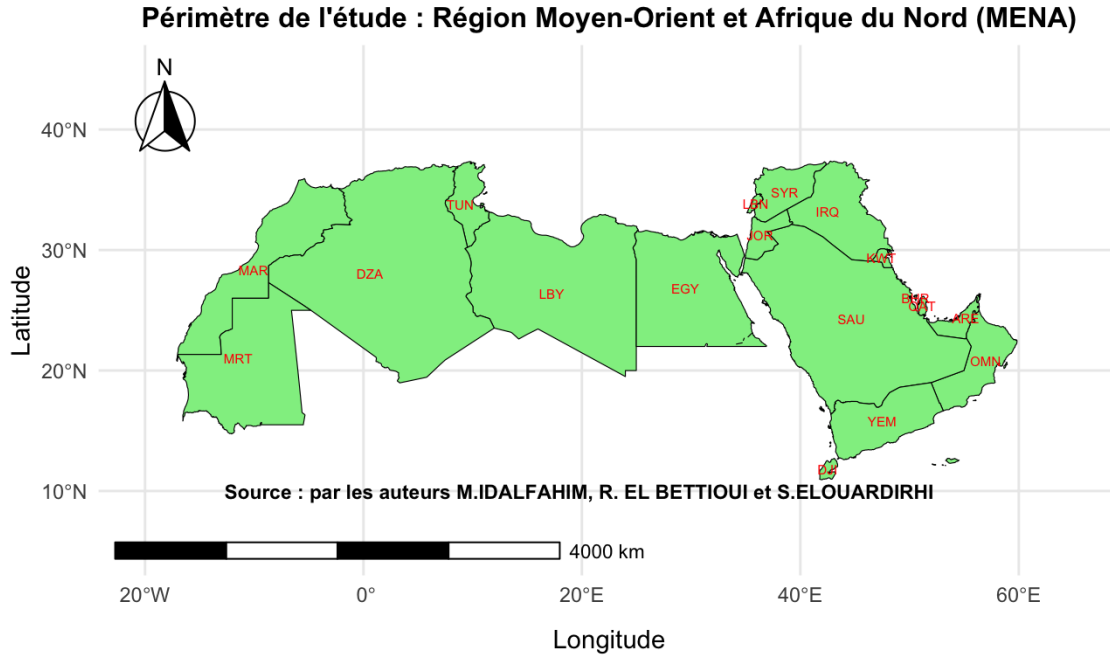
Au regard de ce diagnostic, notre objectif est d'analyser et d'évaluer l'impact de la digitalisation sur la transition énergétique dans la région MENA. L'originalité de l'étude réside (i) dans la construction d'un indice composite « within » de digitalisation — moyenne des z-scores des abonnements mobiles, des utilisateurs d'Internet et du haut débit fixe, recentrés sur la variation intra-pays et avec interpolation strictement limitée — ; (ii) dans la couverture d'un panel de 18 pays sur 2000–2023 ; (iii) dans une stratégie économétrique fondée sur un modèle à effets fixes deux-voies avec erreurs-types de Driscoll–Kraay, complétée par une estimation à effets aléatoires et un test de Hausman, après validation de la structure panel par les tests LM/Honda ; (iv) dans la mise en perspective des résultats pour l'élaboration de politiques publiques adaptées au contexte MENA. L'article est structuré comme suit. La section 2 présente la méthodologie de recherche. La section 3 rapporte les résultats empiriques. La section 4 discute les mécanismes économiques et les implications de politique publique. La section 5 conclut et propose des pistes de recherche futures.

1. Méthodologie

Cette étude explore l'impact de la digitalisation sur la transition énergétique dans dix-huit pays de la région MENA (Figure 3) sur la période 2000–2023 (panel déséquilibré). La transition énergétique est mesurée par la part des énergies renouvelables dans la consommation finale d'énergie. La digitalisation est approchée par trois proxys usuels : abonnements à la téléphonie mobile (pour 100 habitants), utilisateurs d'Internet (en % de la population) et abonnements au haut débit fixe (pour 100 habitants). Les variables de contrôle incluent le PIB réel par tête (en logarithme) et le taux d'urbanisation (en %). Les données proviennent de la base des données de la banque mondiale (The World Bank 2025 ; Arel-Bundock 2025).

Figure 3. Périmètre de l'étude : La région MENA ²

² Royaume du Maroc (MAR) ; République algérienne démocratique et populaire (DZA) ; République tunisienne (TUN) ; État de Libye (LBY) ; République arabe d'Égypte (EGY) ; République islamique de Mauritanie (MRT) ; Royaume hachémite de Jordanie (JOR) ; République libanaise (LBN) ;



Source : Auteurs

Afin de synthétiser la dimension de la digitalisation tout en se concentrant sur la variation temporelle intra-pays, nous construisons un indice composite “within” (Saisana et al. 2002 ; Centre 2008). Pour chaque proxy $x \in \{\text{mobile}, \text{internet}, \text{broadband}\}$, pays i et année t , on extrait la composante within en retirant les effets fixes pays et année estimés sur x :

$$\tilde{x}_{it} = x_{it} - \hat{\alpha}_i - \hat{\tau}_t \quad (1)$$

ce qui neutralise (i) les différences de niveau propres aux pays ($\hat{\alpha}_i$) et (ii) les chocs communs à toutes les économies une année donnée ($\hat{\tau}_t$), de sorte que \tilde{x}_{it} ne retienne que la dynamique propre à chaque pays dans le temps. De façon équivalente (“demeaning”) :

$$\tilde{x}_{it} = x_{it} - \bar{x}_i - \bar{x}_t + \bar{x}_{..} \quad (2)$$

Les séries résiduelles sont ensuite standardisées par un z-score,

$$z(\tilde{x}_{it}) = \frac{\tilde{x}_{it} - \mu(\tilde{x})}{\sigma(\tilde{x})} \quad (3)$$

ce qui les recentre et réduit (moyenne nulle, écart-type un) afin de les rendre comparables.

L’indice de digitalisation est la moyenne à poids égaux des trois composantes standardisées :

$$\text{digit_within}_{it} = \frac{1}{3} \left(z(\widetilde{\text{mobile}}_{it}) + z(\widetilde{\text{internet}}_{it}) + z(\widetilde{\text{broadband}}_{it}) \right) \quad (4)$$

République arabe syrienne (SYR) ; République d’Irak (IRQ) ; État du Koweït (KWT) ; Royaume de Bahreïn (BHR) ; État du Qatar (QAT) ; Émirats arabes unis (ARE) ; Sultanat d’Oman (OMN) ; République du Yémen (YEM) ; République de Djibouti (DJI) ; Royaume d’Arabie saoudite (SAU).

Les petites lacunes éventuelles sont traitées par interpolation linéaire intra-pays, strictement limitée à quatre années consécutives, afin d'éviter toute extrapolation de longue portée. En robustesse, nous considérons également un indice en niveaux (moyenne des z-scores des proxys bruts), mais la spécification centrale retient la version within. Le modèle économétrique de base est un modèle à effets fixes deux-voies :

$$ENE_{it} = \beta \text{digit}_{it} + \gamma' X_{it} + \alpha_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Où ENE_{it} désigne la part de la consommation d'énergies renouvelables, digit_{it} est l'indice de la digitalisation, X_{it} les variables de contrôles (log du PIB par habitant, taux de l'urbanisation), α_i et τ_t des effets fixes pays et année, et ε_{it} l'erreur idiosyncratique. L'inférence s'appuie sur des erreurs-types de Driscoll–Kraay (corrections HAC pour panels), robustes à l'hétéroscédasticité, à l'autocorrélation sérielle et à une dépendance transversale modérée (Driscoll et Kraay 1998; Hoechle 2007).

À des fins de robustesse, nous estimons également un modèle à effets aléatoires deux-voies :

$$ENE_{it} = \beta \text{digit}_{it} + \gamma' X_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

où u_i (pays) et v_t (année) sont aléatoires et supposés non corrélés aux régresseurs : $\mathbb{E}[u_i | X] = 0$ et $\mathbb{E}[v_t | X] = 0$. L'estimation s'effectue par GLS réalisable avec décomposition des composantes de variance (méthodologie usuelle de type (Paravastu Aananta Venkata Bhattandha Swamy et Arora 1972)). Le test de Hausman compare ensuite les estimateurs ((Hausman 1978; Hausman et Taylor 1981)) $\hat{\beta}_{RE}$ et $\hat{\beta}_{FE}$ via

$$H = (\hat{\beta}_{RE} - \hat{\beta}_{FE})' [Var(\hat{\beta}_{FE}) - Var(\hat{\beta}_{RE})]^{-1} (\hat{\beta}_{RE} - \hat{\beta}_{FE}) \sim \chi_k^2 \quad (7)$$

afin d'évaluer la plausibilité de l'exogénéité des effets. Dans notre application, la p-valeur élevée conduit à accepter l'admissibilité du modèle à effets aléatoires, tout en retenant les effets fixes avec erreurs de Driscoll–Kraay comme spécification principale au vu des diagnostics d'erreurs. La spécification en panel est justifiée par une batterie de tests LM. Le LM de Breusch–Pagan individuel vérifie l'hypothèse nulle $H_0: \sigma_u^2 = 0$ (absence d'effet pays) ; son rejet indique une hétérogénéité inobservable captée par des effets spécifiques α_i . Le LM de Breusch–Pagan temporel teste $H_0: \sigma_\lambda^2 = 0$ (absence d'effet année) ; son rejet révèle des chocs communs τ_t affectant simultanément les pays. Le test de Honda deux-voies examine l'hypothèse conjointe $H_0: \sigma_u^2 = \sigma_\lambda^2 = 0$; un rejet confirme la nécessité d'inclure simultanément des effets pays et année (Breusch et Pagan 1980; Honda 1985; Baltagi et Li 1990; Baltagi et al. 1999; King et Wu 1997).

Les traitements empiriques sont réalisés sous **R** (via RStudio). La gestion et l'estimation des modèles de panel s'appuient sur le package *plm* (Croissant et Millo 2008, 2019 ; Millo 2017). Les tests de spécification et de dépendances utilisent *lmtest* (Zeileis et al. 2002).

2. Résultats empiriques

Cette section présente les estimations de l'effet de la digitalisation sur la part des énergies renouvelables dans les pays MENA. Nous décrivons d'abord les tests qui motivent la spécification en panel et le choix des corrections d'inférence. Nous discutons ensuite la robustesse des résultats et proposons une lecture économique des coefficients clés.

Avant de présenter les coefficients, nous vérifions que la structure des données justifie un cadre panel à deux dimensions d'effets. Le LM de Breusch–Pagan individuel teste $H_0: \sigma_u^2 = 0$ (absence d'effet pays) et est nettement rejeté ($\chi^2 = 3134,9$, $p < 0,001$), indiquant une hétérogénéité inobservable entre pays ; le LM temporel teste $H_0: \sigma_\lambda^2 = 0$ (absence d'effet année) et est également rejeté ($\chi^2 = 10,263$, $p = 0,001$), suggérant des chocs communs annuels ; enfin, le test de Honda deux-voies ($H_0: \sigma_u^2 = \sigma_\lambda^2 = 0$) est rejeté ($z = 37,33$, $p < 0,001$). Ces diagnostics imposent l'inclusion simultanée d'effets pays et année et, pour l'inférence, l'usage d'erreurs-types robustes de Driscoll–Kraay. Le choix FE vs. RE est ensuite évalué par un test de Hausman (p-valeur élevée), mais quelle que soit cette décision, les tests LM/Honda indiquent clairement que la modélisation à effets fixes deux-voies est la plus appropriée pour cet échantillon.

Nous retenons les effets fixes plutôt que les effets aléatoires pour trois raisons complémentaires. (i) Sur le plan conceptuel, il est hautement plausible que la digitalisation soit corrélée à des caractéristiques inobservées et invariantes dans le temps propre aux pays (dotations en ressources, institutions, régulation énergétique, qualité de gouvernance). Or l'hypothèse clef des effets aléatoires, $E[u_i | X] = 0$, est alors fragile, tandis que les effets fixes autorisent une corrélation arbitraire entre u_i et les régresseurs et purgent ces hétérogénéités de niveau. (ii) Sur le plan empirique, les tests LM/Honda rejettent l'absence d'effets pays et année, ce qui milite pour une spécification à deux dimensions d'effets ; combinée à des erreurs-types de Driscoll–Kraay, la spécification FE offre une inférence robuste à l'hétéroscédasticité, à l'autocorrélation et à une dépendance transversale modérée, fréquentes en panels macro. (iii) Sur le plan de l'identification, notre question porte sur l'effet intra-pays dans le temps de la progression numérique sur la part des ENR ; l'estimateur FE isole précisément cette variation within, alors que l'estimateur RE mêle aussi la variation between potentiellement confondue par des différences structurelles entre pays. Certes, le test de Hausman ne rejette pas

l'admissibilité de RE dans notre échantillon, mais, par prudence et adéquation à la question posée, nous privilégions FE et reportons RE en robustesse.

Tableau 1. Effets de la digitalisation sur la part des ENR : FE vs RE

	<i>Part des ENR (%)</i>	
	FE deux-voies (1)	RE deux-voies (2)
digit	0.304*** (0.090)	0.339 (0.733)
gdp_pc_l	-3.746*** (0.504)	-3.230*** (0.678)
urban	-0.276*** (0.048)	-0.240*** (0.053)
Effets pays	Oui	Aléatoires
Effets année	Oui	Aléatoires
Erreurs-types	Driscoll–Kraay (lag=3)	HC cluster (pays)
Hausman χ^2 (df)	1.226 (3)	—
Hausman p-val	0.747	—
LM BP (individuel) p-val	0	—
LM BP (temps) p-val	0.00136	—
LM Honda (2-voies) p-val	0.000	—
R^2	0.156	0.220
R^2 ajusté	0.053	0.214

*Note : * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$, (.) Ecart-Type*

Source : Auteurs

Dans le modèle à effets fixes, l'indice de digitalisation est positivement et significativement associé à la part d'ENR : $\hat{\beta}_{\text{digit_within}} \approx 0,31$ ($p < 0,01$). Autrement dit, une hausse d'une unité de l'indice est liée, toutes choses égales par ailleurs, à une augmentation d'environ 0,3 point de pourcentage de la part des renouvelables. À l'inverse, le PIB réel par habitant (en log) présente un effet négatif et significatif ($\approx -3,76$, $p < 0,01$) : une hausse de 1 % du PIB/hab. est associée à $-0,0376$ point de pourcentage d'ENR. Le taux d'urbanisation est également négatif et significatif ($\approx -0,28$, $p < 0,01$) : un accroissement de 1 point d'urbanisation s'accompagne d'environ $-0,28$ point d'ENR.

3. Discussion des résultats

Cette section présente une discussion des résultats empiriques et situe leur portée économique dans le contexte MENA. Nous mettons en perspective le signe des coefficients estimés et la

pertinence de l'indice de digitalisation retenu, puis en tirons des enseignements de politique publique.

Le coefficient négatif associé au PIB réel par habitant (log) s'explique par la structure énergétique des économies MENA : la création de richesse demeure largement adossée aux hydrocarbures, de sorte que l'augmentation du revenu coïncide avec une plus forte mobilisation des vecteurs fossiles dans l'industrie, les transports et les usages résidentiels fortement climatisés. Des subventions et des prix administrés favorables aux énergies fossiles, la disponibilité domestique du gaz et le verrouillage d'infrastructures conçues pour ces vecteurs entretiennent cet arbitrage défavorable aux renouvelables. Comme la variable dépendante est une *part* d'ENR dans la consommation finale, une demande totale d'énergie qui croît plus vite que la capacité ENR—par effet de revenu et d'équipement—peut mécaniquement réduire cette part, même si la capacité renouvelable augmente en niveau.

Dans le même esprit, le coefficient négatif de l'urbanisation traduit une dynamique urbaine énergivore lorsque la planification n'intègre pas pleinement les contraintes climatiques et la performance du bâti. L'extension spatiale des villes, les besoins de refroidissement, la dépendance aux carburants dans la mobilité et l'héritage d'un réseau électrique dimensionné autour d'unités fossiles rapides à déployer conduisent à satisfaire une demande croissante par des solutions conventionnelles à court terme. Les contraintes de raccordement et les coûts d'intégration des EnR intermittentes en milieu urbain, combinés à des incitations tarifaires inadaptées, limitent encore la progression de la part des renouvelables.

À l'inverse, l'indice de digitalisation présente un coefficient positif robuste, ce qui indique qu'une accélération *intra-pays* de la capacité numérique—au-delà des niveaux structurels propres à chaque pays et des chocs communs annuels—s'accompagne d'une hausse mesurable de la part des EnR. Cette relation s'interprète par des mécanismes bien identifiés : amélioration de la prévision et de l'intégration des productions variables via des réseaux intelligents et des systèmes de conduite modernisés, pilotage de la demande et agrégation de flexibilités rendus possibles par des infrastructures de communication étendues, gains d'efficacité issus de la mesure continue et de l'automatisation, et meilleure planification par l'usage des données. La construction de l'indice *within*—moyenne des z-scores des abonnements mobiles, des utilisateurs d'Internet et du haut débit fixe, après retranchement des effets fixes pays et année—est ici justifiée : elle isole la dynamique numérique pertinente pour l'exploitation du système énergétique (dimension temporelle et opérationnelle) plutôt qu'un simple niveau de pénétration, hétérogène et largement déterminé par des caractéristiques structurelles.

Ces résultats suggèrent qu'une stratégie conjointe numérique-énergie est nécessaire pour desserrer les contraintes d'intégration des EnR dans la région : modernisation des réseaux et du comptage, extension de la connectivité haut débit et mobile au-delà des pôles métropolitains, alignement des prix relatifs par une réforme graduelle des subventions fossiles, et urbanisme orienté vers la performance énergétique. Dans un environnement où la croissance du revenu et l'urbanisation tendent à renforcer, à court terme, l'usage des vecteurs fossiles, la digitalisation apparaît comme un levier transversal capable de rehausser la part des énergies renouvelables en améliorant la flexibilité, l'efficacité et la gouvernance du système énergétique.

Conclusion

Cet article a évalué le lien entre la digitalisation et la transition énergétique dans dix-huit pays de la région MENA entre 2000 et 2023, contexte où la dépendance aux hydrocarbures et l'urbanisation rapide posent un défi particulier à la décarbonation. L'enjeu est important pour conjuguer la sécurité énergétique, la compétitivité et les objectifs climatiques dans une zone encore peu documentée par des analyses comparatives. Nous avons construit un indice composite *within* de digitalisation (abonnements mobiles, utilisateurs d'Internet, haut débit fixe) et estimé des modèles de panel à effets fixes deux-voies avec erreurs-types de Driscoll–Kraay, en les confrontant à des effets aléatoires (tests LM/Honda confirmant la nécessité d'effets pays et année, Hausman informant le choix FE/RE).

Les résultats indiquent qu'une hausse d'une unité de l'indice de la digitalisation s'accompagne, toutes choses égales par ailleurs, d'environ 0,30 point de pourcentage de part d'EnR, tandis que le PIB réel par habitant (en log) et l'urbanisation sont négativement associés à cette part, cohérents avec la prépondérance des vecteurs fossiles dans la structure de la demande et des infrastructures urbaines. Donc, il faut accélérer la transition en MENA par un couplage des réformes énergétiques et numériques—modernisation des réseaux et du comptage, extension de la connectivité haut débit et mobile, tarification et subventions alignées sur les coûts et le carbone, et planification urbaine orientée performance—afin d'accroître la flexibilité du système et l'intégration des renouvelables. En bref, plusieurs pistes d'amélioration s'imposent. Sur le plan de la mesure, enrichir l'indice vers une « digitalisation énergétique » permettrait de mieux capter les canaux techniques. Sur le plan de l'identification, recourir à des modèles de panel dynamiques de type GMM en système (Blundell–Bond), ainsi qu'à des cadres économétriques robustes à l'hétérogénéité et à la dépendance spatiale, aiderait à prendre en compte les dynamiques, effets de seuil et débordements. Enfin, l'introduction des autres variables de contrôles plus riches — structure des subventions et tarification des combustibles fossiles, prix relatifs électricité/gaz, potentiel solaire et éolien — renforcerait la robustesse causale et la portée opérationnelle des résultats pour la région MENA.

Annexe A — Inférence robuste (Driscoll–Kraay) sous effets fixes deux-voies

Considérons le modèle de panel

$$y_{it} = x_{it}'\beta + \alpha_i + \tau_t + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T,$$

où α_i (pays) et τ_t (année) sont des effets fixes. Notons par un tilde la transformation *within* deux-voies (résidualisation par rapport aux effets pays *et* année) : \tilde{y}_{it} et \tilde{x}_{it} . L'estimateur FE s'écrit

$$\hat{\beta}_{FE} = \left(\sum_{i,t} \tilde{x}_{it} \tilde{x}_{it}' \right)^{-1} \left(\sum_{i,t} \tilde{x}_{it} \tilde{y}_{it} \right),$$

avec résidus $\hat{u}_{it} = \tilde{y}_{it} - \tilde{x}_{it}'\hat{\beta}_{FE}$.

L'estimateur de variance-covariance de Driscoll–Kraay (T grand, N modéré) se construit à partir des contributions « score » moyennées en coupe transversale. Pour un panel possiblement déséquilibré, on définit

$$\psi_t \equiv \frac{1}{N_t} \sum_{i \in \mathcal{N}_t} \tilde{x}_{it} \hat{u}_{it},$$

où \mathcal{N}_t est l'ensemble des unités observées à t et $N_t = |\mathcal{N}_t|$. On forme les autocovariances temporelles

$$\hat{\Gamma}_h = \frac{1}{T} \sum_{t=h+1}^T \psi_t \psi_{t-h}', \quad h = 0, 1, \dots, q,$$

puis la matrice HAC (noyau de Bartlett/Newey–West) :

$$\hat{S}_{DK} = \hat{\Gamma}_0 + \sum_{h=1}^q w_h (\hat{\Gamma}_h + \hat{\Gamma}_h'), \quad w_h = 1 - \frac{h}{q+1}.$$

La variance robuste de $\hat{\beta}_{FE}$ est alors

$$\widehat{\text{Var}}_{DK}(\hat{\beta}_{FE}) = (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1} \hat{S}_{DK} (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1},$$

où \tilde{X} empile les \tilde{x}_{it} . Les écarts-types robustes proviennent de la racine carrée des éléments diagonaux de $\widehat{\text{Var}}_{DK}(\hat{\beta}_{FE})$, et les statistiques t sont calculées de manière usuelle.

Remarques.

(i) Le paramètre de troncature q peut être fixé (p. ex. $q = 3$) ou choisi par une règle de type Newey–West; (ii) l'estimation est robuste à l'hétéroscédasticité, à l'autocorrélation intra-unité et à une dépendance transversale faible via l'agrégation des ψ_t ; (iii) le panel non équilibré est traité en utilisant N_t selon la disponibilité des observations. (voir (Driscoll et Kraay 1998; Hoechle 2007)).

Annexe B — GLS faisable (FGLS) pour un modèle à effets aléatoires deux-voies

A.1 Modèle et hypothèses

On considère, pour $(i, t) \in \Omega$ (panel possiblement non équilibré),

$$y_{it} = x_{it}'\beta + u_i + v_t + \varepsilon_{it}, \quad u_i \sim (0, \sigma_u^2), \quad v_t \sim (0, \sigma_v^2), \quad \varepsilon_{it} \sim (0, \sigma_\varepsilon^2),$$

avec indépendance mutuelle et $\mathbb{E}[u_i | x] = \mathbb{E}[v_t | x] = 0$. En empilant y et X sur Ω ($m = |\Omega|$ observations),

$$y = X\beta + Zu + Tv + \varepsilon, \quad \Sigma \equiv \text{Var}(Zu + Tv + \varepsilon) = \sigma_\varepsilon^2 I_m + \sigma_u^2 ZZ' + \sigma_v^2 TT'.$$

A.2 Estimateur GLS et version faisable

L'estimateur GLS (inobservable car Σ inconnue) est

$$\hat{\beta}_{\text{GLS}} = (X'\Sigma^{-1}X)^{-1}X'\Sigma^{-1}y.$$

Le FGLS remplace Σ par $\hat{\Sigma}$ construit à partir d'estimateurs $\hat{\sigma}_u^2, \hat{\sigma}_v^2, \hat{\sigma}_\varepsilon^2$ issus d'une décomposition des composantes de variance de type Swamy–Arora (P. A. V. B. Swamy et Arora 1972; Baltagi 2005; Jeffrey M. Wooldridge 2010b):

$$\hat{\beta}_{\text{FGLS}} = (X'\hat{\Sigma}^{-1}X)^{-1}X'\hat{\Sigma}^{-1}y.$$

A.3 Transformation quasi-centrée

Soient les moyennes calculées *sur les cellules observées* :

$$\bar{y}_{i.} = \frac{1}{T_i} \sum_{t \in T_i} y_{it}, \quad \bar{y}_{.t} = \frac{1}{N_t} \sum_{i \in N_t} y_{it}, \quad \bar{y}_{..} = \frac{1}{m} \sum_{(i,t) \in \Omega} y_{it},$$

et de même pour x . Pour

$$\theta_i \equiv 1 - \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_\varepsilon^2 + T_i \sigma_u^2}, \quad \phi_t \equiv 1 - \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_\varepsilon^2 + N_t \sigma_v^2},$$

on définit, pour chaque observation,

$$\begin{cases} y_{it}^* = y_{it} - \theta_i \bar{y}_{i.} - \phi_t \bar{y}_{.t} + \theta_i \phi_t \bar{y}_{..}, \\ x_{it}^* = x_{it} - \theta_i \bar{x}_{i.} - \phi_t \bar{x}_{.t} + \theta_i \phi_t \bar{x}_{..} \end{cases}$$

L'erreur transformée ε_{it}^* satisfait alors $\text{Var}(\varepsilon^*) \approx \sigma_\varepsilon^2 I_m$, ce qui implique

$$\hat{\beta}_{\text{FGLS}} = (X^{*'}X^*)^{-1}X^{*'}y^*$$

Cette écriture montre l'équivalence entre GLS et MCO sur (y^*, X^*) avec θ_i, ϕ_t adaptés au panel non équilibré (dépendance en T_i et N_t).

A.4 Estimation des composantes de variance (Swamy–Arora)

1. *Étape initiale*. Estimer le modèle poolé $y_{it} = x_{it}'\beta + \eta_{it}$ et former les résidus $\hat{\eta}_{it}$.
2. *Formes quadratiques (ANOVA deux-voies)*. Avec les moyennes résiduelles $\bar{\eta}_{i.}, \bar{\eta}_{.t}, \bar{\eta}_{..}$,

$$Q_W = \sum_{(i,t) \in \Omega} (\hat{\eta}_{it} - \bar{\eta}_{i.} - \bar{\eta}_{.t} + \bar{\eta}_{..})^2,$$

$$Q_I = \sum_i T_i (\bar{\eta}_{i.} - \bar{\eta}_{..})^2, \quad Q_T = \sum_t N_t (\bar{\eta}_{.t} - \bar{\eta}_{..})^2.$$

On a des relations d'espérance de la forme

$$\mathbb{E}[Q_W] = \kappa_W \sigma_\varepsilon^2, \quad \mathbb{E}[Q_I] = \kappa_{Iu} \sigma_u^2 + \kappa_{Iv} \sigma_v^2 + \kappa_{I\varepsilon} \sigma_\varepsilon^2, \quad \mathbb{E}[Q_T] = \kappa_{Tu} \sigma_u^2 + \kappa_{Tv} \sigma_v^2 + \kappa_{T\varepsilon} \sigma_\varepsilon^2,$$

où les κ dépendent uniquement de la structure (non équilibrée) du panel.

3. *Moments généralisés.* En remplaçant l'espérance par l'observation, on résout le système linéaire en $(\sigma_\varepsilon^2, \sigma_u^2, \sigma_v^2)$ pour obtenir $(\hat{\sigma}_\varepsilon^2, \hat{\sigma}_u^2, \hat{\sigma}_v^2)$.
4. *Poids.* $\hat{\theta}_i = 1 - \frac{\hat{\sigma}_\varepsilon^2}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2 + T_i \hat{\sigma}_u^2}, \quad \hat{\phi}_t = 1 - \frac{\hat{\sigma}_\varepsilon^2}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2 + N_t \hat{\sigma}_v^2}.$
5. *FGLS.* Estimer $\hat{\beta}_{FGLS}$ par MCO sur (y^*, X^*) .

A.5 Écart-types

Sous homoscedasticité et absence d'autocorrélation après transformation,

$$\text{Var}(\hat{\beta}_{FGLS}) = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 (X^{*'} X^*)^{-1}.$$

(Voir (Swamy et Arora 1972 ; Baltagi 2009 ; Jeffrey M. Wooldridge 2010 ; Sevestre 2002)).

Références

- Acemoglu, D., Aghion, P., Bursztyn, L., & Hémous, D. (2012). The environment and directed technical change. *American economic review*, 102(1), 131-166.
- Albaker, Abdullah, Kashif Raza Abbasi, Akram Masoud Haddad, Magdalena Radulescu, Catalin Manescu, et Georgiana Tatiana Bondac. (2023). Analyzing the impact of renewable energy and green innovation on carbon emissions in the MENA region . *Energies* 16 (16): 6053.
- Arel-Bundock, Vincent. (2025). WDI: World Development Indicators and Other World Bank Data. <https://github.com/vincentarelbundock/wdi>.
- Arthur, W. B. (1989). Competing technologies, increasing returns, and lock-in by historical events. *The economic journal*, 99(394), 116-131.
- Baltagi, Badi H. (2009). *Econometric analysis of panel data: a companion to econometric analysis of panel data*. John Wiley & Sons Incorporated.
- Baltagi, Badi H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*. 3^e éd. Wiley.
- Baltagi, Badi H, Young-Jae Chang, et Qi Li. (1999). Testing for random individual and time effects using unbalanced panel data.
- Baltagi, Badi H, et Qi Li. (1990). A Lagrange multiplier test for the error components model with incomplete panels. *Econometric Reviews* 9 (1): 103-7.
- Benedetti, Ilaria, Giulio Guarini, et Tiziana Laureti. (2023). Digitalization in Europe: A potential driver of energy efficiency for the twin transition policy strategy. *Socio-Economic Planning Sciences* 89: 101701.

- Berkhout, Frans, et Julia Hertin. (2001). Impacts of information and communication technologies on environmental sustainability: Speculations and evidence. Report to the OECD, Brighton 21: 23.
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies 'Engines of growth?'. *Journal of econometrics*, 65(1), 83-108.
- Breusch, Trevor S, et Adrian R Pagan. (1980). The Lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The review of economic studies* 47 (1): 239-53.
- Centre, Joint Research. (2008). Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide. OECD publishing.
- Croissant, Yves, et Giovanni Millo. (2008). Panel data econometrics in R: The plm package. *Journal of statistical software* 27: 1-43.
- Croissant, Yves, et Giovanni Millo. (2019). Panel data econometrics with R. Wiley Online Library.
- Dong, Zhang, et Sana Ullah. (2023). Towards a green economy in China? Examining the impact of the internet of things and environmental regulation on green growth. *Sustainability* 15 (16): 12528.
- Driscoll, John C, et Aart C Kraay. (1998). Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data. *Review of economics and statistics* 80 (4): 549-60.
- Du, Juntao, Zhiyang Shen, Malin Song, et Linda Zhang. (2023). Nexus between digital transformation and energy technology innovation: An empirical test of A-share listed enterprises. *Energy Economics* 120: 106572.
- Geels, F. W. (2002). Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: a multi-level perspective and a case-study. *Research policy*, 31(8-9), 1257-1274.
- Geels, F. W., & Schot, J. (2007). Typology of sociotechnical transition pathways. *Research policy*, 36(3), 399-417.
- Hák, Tomáš, Svatava Janoušková, et Bedřich Moldan. (2016). Sustainable Development Goals: A need for relevant indicators. *Ecological indicators* 60: 565-73.
- Hausman, Jerry A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1251-71.
- Hausman, Jerry A, et William E Taylor. (1981). Panel data and unobservable individual effects. *Econometrica: Journal of the Econometric society*, 1377-98.
- Hoechle, Daniel. (2007). Robust standard errors for panel regressions with cross-sectional dependence. *The stata journal* 7 (3): 281-312.
- Honda, Yuzo. (1985). Testing the error components model with non-normal disturbances. *The review of economic studies* 52 (4): 681-90.
- Jaffe, A. B., Newell, R. G., & Stavins, R. N. (2005). A tale of two market failures: Technology and environmental policy. *Ecological economics*, 54(2-3), 164-174.
- Kilinc-Ata, Nurcan, et Maya Puspa Rahman. (2025). Digitalization and financial development contribution to the green energy transition in Malaysia: Findings from the BARDL approach. *Natural Resources Forum* 49: 2775-93.
- King, Maxwell L, et Ping X Wu. (1997). Locally optimal one-sided tests for multiparameter hypotheses. *Econometric Reviews* 16 (2): 131-56.

- Lange, Steffen, Johanna Pohl, et Tilman Santarius. (2020). Digitalization and energy consumption. Does ICT reduce energy demand? *Ecological economics* 176: 106760.
- Li, Wei, Ning Cao, et Zejia Xiang. (2023). Drivers of renewable energy transition: The role of ICT, human development, financialization, and R&D investment in China. *Renewable Energy* 206: 441-50.
- Lin, Boqiang, et Chencheng Huang. (2023). Promoting variable renewable energy integration: the moderating effect of digitalization. *Applied Energy* 337: 120891.
- Mahmood, Haider, Maham Furqan, Najia Saqib, Anass Hamadelneel Adow, et Muzaffar Abbas. (2023). Innovations and the CO2 emissions nexus in the MENA region: a spatial analysis. *Sustainability* 15 (13): 10729.
- Millo, Giovanni. (2017). Robust standard error estimators for panel models: A unifying approach. *Journal of Statistical Software* 82: 1-27.
- Porter, M. E., & Linde, C. V. D. (1995). Toward a new conception of the environment-competitiveness relationship. *Journal of economic perspectives*, 9(4), 97-118.
- Rennings, K. (2000). Redefining innovation—eco-innovation research and the contribution from ecological economics. *Ecological economics*, 32(2), 319-332.
- Saisana, Michaela, Stefano Tarantola, et al. (2002). State-of-the-art report on current methodologies and practices for composite indicator development. Vol. 214. European Commission, Joint Research Centre, Institute for the Protection and
- Sajjad, Muhammad, Anfeng Hu, Ahsan Waqar, et al. (2023). Evaluation of the success of industry 4.0 digitalization practices for sustainable construction management: Chinese construction industry. *Buildings* 13 (7): 1668.
- Sevestre, Patrick. (2002). *Econométrie des données de panel*. Dunod Paris.
- Shahbaz, Muhammad, Nader Trabelsi, Aviral Kumar Tiwari, Emmanuel Joel Aikins Abakah, et Zhilun Jiao. (2021). Relationship between green investments, energy markets, and stock markets in the aftermath of the global financial crisis. *Energy Economics* 104: 105655.
- Sorrell, S. (2009). Jevons' Paradox revisited: The evidence for backfire from improved energy efficiency. *Energy policy*, 37(4), 1456-1469.
- Swamy, P. A. V. B., et S. S. Arora. (1972). The Exact Finite Sample Properties of the Estimators of Coefficients in the Error Components Regression Model. *Econometrica* 40 (2): 261-75.
- Swamy, Paravastu Aananta Venkata Bhattandha, et Swarnjit S Arora. (1972). The exact finite sample properties of the estimators of coefficients in the error components regression models. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 261-75.
- Tan, Lisi, Zhuodong Yang, Muhammad Irfan, Chante Jian Ding, Mingjun Hu, et Jin Hu. (2024). Toward low-carbon sustainable development: Exploring the impact of digital economy development and industrial restructuring. *Business Strategy and the Environment* 33 (3): 2159-72.
- Thanh, To Trung, Le Thanh Ha, Hoang Phuong Dung, et Tran Thi Lan Huong. (2023). Impacts of digitalization on energy security: evidence from European countries. *Environment, development and sustainability* 25 (10): 11599-644.
- The World Bank. (2025). World Development Indicators (WDI). <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>.
- Unruh, G. C. (2000). Understanding carbon lock-in. *Energy policy*, 28(12), 817-830.

- Xu, Qiong, Meirui Zhong, et Xin Li. (2022). How does digitalization affect energy? International evidence. *Energy Economics* 107: 105879.
- Zeileis, Achim, Torsten Hothorn, et al. (2002). Diagnostic checking in regression relationships.
- Zou, Zhou, et Munir Ahmad. (2023). Economic digitalization and energy transition for green industrial development pathways. *Ecological Informatics* 78: 102323.