

Contribution de l'intelligence artificielle à l'efficacité énergétique au Maroc : Analyse économétrique à l'aide du modèle ARDL

The Contribution of Artificial Intelligence to Energy Efficiency in Morocco: An Econometric Analysis Using the ARDL Model

Sidi Moh RACHIDI, (*Doctorant en économie de l'énergie*)

Laboratoire LAREGS

École Supérieure de Technologie de Meknès (ESTM)

Université Moulay Ismail, Meknès, Maroc

Mohamed ELJIM, (*Professeur de l'enseignement supérieur*)

Laboratoire LAREGS

École Supérieure de Technologie de Meknès (ESTM)

Université Moulay Ismail, Meknès, Maroc

Adresse de correspondance :	Université Moulay Ismail École Supérieure de Technologie Maroc, Meknès Code postal : 50040 Tel : 0613-534035
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude et ils sont responsables de tout plagiat dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	RACHIDI, S. M., & ELJIM, M. (2025). Contribution de l'intelligence artificielle à l'efficacité énergétique au Maroc : Analyse économétrique à l'aide du modèle ARDL. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(6), 432–458.
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 06 (2025)

Contribution de l'intelligence artificielle à l'efficacité énergétique au Maroc : Analyse économétrique à l'aide du modèle ARDL

Résumé :

Dans un contexte mondial marqué par l'accélération de la transition énergétique et les émissions excessives du dioxyde de carbone (CO₂), cette étude se propose d'explorer l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur l'efficacité énergétique au Maroc. En mobilisant un modèle ARDL/ECM appliqué à des données annuelles couvrant la période 2000 - 2022, nous évaluons l'influence de deux proxys de l'IA : le nombre de brevets déposés en technologie des énergies renouvelables et le budget alloué à la recherche scientifique et l'innovation, sur l'intensité énergétique. Les résultats révèlent que l'innovation en IA améliore significativement l'efficacité énergétique à court terme, tandis que l'effet du financement public reste différé et complexe. D'autres facteurs tels que la croissance économique et les émissions de CO₂ sont également intégrés à l'analyse. L'étude fournit des pistes concrètes de politique énergétique durable axées sur l'innovation technologique.

Mots-clés : Efficacité énergétique, Intensité énergétique, Intelligence artificielle, ARDL, Maroc.

Classification JEL : C32, O33, Q4, Q55, Q54.

Type du papier : Recherche empirique

Abstract

In a global context marked by the energy transition, this study investigates the impact of artificial intelligence (AI) on energy efficiency in Morocco. Using an ARDL/ECM model applied to annual data from 2000 to 2022, we assess the influence of two AI proxies—namely the number of patents filed and the public budget allocated to scientific research and innovation—on energy intensity. The findings reveal that AI-driven innovation significantly improves energy efficiency in the short term, while the effect of public funding appears to be delayed and more complex. Additional factors such as economic growth and CO₂ emissions are also incorporated into the analysis. The study offers concrete recommendations for sustainable energy policy centered on technological innovation.

Keywords: Energy efficiency, Energy intensity, Artificial intelligence, ARDL, Morocco.

EL Classification : C32, O33, Q4, Q55, Q54

Paper type: Empirical research

1. Introduction

À l'ère de la transformation numérique, l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme une technologie transversale qui bouleverse les fondements des systèmes économiques, sociaux et industriels. En santé, éducation, agriculture, industrie, ou finance, les algorithmes intelligents améliorent la prise de décision, automatisent des tâches complexes, et optimisent la gestion des ressources. Plus récemment, leur intégration dans le secteur énergétique soulève de nouveaux enjeux liés à l'efficacité, la durabilité et l'innovation. D'après l'Agence internationale de l'énergie (AIE), les technologies numériques, incluant l'IA, pourraient réduire jusqu'à 10 % la demande énergétique mondiale d'ici 2040 si elles sont pleinement déployées dans les systèmes de gestion (IEA, 2017). Cette relation de convergence entre la transformation digitale et transition énergétique ne cesse de s'accélérer, notamment dans les pays cherchant à allier croissance économique, sécurité énergétique et réduction des émissions de CO₂.

Dans ce contexte, la question de l'efficacité énergétique se positionne comme une priorité stratégique mondiale. Elle vise à produire davantage de valeur économique par unité d'énergie consommée, et constitue donc un levier fondamental pour atteindre les objectifs climatiques fixés par les accords internationaux. Le Maroc, fortement engagé dans une transition énergétique ambitieuse depuis le lancement de sa stratégie énergétique nationale en 2009, a placé l'efficacité énergétique au cœur de ses politiques publiques. En témoignent l'adoption de la loi n° 47-09 relative à l'efficacité énergétique et la mise en place du Plan national d'efficacité énergétique 2030 (PNEE). En effet, ladite loi vise d'améliorer l'efficacité énergétique au Maroc de 20%, et ce, dans plusieurs secteurs (transport, industrie, résidentiel...) d'ici 2030. Malgré ces avancées, les indicateurs récents révèlent que des marges d'amélioration subsistent : selon les données de l'Agence marocaine pour l'efficacité énergétique (AMEE), l'intensité énergétique primaire reste supérieure à celle des pays européens, traduisant une consommation énergétique relativement inefficace par unité de PIB.

Parallèlement, l'essor de l'intelligence artificielle en Afrique et au Maroc, bien qu'encore naissant, constitue une opportunité majeure. En effet, plusieurs initiatives de recherche et développement se concentrent sur l'optimisation de la consommation énergétique grâce à l'IA, notamment dans la gestion intelligente des bâtiments, des réseaux de distribution électrique, et de la maintenance préventive des installations. Le nombre de brevets déposés dans les domaines de l'énergie renouvelable intégrant l'intelligence artificielle est en hausse, tandis que les efforts budgétaires alloués à la recherche scientifique et l'innovation connaissent une progression modérée, mais continue. Ces éléments laissent entrevoir un potentiel d'impact significatif de l'IA sur la performance énergétique du pays.

C'est dans cette double dynamique, montée en puissance de l'intelligence artificielle et impératif d'amélioration de l'efficacité énergétique, que s'inscrit la présente étude. Elle se propose d'examiner, à travers une approche économétrique appliquée au cas du Maroc, dans quelle mesure les technologies d'intelligence artificielle peuvent contribuer à une gestion énergétique plus efficiente. La problématique centrale de cette recherche se formule ainsi :

« Dans quelle mesure les technologies d'intelligence artificielle (IA) peuvent-elles contribuer à l'amélioration de l'efficacité énergétique au Maroc à court et à long terme ? »

Pour y répondre, l'article adopte une démarche empirique fondée sur l'exploitation de données annuelles couvrant la période entre 2000 et 2022. L'analyse repose sur un modèle ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) accompagné de sa version à correction d'erreur (ECM), permettant de modéliser simultanément les effets de court terme et les ajustements de long terme. Le recours à ce type de modèle se justifie par la nature des séries utilisées (stationnarité mixte) et par l'objectif d'évaluer des relations structurelles entre variables. L'étude s'appuie notamment sur deux indicateurs centraux : le nombre de brevets déposés dans les technologies énergétiques liées à l'IA (comme mesure de l'innovation technologique), et le budget public

alloué à la recherche scientifique et à l'innovation (comme proxy du soutien institutionnel). Des variables de contrôle, telles que la croissance économique et les émissions de CO₂, sont également intégrées pour mieux appréhender l'ensemble des déterminants.

La suite de l'article se structure comme suit : d'abord un aperçu historique mettant en relief les notions d'intelligence artificielle et de l'efficacité énergétique et de leurs interactions ; ensuite, une revue de littérature mettra en perspective les travaux existants sur les liens entre l'IA et l'efficacité énergétique, en particulier dans les contextes des pays émergents ; la section méthodologique présentera les données, les choix de modélisation et les justifications empiriques ; puis les résultats de l'estimation économétrique seront discutés avant de conclure par des recommandations pour les décideurs publics marocains. En éclairant les interactions entre intelligence artificielle et performance énergétique, cette étude ambitionne de contribuer à la réflexion stratégique sur la transition énergétique numérique au Maroc, et plus largement dans les pays en développement, notamment en Afrique.

2. Historique et définition de l'efficacité énergétique et l'intelligence artificielle

2.1. Notion d'efficacité énergétique

L'efficacité énergétique a commencé à attirer l'attention des acteurs politiques et économiques après les crises pétrolières des années 1970, qui ont révélé la dépendance excessive des économies mondiales aux énergies fossiles. Les premiers efforts se sont concentrés sur l'amélioration de l'efficacité dans les secteurs industriel et résidentiel pour réduire la consommation d'énergie (AIE, 2020). Au cours des décennies suivantes, les innovations technologiques ont renforcé cette tendance. Dans les années 2000, avec la montée des préoccupations liées au changement climatique, l'efficacité énergétique est devenue un pilier essentiel de la transition énergétique mondiale (World Energy Council, 2019). Aujourd'hui, l'efficacité énergétique est vue comme l'une des méthodes les plus rapides et économiques pour réduire les émissions de gaz à effet de serre (Commission Européenne, 2020). Dans ce contexte, la situation énergétique au Maroc est marquée par une dépendance historique aux énergies fossiles importées, associée à une volonté affirmée de transition vers des énergies renouvelables. Le Maroc a également fait des progrès dans le domaine de l'efficacité énergétique, en particulier dans les secteurs des bâtiments, de l'industrie et des transports. Des politiques publiques comme les normes d'efficacité énergétique dans les bâtiments et les programmes de gestion de l'énergie dans l'industrie visent à réduire la consommation d'énergie tout en maintenant la croissance économique (AMEE, 2020).

2.2. Définition de l'efficacité énergétique

Selon la littérature, l'efficacité énergétique est synonyme de l'utilisation rationnelle de l'énergie, la réduction de la consommation d'énergie, la réduction de la dépendance aux énergies fossiles, le pilier de la transition énergétique, le recourt aux énergies renouvelables, l'atténuation des gaz à effet de serre, la sobriété énergétique. Bref tout, sauf ce qui vient des énergies excessivement polluantes et dangereux pour toute la planète et ses différents écosystèmes. Ci-dessous, nous donnons quelques définitions de l'efficacité énergétique les plus utilisées à l'échelle mondiale : Selon l'Agence Internationale de l'Energie (AIE, 2020), l'efficacité énergétique désigne l'utilisation rationnelle de l'énergie, c'est-à-dire obtenir le même niveau de service ou de production tout en consommant moins d'énergie. Quant à l'Agence Marocaine pour l'Efficacité Énergétique (AMEE, 2021), L'efficacité énergétique consiste à réduire la consommation d'énergie tout en maintenant le même niveau de confort et de productivité, en particulier dans les secteurs de l'industrie, des transports et des bâtiments.

Pour le Conseil mondial de l'énergie (WEC,2019), il définit l'efficacité énergétique en tant que relation entre les résultats obtenus en matière d'utilisation de l'énergie et la quantité d'énergie utilisée. C'est l'une des manières les plus rapides et les plus rentables de réduire la demande énergétique et de diminuer les émissions de gaz à effet de serre.

En 2020, la Commission Européenne a qualifié l'efficacité énergétique comme un pilier fondamental de la transition énergétique qui consiste à réduire la consommation d'énergie sans compromettre le niveau de service énergétique, en optimisant les technologies et les pratiques de gestion de l'énergie.

2.3. Notion et définition de l'intelligence artificielle

Il s'agit d'un phénomène en pleine évolution, l'intelligence artificielle (IA) est considérée comme la technologie consistant à développer des machines ayant la capacité de simuler quelques formes de l'intelligence humaine telles que l'apprentissage, le raisonnement, la perception voire la prise de décision. Au cours de plusieurs années, l'IA est devenue l'épine dorsale de l'innovation technologique dans divers secteurs : la médecine, l'industrie, et les systèmes énergétiques, contribuant ainsi à optimiser les ressources et à résoudre des problèmes les plus complexes.

L'intelligence artificielle (IA) a été définie de diverses manières selon les époques et les auteurs. Dès 1950, Alan Turing introduit une définition fondatrice en affirmant qu'une machine est considérée comme intelligente lorsqu'elle est dotée de la capacité de tromper un humain en lui faisant croire qu'elle est humaine (TURING, 1950). Une perspective qui a mis l'accent sur la simulation du comportement humain. Dans un cadre plus technique, Jean-Gabriel Ganascia (2017), spécialiste français en IA, la définit à son tour comme l'ensemble des théories et des techniques consistant à développer des programmes informatiques capables de simuler certains traits de l'intelligence humaine, tels que le raisonnement, l'apprentissage ou la perception. Quant aux auteurs Marquis et al.(2014), ils proposent une approche axée sur la modélisation des comportements intelligents en considérant l'IA comme une discipline qui vise la reproduction de tels comportements via des systèmes artificiels, avec une attention particulière portée à la résolution de problèmes et à l'apprentissage.

Plus récemment, Stuart Russell et Peter Norvig et al. (2022) définissent l'IA comme « l'étude des agents intelligents, autrement dit, des systèmes capables de percevoir leur environnement et de prendre des décisions maximisant leurs chances de succès », soulignant ainsi la dimension autonome et adaptative des systèmes. Enfin, une vision plus pragmatique est apportée par Luc Julia, cocréateur de Siri, qui considère que « l'intelligence artificielle est simplement un ensemble de techniques qui permettent à des machines d'imiter certaines fonctions cognitives de l'être humain, mais qui restent limitées aux tâches spécifiques pour lesquelles elles ont été programmées » (Julia & Khayat, 2019). Cette définition met l'accent sur les limites fonctionnelles des systèmes d'IA actuels, ancrés dans des domaines d'application précis.

3. État de l'art sur le rôle de l'intelligence artificielle dans l'efficacité énergétique

Depuis le développement de l'intelligence artificielle (IA), elle a toujours joué un rôle crucial dans la transition énergétique, notamment l'amélioration de l'efficacité énergétique. Nous allons à présent essayer d'élaborer une revue de la littérature explorant les importantes contributions, tant théoriques qu'empiriques, sur le sujet de la transition énergétique et ce, dans toutes ses composantes, notamment sur le plan de l'efficacité énergétique.

3.1. Revue de la littérature théorique

Plusieurs études ont examiné le potentiel de l'IA dans le secteur énergétique sur les aspects de

l'optimisation des systèmes énergétiques, la gestion intelligente des bâtiments et réseaux électriques intelligents. En effet, l'IA permet d'optimiser la production et la consommation d'énergie en ajustant en temps réel les paramètres des équipements pour maximiser leur efficacité (France renouvelables, s. d.) et contribue à la modernisation des infrastructures électriques en améliorant la gestion des réseaux et en intégrant les sources d'énergie renouvelable (Majit & Amrous, 2024). De surcroît, l'IA facilite la gestion énergétique des bâtiments en identifiant les dysfonctionnements et en optimisant les systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (HVAC) (BGI, 2022). Ci-dessous, un tableau récapitulatif de la littérature théorique.

Tableau 1 : récapitulatif de la revue de la littérature théorique

Auteur(s)	Théorie développée	Concepts clés abordés	Principales contributions
Cédric Villani (2018)	Stratégie nationale pour l'IA et transition énergétique	Réseaux intelligents, IA et éthique, données énergétiques	Proposition d'une feuille de route pour une IA responsable dans le secteur énergétique
(Guérassimoff, 2023)	Convergence numérique-énergie	Transformation numérique des systèmes énergétiques	Analyse les synergies entre numérisation et transition énergétique en Europe
Patrice Geoffron (2023)	Économie numérique et transition énergétique	IA, consommation énergétique, développement durable	Étudie les apports et défis des technologies numériques dans la durabilité énergétique
Luccioni et al. (2023)	Écologie de l'intelligence artificielle	Empreinte carbone de l'IA, durabilité, climat	Quantifie l'impact environnemental des modèles IA et propose des pratiques durables
(Hadjout et al., 2022)	Optimisation énergétique par IA	Apprentissage automatique, séries temporelles, big data	Applique des méthodes d'IA pour prévoir la demande et optimiser l'usage énergétique
(Acemoglu & Restrepo, 2018)	Théorie de l'automatisation et redistribution des gains économiques	Effets de l'automatisation sur l'emploi et la productivité	L'IA et l'automatisation améliorent la productivité énergétique, mais nécessitent des politiques d'accompagnement
(Saheb & Dehghani, 2021)	Application de l'intelligence artificielle dans la promotion de l'énergie durable via une approche d'analyse de contenu assistée par modélisation thématique.	Intelligence artificielle, énergie durable, modélisation thématique contextuelle, analyse de contenu scientifique.	Analyse systématique des principales thématiques de recherche sur l'IA appliquée à l'énergie durable en utilisant des techniques avancées de fouille de texte ; identification des tendances et des lacunes de la littérature existante.
(Rashid et al., 2024)	Intégration croissante de l'intelligence artificielle dans la production, la gestion et l'optimisation des énergies renouvelables.	Apprentissage automatique, réseaux neuronaux, optimisation de l'énergie renouvelable, prévision de production, maintenance prédictive, transition énergétique.	Propose une revue exhaustive des travaux récents sur l'application de l'IA dans l'énergie renouvelable ; identifie les tendances futures ; analyse les défis actuels et offre des perspectives de recherche pour améliorer la contribution de l'IA à la durabilité énergétique.
(Comby et al., 2023)	Interactions entre transition énergétique et transition numérique ; analyse croisée des enjeux écologiques et technologiques.	Consommation énergétique du numérique, impacts environnementaux des infrastructures digitales, rôle du numérique dans la transition énergétique.	Présente un état des lieux des défis liés à la double transition énergétique et numérique ; met en lumière les contradictions potentielles entre les deux dynamiques ; propose des pistes pour une numérisation plus soutenable au service de la transition énergétique.

Source : élaboré par les auteurs

En guise de synthèse, les travaux recensés montrent que l'intelligence artificielle (IA) joue un rôle clé dans l'optimisation de l'usage énergétique (Hadjout et al., 2022) et la promotion d'une

transition énergétique durable (Villani, 2018 ; Guérassimoff, 2023). Toutefois, l'empreinte environnementale de l'IA reste préoccupante (Luccioni et al., 2023), nécessitant des pratiques de développement durable adaptées. Plusieurs auteurs (Rashid et al., 2024 ; Saheb & Dehghani, 2021) soulignent l'importance d'intégrer l'IA dans la gestion et la prévision des énergies renouvelables, tout en alertant sur la nécessité de politiques d'accompagnement (Acemoglu & Restrepo, 2018). Enfin, le double dynamique entre numérisation et transition énergétique nécessite une approche équilibrée pour éviter des effets rebonds environnementaux (Comby et al., 2023).

3.2. Revue de la littérature empirique

L'intelligence artificielle offre des opportunités significatives pour améliorer l'efficacité énergétique et faciliter la transition vers des systèmes énergétiques durables. Cependant, des défis subsistent, notamment en ce qui concerne la qualité des données et la généralisation des résultats empiriques en plus des contraintes relatives aux choix de modèles économétriques pertinents. De ce fait, des recherches s'avèrent nécessaires pour exploiter pleinement le potentiel de l'IA dans le secteur énergétique. Nous donnons ci-dessous un bref aperçu des études empiriques qui ont été réalisées pour mettre à découvert l'apport l'application de l'IA dans le domaine de l'efficacité énergétique :

Tableau 2 : récapitulatif de la revue de la littérature empirique

Auteur(s)	Objectif de l'étude	Modèles économétriques mobilisés	Principaux résultats
(FAROUKI & FERROUD, 2024)	Examiner l'impact de la transition énergétique sur la croissance économique au Maroc	ARDL, test de cointégration aux bornes de Pesaran, causalité de Toda-Yamamoto	La consommation d'EnR et la FBCF ont un effet positif sur le PIB à long terme ; la consommation d'énergies non renouvelables exerce un effet positif, mais non significatif
Sultana et al. (2025)	Analyser l'influence de l'innovation en IA, de la croissance du PIB, de l'utilisation des EnR, de l'économie numérique et de l'industrialisation sur les émissions de CO2 aux États-Unis	ARDL, causalité de Granger	L'innovation en IA, l'utilisation des EnR et l'économie numérique réduisent les émissions de CO2 ; la croissance du PIB et l'industrialisation les augmentent
Chowdhury et al. (2025)	Étudie de l'impact de l'innovation en IA, de la croissance économique, des (IDE), de la consommation d'énergie et de l'urbanisation sur les émissions de CO2 aux États-Unis	ARDL intégré au modèle STIRPAT, causalité de Granger	L'innovation en IA contribue à la réduction des émissions de CO2 ; la croissance économique, la consommation d'énergie, les IDE et l'urbanisation les augmentent
Liu et al. (2022)	Exploration de la relation dynamique entre l'efficacité énergétique, le commerce, la croissance économique et les émissions de CO2 aux États-Unis	Modèle ARDL de Fourier, tests de racine unitaire de Fourier-ADF et Fourier-LM	L'amélioration de l'efficacité énergétique réduit les émissions de CO2 à court et à long terme ; la croissance économique et le commerce les augmentent
Ding et al. (2024)	Évaluation du potentiel de l'IA pour réduire la consommation d'énergie et les émissions de carbone dans les bâtiments commerciaux aux États-Unis	Analyse de scénarios, modélisation énergétique basée sur l'IA	L'adoption de l'IA pourrait réduire la consommation d'énergie et les émissions de carbone des bâtiments commerciaux de 8 % à 19 % d'ici 2050

Ogundiran et al. (2024)	Réalisation d'une revue systématique de l'utilisation de l'IA pour l'efficacité énergétique et la qualité de l'environnement intérieur dans les bâtiments	Revue systématique	L'IA améliore l'efficacité énergétique et la qualité de l'environnement intérieur dans les bâtiments ; identification des tendances et des lacunes dans la recherche actuelle
Chen et al. (2022)	Examiner l'efficacité des systèmes basés sur l'IA pour réduire les émissions de gaz à effet de serre dans la région MENA	Étude comparative entre systèmes ordinaires et basés sur l'IA	Les systèmes basés sur l'IA ont réduit les émissions de gaz à effet de serre jusqu'à 33,6 % par rapport aux systèmes ordinaires
Verdecchia et al. (2022)	Étudier l'impact des approches centrées sur les données pour améliorer l'efficacité énergétique de l'IA	Étude empirique sur la consommation d'énergie de différents algorithmes d'IA	Les modifications des ensembles de données peuvent réduire la consommation d'énergie de l'IA jusqu'à 92,16 %, souvent sans perte significative de précision
Sánchez-Mompó et al. (2025)	Analyser la consommation d'énergie des modèles d'IA discriminatifs et génératifs dans des pipelines MLOps réels	Étude empirique avec mesures logicielles de la consommation d'énergie	L'optimisation des architectures, des hyperparamètres et du matériel peut réduire significativement la consommation d'énergie sans sacrifier les performances
Azaroual, F. (2024)	Analyser les défis et opportunités de l'adoption de l'IA en Afrique	Analyse descriptive basée sur des indicateurs de préparation à l'IA	Identification des pays africains les mieux préparés à l'adoption de l'IA ; mise en évidence des disparités régionales
(Aublang, 2024)	Mettre l'IA au service du développement durable en Afrique, notamment dans le domaine de l'énergie	Projets pilotes utilisant des algorithmes d'IA pour optimiser la consommation énergétique	Développement de solutions innovantes pour améliorer l'efficacité énergétique et la gestion des ressources
Ficou, M. (2025)	Explorer le rôle de l'IA dans la transition énergétique durable en Afrique	Études de cas et analyses descriptives	Mise en évidence de l'utilisation de l'IA pour optimiser la production et la distribution d'énergie renouvelable dans plusieurs pays africains
IRENA et Bad (2022)	Analyser le marché des énergies renouvelables en Afrique	Analyse de marché basée sur des données statistiques	Mise en évidence des opportunités de croissance des énergies renouvelables et du rôle des technologies numériques
Villani, C. (2018)	Proposer une stratégie nationale pour l'IA et la transition énergétique en France	Rapport stratégique basé sur des consultations et des analyses sectorielles	Élaboration d'une feuille de route pour une IA responsable dans le secteur énergétique

Source : élaboré par les auteurs

En somme, les études empiriques confirment que l'innovation en intelligence artificielle (IA) et la transition énergétique contribuent significativement à la réduction des émissions de CO₂, comme le montrent les modèles ARDL, STIRPAT et tests de cointégration mobilisés (Sultana et al., 2025 ; Chowdhury et al., 2025 ; Liu et al., 2022). L'adoption de l'IA dans la gestion énergétique permet également d'optimiser la consommation d'énergie dans les bâtiments et les secteurs industriels, comme illustré par des approches de scénarios et de modélisation basées sur l'IA (Ding et al., 2024 ; Ogundiran et al., 2024). Toutefois, les bénéfices énergétiques varient selon les stratégies régionales d'intégration, en particulier en Afrique (Azaroual, 2024 ; Ficou, 2025). Des études empiriques sur l'optimisation des données et des algorithmes (Verdecchia et al., 2022 ; Sánchez-Mompó et al., 2025) confirment que des gains d'efficacité énergétique jusqu'à 92 % sont possibles sans perte de précision. Enfin, les rapports stratégiques sectoriels (Villani, 2018 ; IRENA et Bad, 2022) soulignent l'importance de combiner transition énergétique et numérisation pour garantir une durabilité renforcée.

3.3. Élaborations des hypothèses de recherche

D'après la revue de la littérature, plusieurs travaux théoriques ont montré que l'IA permet d'optimiser les systèmes énergétiques, notamment à travers les smart grids, la gestion intelligente des bâtiments, et la prévision de la demande énergétique (Hadjout et al., 2022 ; BGI, 2022). Cette convergence entre numérique et énergie est au cœur des réflexions sur la durabilité énergétique (Guérassimoff, 2023 ; Geoffron, 2023), tandis que d'autres chercheurs alertent sur l'empreinte carbone croissante des systèmes d'IA, appelant à une écologie de l'intelligence artificielle (Luccioni et al., 2023).

Par ailleurs, la théorie de l'automatisation (Acemoglu & Restrepo, 2018) montre que l'IA peut améliorer la productivité énergétique, mais nécessite une gouvernance adaptée pour redistribuer équitablement ses gains. Dans le domaine des politiques publiques, les travaux de Villani (2018) et Comby et al. (2023) mettent en évidence les défis et les opportunités de l'alignement entre transformation numérique et transition énergétique.

Toutefois, la littérature théorique suggère que l'IA représente à la fois une opportunité d'optimisation énergétique et un défi en matière de soutenabilité. Cette dualité appelle à une intégration stratégique de l'IA dans les politiques énergétiques pour maximiser ses effets bénéfiques tout en limitant ses externalités négatives. Cela nous permet de poser des hypothèses de recherche pouvant nous servir de repères pour répondre à notre problématique de départ :

- **Première hypothèse** : *L'intégration de l'intelligence artificielle dans le système énergétique marocain contribue positivement à l'amélioration de l'efficacité énergétique.*

Cette hypothèse s'appuie sur plusieurs travaux qui montrent que l'IA permet d'optimiser la consommation énergétique, d'améliorer la gestion des réseaux intelligents, et de renforcer l'efficacité énergétique dans les bâtiments et les systèmes industriels. Par exemple, Ding et al. (2024) estiment que l'adoption de l'IA dans les bâtiments commerciaux permettrait de réduire de 8 % à 19 % leur consommation énergétique d'ici 2050. Ogundiran et al. (2024) soulignent également que l'IA améliore la qualité de l'environnement intérieur tout en réduisant la consommation d'énergie. Des études récentes sur les smart grids (Ogundiran 2018 ; Aublanc, 2024) confirment l'effet transformateur de l'IA dans l'optimisation énergétique. Par conséquent, l'intégration de l'IA dans le système énergétique marocain constitue un levier majeur pour renforcer l'efficacité énergétique.

- **Deuxième hypothèse** : *L'investissement dans la recherche scientifique et l'innovation technologique renforce l'efficacité énergétique.*

Cette hypothèse repose sur les apports de l'innovation technologique dans la transition énergétique. Rashid et al. (2024) présentent une synthèse des recherches actuelles sur l'application de l'IA dans les énergies renouvelables, mettant en évidence le rôle des technologies avancées dans la prévision de la production et la maintenance prédictive. Saheb et Dehghani (2021) confirment que les recherches en IA permettent de développer des modèles énergétiques plus efficaces. Liu et al. (2022), quant à eux, démontrent que les gains en efficacité énergétique sont fortement corrélés avec les efforts d'innovation. Dans le contexte marocain, l'effort budgétaire dédié à la recherche scientifique est essentiel pour stimuler la production de solutions technologiques locales adaptées aux défis énergétiques du pays.

- **Troisième hypothèse** : *Une hausse des émissions de CO2 dégrade l'efficacité énergétique à long terme.*

En effet, la relation entre émissions de CO2 et efficacité énergétique est largement discutée dans la littérature. Liu et al. (2022) montrent que l'augmentation des émissions est souvent liée à une consommation inefficace d'énergie, en particulier dans les économies en développement. Chowdhury et al. (2025) soulignent que les pays à forte croissance économique et à industrialisation rapide voient leurs émissions augmenter, ce qui compromet leurs efforts

d'efficacité énergétique. Cette relation négative est d'autant plus marquée dans les pays où la part des énergies fossiles reste importante. Ainsi, dans le cas du Maroc, une augmentation des émissions pourrait indiquer une détérioration structurelle du rendement énergétique.

• **Quatrième hypothèse :** *La croissance économique stimule l'efficacité énergétique.*

Contrairement à l'idée reçue selon laquelle la croissance économique entraîne une augmentation de la consommation énergétique, des études récentes suggèrent qu'une croissance maîtrisée et accompagnée d'innovations technologiques peut améliorer l'efficacité énergétique. Sultana et al. (2025) et Sánchez-Mompó et al. (2025) montrent que les économies qui investissent dans la numérisation, l'innovation et l'optimisation des processus industriels par l'IA, parviennent à découpler croissance et consommation énergétique. Cette hypothèse repose sur l'effet d'échelle et les gains de productivité liés à la modernisation économique. Dans le contexte marocain, la dynamique de croissance pourrait ainsi être un facteur d'amélioration de l'efficacité énergétique, à condition qu'elle soit soutenue par des politiques technologiques et environnementales adaptées.

4. Données et Méthodologie

Dans cette partie, nous présentons l'approche empirique adéquate à l'évaluation de l'impact des technologies d'intelligence artificielle sur l'efficacité énergétique au Maroc. En effet, notre analyse repose sur l'exploitation des données en série chronologique et l'estimation d'un modèle économétrique adapté à la dynamique des variables étudiées.

Les données que nous utilisons sont de type secondaire issu de différentes sources : la base des indicateurs de développement de la Banque mondiale (WDI) ; l'Agence internationale de l'énergie (AIE) ; l'agence internationale pour l'énergie renouvelable (IRENA) et le haut-commissariat au plan (HCP). Toutes ces données couvrent la période 2000-2022. Pour les analyser, nous avons opté à l'utilisation du modèle économétrique ARDL vu sa pertinence dans de telles études, et ce, selon des études empiriques effectuées dans différents contextes.

4.1. Description des variables

Le tableau (3), ci-après, donne une description détaillée des variables utilisées dans notre étude : leur nature, leur source de donnée, leur unité de mesure ainsi que leur désignation codifiée utilisée le long de l'étude.

Tableau 3 Désignation des variables utilisées et source des données

Variable	Nature	Source et désignation	Observations
Intensité énergétique de l'énergie primaire (<i>En KWh/\$ ou MJ/\$</i>)	Variable Indépendante	(AIE) NIV_IEEP	Mesure la quantité d'énergie utilisée pour produire une unité de PIB. Ratio de la consommation totale d'énergie primaire au PIB.
Nombre de brevets en technologie des EnR (solaire et éolienne) déposée au Maroc	Variable explicative principale	(IRENA) NB_BRVD	La technologie Hydropower n'est pas prise en compte.
Budget de l'enseignement supérieur, de la recherche scientifique et l'innovation (<i>En million de dirhams</i>)	Variable explicative secondaire	(HCP), Maroc LBudget_ESRSI	La variable a subi une transformation logarithmique (<i>ln</i>)
Émissions de CO2 dues à la combustion de carburants à base de fossiles. (<i>En méga tonnes</i>)	Variable explicative de contrôle	(AIE) LEMIS_CO2_CC	La variable a subi une transformation logarithmique népérien (<i>ln ()</i>)
Taux de croissance du PIB (<i>En %</i>)	Variable explicative de contrôle	(WDI) TC_PIB	Le taux de croissance annuel du PIB aux prix du marché basé sur la monnaie locale constante.

4.2. Description des modèles

Notre analyse empirique se base sur des données secondaires, en séries temporelles, pour analyser l'impact sur l'intensité énergétique : le nombre de brevets déposés en technologies des énergies renouvelables, le budget de l'enseignement supérieur alloué à la recherche scientifique et l'innovation, les émissions de CO₂ provenant de la combustion des carburants fossiles, en plus du taux de croissance du PIB. La période couverte est relativement s'étendant de 2000 à 2022. Par ailleurs, et dans le souci de simplification, les variables concernant le budget de l'enseignement supérieur et l'émission de CO₂ sont mesurées sous forme logarithmique naturelle, une pratique très courante en économétrie pour améliorer la robustesse, la stabilité et l'interprétabilité des résultats. Il est toutefois important d'indiquer que toutes ces variables sont largement identifiées dans la revue de la littérature (théorique et empirique), notamment utilisées dans des modèles économétriques de type ARDL.

Nous allons à présent estimer la relation entre la variable dépendante et les variables explicatives suivantes : BIP_ENR, LEMIS_CO2_CC et Part_EnR_CFE, sachant que $LEMIS_CO2_CC = \ln(Emis_CO2_CC)$

4.2.1. Spécification générale d'un modèle ARDL

Selon la littérature, l'équation générale du modèle ARDL($p, q_1, q_2, \dots, q_k$) que nous allons utiliser se présente comme suit (Pesaran, 1998) (**Equation1**):

$$Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{1,j} X_{1,t-j} + \sum_{j=0}^{q_2} \beta_{2,j} X_{2,t-j} + \dots + \sum_{j=0}^{q_k} \beta_{k,j} X_{k,t-j} + \epsilon_t$$

Équation 1

Où

- Y_t : est la variable dépendante
- $X_{1,t}, X_{2,t}, \dots, X_{k,t}$: sont les variables explicatives
- p : représente le nombre de retards de la variable dépendante
- q_i : est le nombre de retards pour chaque variable explicative X_i
- α_0 : constante (intercept)
- ϵ_t : terme d'erreur aléatoire

Le modèle peut éventuellement inclure une tendance ou d'autres spécifications déterministes (selon le « case » choisi dans EViews).

4.2.2. Structure générale du modèle à correction d'erreur (ECM)

Après estimation du modèle ARDL dans notre cas d'étude, et après confirmation de l'existence d'une relation de long terme entre l'intensité énergétique et ses facteurs déterminants (utilisation du Bounds Test), nous procéderons à l'estimation d'un modèle à correction (ECM) dont l'équation générale est comme suit (**Equation2**) :

$$\Delta Y_t = \alpha + \sum \beta_i \cdot (\Delta X_{i,t-1}) + \phi \cdot ECT_{t-1} + \epsilon_t$$

Équation 2

Où :

- ΔY_t : variation de la variable dépendante.
- α : est l'intercept du modèle ECM.
- β_i : Effet marginal à court terme de chaque variable explicative ΔX_i
- $\Delta X_{i,t-1}$: variations des variables explicatives.
- $ECT(t-1)$: terme de correction d'erreur (résidu de la relation de long terme).
- ϕ : vitesse d'ajustement vers l'équilibre de long terme.

ε_t : Erreur aléatoire.

Dans la section suivante, nous estimons ces modèles économétriques pour le cas de notre étude concernant l'analyse de l'impact des technologies d'intelligence artificielle sur l'efficacité énergétique au Maroc.

5. Résultats et discussion

Dans cette partie, nous allons commencer par mettre en relief des résultats ayant un caractère descriptif : Statistiques descriptives des variables de l'étude ; coefficients de corrélation entre les variables ; analyse visuelle des graphes des variables et en fin analyser les corrélogrammes des séries en niveau et éventuellement en première différence.

5.1. Résultats descriptifs

Les résultats descriptifs que nous allons appréhender dans cette section concernent, essentiellement, les éléments suivants : les statistiques descriptives de toutes les variables ; les coefficients de corrélations entre les variables ; l'analyse visuelle des représentations graphiques et l'analyse des corrélogrammes des séries.

5.1.1. Statistiques descriptives des variables de l'étude

En nous basant sur l'état de sortie fourni par le logiciel Eviews, nous avons analysé et interprété les caractéristiques les plus saillantes de ces statistiques descriptives, et ce, par catégories : tendances centrales, dispersion (Écart Type, Minimum, Maximum), distribution (Skewness & Kurtosis) et normalité (Skewness & Kurtosis), Voir Tableau 4 ci-dessous.

Tableau 4 Analyse Statistique des Variables

Variable	Tendances Centrales	Analyse Dispersion	Analyse Distribution	Normalité
NIV_IEEP	Moyenne 3.18, médiane 3.16. Quasi symétrique	Écart-type 0.1485, faible dispersion	Skewness ≈ 0 , symétrique	Jarque-Bera faible, $p > 5\%$, normalité acceptée
NB_BRVD	Moyenne 72.83, médiane 57.00, légère asymétrie à droite	Écart-type 63.08, forte dispersion (min 1, max 207)	Asymétrique ≈ 0 , aplatissement < 3	Jarque-Bera faible, $p > 5\%$, normalité acceptée
BUDGET_ESRSI	Moyenne 8.91, médiane 9.03, répartition homogène (après log)	Écart-type 0.4146, dispersion modérée	Skewness -0.262 (asymétrie négative), Kurtosis 1.78	Jarque-Bera faible, $p > 5\%$, normalité acceptée
LEMIS_CO2_CC	Moyenne 3.85, médiane 3.93, distribution équilibrée (après log)	Écart-type 0.25, dispersion modérée	Asymétrique ≈ 0 , aplatissement < 3	Jarque-Bera faible, $p > 5\%$, normalité acceptée
TC_PIB	Moyenne 3.71%, médiane 3.73%, écart masqué par valeur extrême (2020)	Écart-type 3.78, min -7.18, max 8.02%	Asymétrie négative marquée (-1.78)	Jarque-Bera élevé (37.91), $p = 0.0000$, déviations significatives

Source : élaboré par les auteurs d'après les outputs d'Eviews

■ Interprétation globale des caractéristiques statistiques

La distribution de la variable NIV_IEEP est très stable (faible écart-type, moyenne proche de la médiane). La variable est donc bien équilibrée et prête à être utilisée comme variable dépendante sans nécessiter une quelconque transformation pouvant l'alourdir.

Par ailleurs, la variable NB_BRVD (nombre de brevets IA) possède une moyenne élevée, une forte dispersion et une asymétrie modérée. Par conséquent, il faudra prendre en compte les valeurs extrêmes (brevet très élevé pour certaines périodes) qui peuvent influencer les régressions. D'où le recours éventuel à une transformation (logarithme ou winsorisation).

Concernant la variable LBUDGET_ESRSI (budget recherche scientifique et innovation, log-transformé), la moyenne est proche de la médiane, avec une distribution homogène et une légère asymétrie négative. Sa transformation logarithmique semble l'avoir stabilisé, elle est donc directement exploitable dans le modèle sans problème.

Our ce qui est de la variable LEMIS_CO2_CC (émissions de CO2, log-transformé), sa moyenne sensiblement égale à sa médiane. De plus, sa dispersion modérée et possède une symétrie correcte. Par conséquent, aucune correction majeure nécessaire avant son inclusion dans le modèle.

Pour la variable TC_PIB (taux de croissance du PIB), elle caractérisée par une forte dispersion et une asymétrie négative bien marquée (valeur extrême négative en 2020 due au COVID). Il serait donc utile d'envisager une correction ou un ajustement (par ex. dummy COVID) afin d'éviter que cette seule année fausse les résultats.

Concernant la normalité des distributions, il est à noter que la majorité des variables respectent l'hypothèse de normalité de Jarque-Bera (non significatif), ce qui est favorable pour les modèles économétriques classiques. Seule la variable TC_PIB s'écarte nettement de la normalité, et ce, certainement à cause du choc exogène spécifique à la crise Covid-19.

Pour récapituler, la base de données, constituée par les cinq variables, est globalement propre et bien préparée pour une régression économétrique. Les variables peuvent être intégrées dans un modèle ARDL/ECM sans nécessiter de transformations lourdes supplémentaires, à condition de vérifier leur stationnarité en niveau ou en différence première.

5.1.2. Matrice des coefficients de corrélation

Les coefficients de corrélation permettent l'évaluation des relations linéaires entre les variables. Des tests statistiques permettent de tester leur significativité. De ce fait, l'analyser des coefficients de corrélation est d'une grande utilité dans le processus de modélisation, notamment pour juger de la pertinence d'une relation linéaire entre les variables, mais aussi pour détecter l'existence d'une multicollinéarité entre les variables explicatives (Keho, 2023). Ci-dessous, le tableau des coefficients de corrélation dans lequel les probabilités associées aux corrélations sont exprimées sous forme de p-values.

Tableau 5 : Matrice des coefficients de corrélations

Variables	NIV_IEEP	NB_BRVD	LBUDGET_ESRSI	LEMIS_CO2_CC	TC_PIB
NIV_IEEP	1	-0.5032	-0.6674	-0.6281	0.1888
NB_BRVD	-0.5032	1	0.5040	0.5053	-0.1099
LBUDGET_ESRSI	-0.6674	0.5040	1	0.9805	-0.3836
LEMIS_CO2_CC	-0.6281	0.5053	0.9805	1	-0.3353
TC_PIB	0.1888	-0.1099	-0.3836	-0.3353	1

Source : Tableau réarrangé par les auteurs d'après l'output du logiciel Eviews.

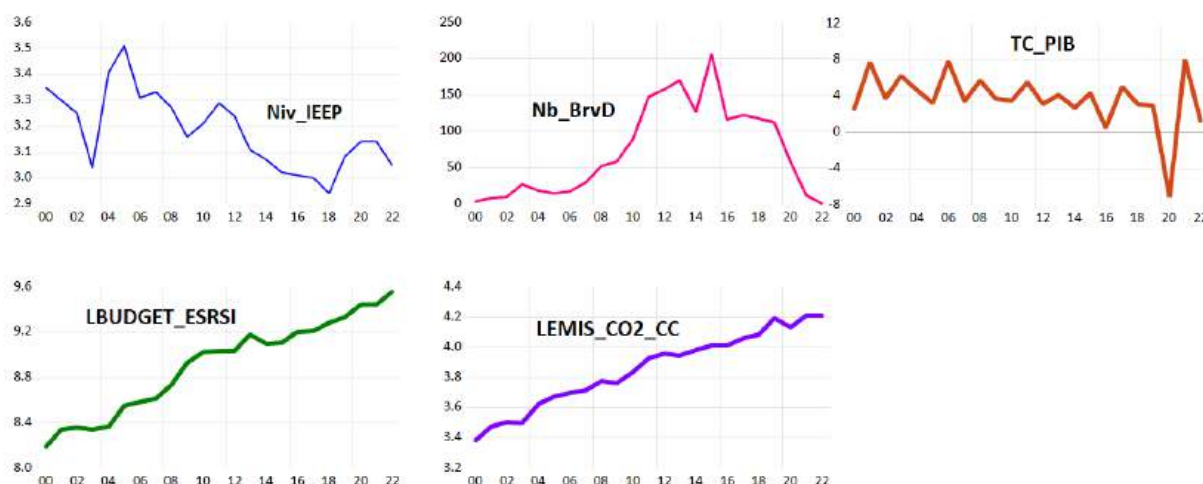
Selon cette matrice, l'intelligence artificielle mesurée par les variables proxy, NB_BRV_D et LBUDGET_ESRSI, joue un rôle déterminant dans l'amélioration de l'efficacité énergétique, comme le montre la corrélation négative significative avec NIV_IEEP. Cependant, l'impact de l'IA sur les émissions de CO2 est ambigu. En effet, bien que l'innovation en IA favorise l'efficacité énergétique, le développement technologique et les infrastructures numériques peuvent aussi accroître la consommation énergétique et les émissions de CO2 ce qui est un vrai dilemme à prendre en considération. De surcroît, la croissance économique n'a pas un effet direct fort sur l'efficacité énergétique dans cet échantillon, ce qui pourrait suggérer un découplage entre PIB et consommation d'énergie au Maroc.

La présente analyse confirme l'importance de l'IA dans la transition énergétique, mais met en évidence des défis liés à la gestion des émissions de CO₂ et à l'optimisation des ressources énergétiques pour éviter un effet rebond. Toutefois, préliminaires jusqu'à estimation de notre modèle économétrique autorégressif à retards distribués (ARDL)

5.1.3. Analyse visuelle des représentations graphiques des séries

Dans l'analyse des séries chronologiques, il est souvent de coutume de commencer par leur analyse visuelle via leur représentation graphique, et ce, pour avoir une idée préalable de leur tendance générale.

Figure 1 : Graphes des séries de l'étude



Source : Output du logiciels Eviews réarrangé par les auteurs

Ces graphiques illustrent l'évolution des variables de notre étude entre 2000 et 2022, ce qui permet d'identifier leurs tendances avant d'appréhender l'analyse de la stationnarité. En effet, les tendances observées suggèrent une évolution différenciée des variables étudiées. Par ailleurs, l'amélioration de l'efficacité énergétique (NIV_IEEP) et l'augmentation du budget de recherche (LBUDGET_ESRSI) sont considérées comme des signaux positifs. En revanche, la croissance des émissions de CO₂ et la volatilité du taux de croissance économique nous alertent sur des défis à relever dans la transition énergétique du Maroc.

En somme, les tendances visuelles de ces graphiques ne suggèrent pas leur stationnarité en niveau avant de passer aux différents tests de stationnarité.

5.1.4. Analyse des corrélogrammes des séries

Selon les états de sortie d'Eviews, les corrélogrammes des séries brutes indiquent une forte corrélation. Toutefois, en première différence, l'analyse de l'autocorrélation des séries confirment que toutes les séries, non-stationnaires en niveau, sont devenues stationnaires après différenciation, ce qui justifie notre choix de l'utilisation d'un modèle ARDL (Autorégressif à retards distribués) dans l'analyse économétrique. En effet, le modèle ARDL est adapté aux séries intégrées en niveau I(0) ou d'ordre I(1) permettant d'évaluer les relations de long et court terme entre les variables de l'étude. Cependant, reste à renforcer ce constat par le biais des tests de stationnarité (ADF, PP et KPSS).

5.2. Résultats empiriques

Le long de cette section, nous allons en évidence les principaux résultats empiriques que nous avons appréhendés pour évaluer l'impact de l'IA sur l'efficacité énergétique.

5.2.1. Étude de la stationnarité des variables de l'étude

Dans cette partie, notre objectif est de vérifier l'ordre d'intégration des variables de l'étude pour valider l'utilisation du modèle ARDL. Pour cela, nous rappelons qu'en économétrie et en analyse des données économiques, l'étude de la stationnarité d'une série temporelle est une étape fondamentale. Une série est dite stationnaire lorsque ses propriétés statistiques (moyenne, variance et autocorrélation) restent constantes au cours du temps (Hamilton, 1994). En revanche, une série non stationnaire peut contenir des tendances ou des changements structurels qui compromettent et faussent les estimations et les prévisions économiques.

Pour notre étude, et selon les différents états de sortie produits par Eviews, l'analyse des séries temporelles a révélé que l'ensemble des variables utilisées sont non stationnaires en niveau, et ce, d'après leur représentation graphique et leur corrélogramme. Cependant, pour confirmer ces constats visuels, nous avons appliqué à ces séries les tests de stationnarité les plus célèbres : ADF Test (Augmented Dickey-Fuller), PP Test (Phillips-Perron) et KPSS Test (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin).

Les résultats obtenus montrent que toutes les variables sont non stationnaires en niveau, toutefois, elles sont toutes intégrées d'ordre 1, c'est-à-dire deviennent stationnaires après une première différenciation ce qui légitime notre utilisation d'un modèle ARDL (Autoregressive Distributed Lag), car ce dernier est conçu pour les séries intégrées $I(0)$ ou $I(1)$.

Désormais, nous pouvons passer à l'étape de l'estimation et l'interprétation du modèle ARDL pour analyser l'impact de l'IA sur l'efficacité énergétique.

5.2.2. Estimation et spécification du modèle ARDL retenu

Selon l'output de l'opération d'estimation du modèle ARDL, comme généré par le logiciel Eviews, la qualité d'ajustement est excellente (R^2 ajusté = 0.9685), ce qui justifie une très bonne capacité explicative du modèle (environ 97 % de la variance de la variable dépendante est expliquée par le modèle).

Par ailleurs, le modèle est globalement significatif (F-statistique = 45.01 et Prob(F) = 0.000068) et ne présente aucune preuve d'autocorrélation résiduelle forte, car le test Durbin-Watson est très proche de 2 (1.9124). En outre, « les trois critères sont faibles » signifie qu'ils confirment la qualité globale et la pertinence du modèle sélectionné, et qu'ils apportent une garantie supplémentaire que les résultats estimés ne sont ni surajustés ni biaisés. (Voir figure 2 ci-dessous).

Récapitulatif de l'interprétation des coefficients

L'analyse des coefficients estimés et de leur significativité statistique fournit des enseignements intéressants sur les dynamiques à l'œuvre entre les variables explicatives et l'intensité énergétique (NIV_IIEP). En effet, le coefficient retardé de l'intensité énergétique (NIV_IIEP (-1)) est négatif, mais non significatif ($p = 0,8986$). Ce qui suggère l'absence d'une dynamique propre forte dans la série elle-même, autrement dit, son passé immédiat n'influence pas significativement ses valeurs actuelles. Pour ce qui est de l'effet immédiat de l'IA, mesurée par la variable proxy NB_BRVD, il est négatif, mais non significatif, traduisant une tendance non validée selon laquelle une hausse des brevets pourrait réduire l'intensité énergétique. En revanche, l'effet retardé (NB_BRVD (-1)) est significatif à 10 % suggérant que l'innovation exerce une influence favorable sur l'efficacité énergétique avec un décalage temporel. Toutefois, après deux périodes de retard (NB_BRVD (-2)), le coefficient devient positif, mais reste non significatif, ce qui indique une absence de robustesse ou une inversion temporaire de l'effet.

Figure 2 : Estimation du modèle ARDL (1,2,2,2,2)

Variable dépendante : NIV_IEEP				
Modèle sélectionné : ARDL(1,2,2,2,2)				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
NIV_IEEP(-1)	-0.036751	0.276361	-0.132982	0.8986
NB_BRVD	-0.000910	0.000564	-1.612645	0.1579
NB_BRVD(-1)	-0.000642	0.000290	-2.217054	0.0685
NB_BRVD(-2)	0.000394	0.000337	1.168727	0.2868
LBUDGET_ESRSI	0.288485	0.127751	2.258185	0.0647
LBUDGET_ESRSI(-1)	-0.613155	0.141731	-4.326184	0.0049
LBUDGET_ESRSI(-2)	0.239540	0.168157	1.424499	0.2042
LEMIS_CO2_CC	3.468454	0.222031	15.62150	0.0000
LEMIS_CO2_CC(-1)	0.219428	1.014027	0.216393	0.8359
LEMIS_CO2_CC(-2)	0.464662	0.271798	1.709582	0.1382
TC_PIB	-0.027438	0.006460	-4.247326	0.0054
TC_PIB(-1)	-0.025014	0.005669	-4.412103	0.0045
TC_PIB(-2)	-0.022751	0.005940	-3.830061	0.0087
C	-9.658398	3.199453	-3.018766	0.0234
@TREND	-0.171618	0.041591	-4.126342	0.0062
R-squared	0.990569	Mean dependent var	3.170476	
Adjusted R-squared	0.968564	S.D. dependent var	0.148407	
S.E. of regression	0.026313	Akaike info criterion	-4.261716	
Sum squared resid	0.004154	Schwarz criterion	-3.515629	
Log likelihood	59.74802	Hannan-Quinn criter.	-4.099796	
F-statistic	45.01580	Durbin-Watson stat	1.912480	
Prob(F-statistic)	0.000068			

Source : Output du logiciels Eviews réarrangé par les auteurs

Par ailleurs, à court terme, nous constatons que l'effet du budget est paradoxal : il est significatif à 10 %, mais il indique une hausse temporaire de l'intensité énergétique, ce qui est contre-intuitif. En revanche, à un retard (LBUDGET_ESRSI (-1)), l'effet devient très significatif et négatif, soulignant que le budget alloué par le département de l'enseignement supérieur à la recherche scientifique et l'innovation, améliore l'efficacité énergétique, mais avec un temps de latence. Cependant, à deux périodes de retard (LBUDGET_ESRSI (-2)), l'effet redevient positif et non significatif, ce qu'indique une dynamique qui fluctue à plus long terme.

Concernant, les émissions provenant de la combustion des carburants fossiles (LEMIS_CO2_CC), nous constatons un effet immédiat très significatif et positif stipulant qu'une hausse des émissions de CO2 dégrade directement l'efficacité énergétique. Par contre tous les effets retardés ne sont pas statistiquement significatifs.

Pour ce qui est de la croissance économique, à court terme, elle réduit significativement l'intensité énergétique, ce qui confirme l'idée que la croissance s'accompagne de gains d'efficacité énergétique (grâce à l'adoption de technologies plus performantes). Nous constatons par ailleurs que cet effet se prolonge aux deux premiers retards. En effet, les coefficients restent négatifs et très significatifs indiquant un impact durable et cohérent dans le temps.

En outre, il est à signaler que la constante est significative et négative, indiquant une tendance structurelle générale à la baisse de l'intensité énergétique. La variable de tendance (@TREND) est également très significative, confirmant une amélioration continue de l'efficacité énergétique au fil du temps.

Pour récapituler, ces résultats partiels issus de l'estimation de notre modèle ARDL (1,2,2,2,2) confirment que l'innovation en intelligence artificielle et la croissance économique sont des

leviers majeurs pour l'amélioration de l'efficacité énergétique, alors que les émissions de CO₂ représentent un facteur de dégradation. Il est aussi crucial de signaler que notre modèle a mis en évidence l'importance des effets retardés et des dynamiques temporelles, essentiels à prendre en compte dans toute politique publique énergétique.

5.2.3. Spécification du modèle retenu ARDL (1,2,2,2,2)

Partant des informations générées par l'estimation de notre modèle (voir figure 2 ci-dessus), et tenant compte de l'équation générale d'un modèle autorégressif à retards distribués (voir équation 1 plus haut) nous en déduisons l'équation spécifique suivante par substitution des variables relatives à notre étude :

$$\begin{aligned}
 NIV_IEEP_t = & \alpha + \beta NIV_IEEP_{t-1} + \sum_{i=0}^2 \gamma_i NB_BRVD_{t-i} \\
 & + \sum_{j=0}^2 \delta_j LBUDGET_ESRSI_{t-j} + \sum_{k=0}^2 \theta_k LMIS_CO2_CC_{t-k} \\
 & + \sum_{m=0}^2 \varphi_m TC_PIB_{t-m} + \lambda @TREND + \epsilon_t
 \end{aligned}$$

Équation 3

Légende des coefficients de l'équation estimée :

α : Constante du modèle ; capture le niveau moyen fixe de l'intensité énergétique en absence de l'effet des autres variables.

β : Coefficient d'inertie ; mesure l'effet du passé immédiat de l'intensité énergétique sur sa valeur actuelle.

$\gamma_0, \gamma_1, \gamma_2$: Effets immédiat et retardé du nombre de brevets sur l'intensité énergétique.

$\delta_0, \delta_1, \delta_2$: Effets immédiat et retardé du budget public sur l'intensité énergétique.

$\theta_0, \theta_1, \theta_2$: Effets immédiat et retardé des émissions de CO₂ sur l'intensité énergétique.

$\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2$: Effets immédiat et retardé de la croissance économique sur l'intensité énergétique.

λ : Coefficient du **Trend** temporel ; Capture la tendance structurelle de l'intensité énergétique au fil du temps.

ϵ_t : Terme d'erreur résiduelle représentant les facteurs non pris en compte dans le modèle et les perturbations aléatoires.

En remplaçant tous les coefficients par leur valeur, nous obtenons la spécification finale suivant :

$$\begin{aligned}
 NIV_IEEP_t = & -9.658398 - 0.036751*NIV_IEEP_{t-1} - 0.000910*NB_BRVD_t \\
 & - 0.000642*NB_BRVD_{t-1} + 0.000394*NB_BRVD_{t-2} + 0.288485*LBUDGET_ESRSI_t \\
 & - 0.613155*LBUDGET_ESRSI_{t-1} + 0.239540*LBUDGET_ESRSI_{t-2} \\
 & + 3.468454*LEMIS_CO2_CC_t + 0.219428*LEMIS_CO2_CC_{t-1} \\
 & + 0.464662*LEMIS_CO2_CC_{t-2} - 0.027438*TC_PIB_t \\
 & - 0.025014*TC_PIB_{t-1} - 0.022751*TC_PIB_{t-2} - 0.171618*@TREND + \epsilon_t
 \end{aligned}$$

Équation 4

5.3. Validation économétrique du modèle ARDL (1,2,2,2,2)

Pour nous assurer de la robustesse et la validité du modèle ARDL(1,2,2,2,2) estimé, nous procéderons à une batterie de tests économétriques classiques. Une démarche qui nous permettra de vérifier les hypothèses fondamentales du modèle, d'étudier l'existence d'une relation de long terme entre les variables, et d'approfondir la dynamique à travers l'estimation d'un modèle à correction d'erreur ECM).

5.3.1. Tests de diagnostic du modèle (validité des hypothèses classiques)

Dans cette partie, nous allons vérifier les tests les plus importants pour nous assurer quant à la robustesse de notre modèle.

- **Test de Ramsey RESET¹ (Regression Specification Error Test)**

D'après les résultats du test de Ramsey RESET fournis par EViews, nous obtenons une F-statistic de 2.472181 et p-value associée est égale à 0.1767. Puisque la p-value est supérieure au seuil conventionnel de 5%, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle. Il en découle que le modèle ARDL(1,2,2,2,2) est correctement spécifié. Par conséquent, il peut être interprété avec confiance du point de vue de sa structure fonctionnelle.

- **Test de Breusch-Godfrey (LM test)**

Ce test sert à détecter l'autocorrélation des résidus dans un modèle de régression.

Dans le cadre de notre étude, nous avons appliqué le test de Breusch-Godfrey au modèle ARDL(1,2,2,2,2). Les résultats fournis par le logiciel EViews sont les suivants :

(F-statistic = 0,6415; p-value = 0,5733 (> 0,05) et Chi-square (Obs*R²) = 5,0999; p-value = 0,0781 (> 0,05))

Ces résultats montrent que, dans les deux cas, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle, ce qui signifie l'absence de preuve statistique d'autocorrélation des résidus dans le modèle estimé.

Par conséquent, le modèle peut être considéré comme robuste à ce niveau et ne nécessite pas d'appliquer des corrections ou ajustements supplémentaires pour traiter l'autocorrélation.

- **Test d'hétéroscédasticité de Breusch-Pagan-Godfrey²**

Ce test sert à vérifier si la variance des erreurs du modèle est constante (homoscédasticité) ou variable (hétéroscédasticité).

L'application ce test au modèle ARDL(1,2,2,2,2) a fourni les résultats suivants :

D'une part, F-statistic = 0,1253 ; p-value = 0,9993 (> 0,05) et, d'autre part, Obs*R² (Chi²) = 4,7513 ; p-value = 0,9890 (> 0,05). En plus, le Scaled Explained Sum of Squares = 0,2758; p-value = 1,0000 (> 0,05)

Ces résultats montrent que toutes les p-values sont très largement supérieures au seuil de 5 % indiquant que nous ne pouvons rejeter l'hypothèse nulle. Par conséquent Il n'y a donc pas de preuve d'hétéroscédasticité dans notre modèle confirmant ainsi la constance de la variance des résidus, ce qui renforce la crédibilité et la validité des estimations obtenues dans le cadre de l'étude sur l'impact de l'intelligence artificielle sur l'efficacité énergétique au Maroc.

- **Test de normalité des résidus de Jarque-Bera**

L'objectif du test de normalité de Jarque-Bera est de vérifier si les résidus d'un modèle économétrique suivent une distribution normale.

Dans le cas de notre étude, les résultats du test fournis par Eviews sont comme suit :

La statistique de Jarque-Bera est de 1.980060, mesurant l'écart par rapport à la normalité parfaite, avec une p-value associée de 0.37157 qui est nettement supérieure au seuil critique de 5 %, ce qui conduit à ne pas rejeter l'hypothèse nulle de normalité des résidus ;

Par ailleurs, le coefficient de Skewness est de 0.694457, indiquant une légère asymétrie positive (vers la droite), mais restant raisonnable. En revanche, le coefficient de Kurtosis est de 2.422207 ce qui révèle une distribution légèrement plus aplatie qu'une loi normale (où Kurtosis = 3), mais très proche de la normalité.

¹ RESET : Regression Specification Error Test

² Le test de Breusch-Pagan-Godfrey n'est qu'une extension du test de Breusch-Pagan classique. Il est plus adapté pour les modèles contenant des retards (comme ARDL).

Par conséquent, la normalité de la distribution des résidus est confirmée par le test de Jarque-Bera, ce qui renforce davantage la crédibilité et la fiabilité des inférences issues du modèle ARDL(1,2,2,2,2).

- **Test de stabilité des coefficients du modèle**

L'analyse de la stabilité des coefficients est une étape essentielle pour évaluer la robustesse d'un modèle économétrique au fil du temps. Un modèle économétrique est considéré comme stable lorsque les relations estimées entre les variables ne changent pas significativement au cours de la période d'étude. Dans ce contexte, deux tests classiques sont utilisés : Le test CUSUM (Cumulative Sum) plus sensible aux changements progressifs, et Le test CUSUMQ (Cumulative Sum of Squares) plus sensible changements soudains ou ponctuels.

Les résultats fournis par Eviews pour notre modèle montrent que : La courbe représentant les résidus cumulés (CUSUM) reste entièrement à l'intérieur des bandes critiques correspondant à un intervalle de confiance à 5 %. De même, la courbe représentant les résidus cumulés au carré (CUSUMQ) demeure à l'intérieur des bornes critiques tout au long de la période. Par conséquent, il n'y a aucune rupture structurelle détectée dans les coefficients du modèle estimé, la stabilité structurelle des coefficients est confirmée et aucun changement significatif n'est intervenu dans la relation entre les variables explicatives et la variable dépendante sur la période étudiée. Nous concluons alors que la structure de variance du modèle est restée stable, garantissant ainsi la fiabilité des résultats et la pertinence des interprétations économiques tirées du modèle ARDL(1,2,2,2,2).

5.3.2. Bounds Test et relation de cointégration³

Le Bounds Test sert à vérifier l'existence d'une relation de cointégration entre des variables (dépendante et explicatives), même si ces dernières ne sont pas toutes intégrées du même ordre (I(0) ou I(1)). Autrement dit, il permet de tester si les variables entretiennent une relation de long terme, malgré leur non-stationnarité en niveau (Pesaran et al., 2001).

Dans notre étude, la statistique F obtenue a pour valeur 9,9001. En la comparant aux seuils critiques (pour un échantillon de 30 observations) nous avons : à 10 %, $I(1) = 4,274$; à 5 %, $I(1) = 5,090$ et à 1 %, $I(1) = 6,988$.

La valeur F (9,9001) dépasse largement les bornes supérieures même au seuil de 1 %, ce qui permet de rejeter l'hypothèse nulle et confirmer l'existence d'une relation de long terme (cointégration) entre les variables du modèle ARDL.

Par conséquent, ce résultat valide l'utilisation d'un modèle à correction d'erreur (ECM) pour analyser les dynamiques de court et long terme dans le cadre de l'étude sur l'impact de l'intelligence artificielle sur l'efficacité énergétique au Maroc.

5.3.3. Processus d'estimation d'un modèle à correction d'erreur (ECM)

Maintenant que l'existence d'une relation de cointégration entre les variables est confirmée via le test aux bornes, il devient pertinent de spécifier un modèle à correction d'erreur (ECM). Ce dernier permet de capturer les dynamiques de court terme en tenant compte des variations immédiates des variables explicatives, tout en mettant en évidence le retour à l'équilibre de long terme. En effet, le modèle ECM intègre une composante appelée terme de correction d'erreur, souvent noté ECT_t , qui mesure le déséquilibre observé à la période précédente. Il indique dans quelle mesure la variable dépendante ajuste ce déséquilibre afin de converger vers sa trajectoire de long terme.

³ NB : Dans le cadre de cette étude, étant donné que la relation de long terme entre les variables est confirmée par le « Bound Test », et que la dynamique d'ajustement sera modélisé via l'ECM, il n'est pas nécessaire de recourir au test de causalité de Granger

Commençons d'abords par créer le terme ECT via la commande Eviews suivante :

Series ECT = NIV_IEEP (-1) - (-0.001117*NB_BRVD(-1) - 0.082113*LBUDGET_ESRSI(-1) + 4.005343*LEMIS_CO2_CC(-1) - 0.072537*TC_PIB(-1) - 0.165534*@TREND)

Le terme ECT(t-1) (Erreur de Correction) mesure l'écart de l'intensité énergétique (NIV_IEEP) par rapport à sa relation d'équilibre de long terme avec ses déterminants fondamentaux (NB_BRVD, LBUDGET_ESRSI, LEMIS_CO2_CC TC_PIB et la tendance temporelle (@TREND)).

Le ECT(t-1) représente donc le niveau de déséquilibre enregistré à la période précédente, qui va être corrigé partiellement ou totalement au cours de la période courante par les dynamiques de court terme du modèle ECM.

Le terme ECTt-1 (Erreur de Correction) mesure l'écart de l'intensité énergétique

Selon les états de sortie extraits d'Eviews, la formulation de l'équation de cointégration (long terme) estimée à partir du modèle ARDL(1,2,2,2,2) s'écrit comme suit :

$$\text{Niv_IEEP}_{t-1} = -0.001117 \cdot \text{NB_BRVD}_{t-1} - 0.082113 \cdot \text{LBUDGET_ESRSI}_{t-1} + 4.005343 \cdot \text{LEMIS_CO2_CC}_{t-1} - 0.072537 \cdot \text{TC_PIB}_{t-1} - 0.165534 \cdot \text{TREND}_t + u_t$$

Nous allons à présent donner une brève interprétation pour chacun des coefficients estimés de cette équation de cointégration (long terme). Ces derniers représentent des effets retardés dans le modèle ECM.

Variable retardée (NB_BRVD (-1)) :

Le coefficient associé au nombre de brevets déposés à la période précédente mesure l'impact différé de l'innovation technologique sur l'intensité énergétique. Un effet négatif et significatif (p-value=0.0004) indique qu'une augmentation du nombre de brevets déposés dans les énergies renouvelables réduit l'intensité énergétique au fil du temps. Cet effet retardé souligne que les résultats des efforts d'innovation dans les technologies en énergies renouvelables ne se manifestent pas immédiatement, car ils nécessitent un certain temps pour influencer l'efficacité énergétique.

Variable retardée (LBUDGET_ESRSI (-1)) :

Le coefficient est négatif, mais non significatif (p-value=0.7186) indiquant que l'augmentation du budget de la recherche scientifique et l'innovation n'a pas d'effet clair sur l'efficacité énergétique. Cette situation pourrait suggérer un décalage entre investissement et résultats (effet décalé dans le temps).

Variable retardée (LEMIS_CO2_CC (-1)) :

Le coefficient est fortement positif et très significatif (p-value=0.0000) indiquant d'une hausse des émissions de CO2 est associée à une dégradation de l'efficacité énergétique (plus grande intensité énergétique).

Variable retardée (TC_PIB (-1)) :

Le taux de croissance du PIB retardé mesure l'effet différé de l'activité économique sur l'efficacité énergétique. Un coefficient négatif et significatif (p-value=0.0123) suggère qu'une croissance économique passée continue de stimuler des gains d'efficacité énergétique dans la période suivante. Cela peut refléter des investissements durables, des améliorations structurelles et des gains de productivité qui prennent du temps à se diffuser pleinement.

Tendance temporelle (@TREND) :

La tendance temporelle capte l'évolution générale et continue du système, indépendante des autres variables explicatives. Un coefficient négatif pour la tendance indique une amélioration progressive et structurelle de l'efficacité énergétique sur la période étudiée, traduisant les

effets combinés des avancées technologiques, des politiques publiques et des transformations structurelles de long terme.

Nous passons désormais à l'estimation effective du modèle ECM pour capturer les dynamiques de court terme et le processus d'ajustement vers l'équilibre de long terme. L'état de sortie suivante correspond au modèle ARDL (1,2,2,2,2) sélectionné selon le critère AIC, avec tendance restreinte (Case 4).

Figure 3 : Résultats de l'estimation du modèle à correction d'erreur (ECM)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COINTEQ*	-1.036751	0.099348	-10.43558	0.000000
D(NB_BRVD)	-0.000910	0.000134	-6.796300	0.000000
D(NB_BRVD(-1))	-0.000394	0.000135	-2.931167	0.013700
D(LBUDGET_ESRSI)	0.288485	0.071606	4.028769	0.002000
D(LBUDGET_ESRSI(-1))	-0.239540	0.064809	-3.696107	0.003500
D(LEMIS_CO2_CC)	3.468454	0.131392	26.39771	0.000000
D(LEMIS_CO2_CC(-1))	-0.464662	0.148644	-3.126011	0.009600
D(TC_PIB)	-0.027438	0.001752	-15.65910	0.000000
D(TC_PIB(-1))	0.022751	0.003420	6.652124	0.000000
C	-9.658398	0.915603	-10.54867	0.000000
R-squared	0.986775			
Adjusted R-squared	0.975955			
F-statistic	91.19794			
Prob(F-statistic)	0.000000			
Durbin-Watson stat	1.912480			

Source : sortie Eviews réarrangée par les auteurs

Nous allons interpréter brièvement les éléments importants contenus dans l'estimation du modèle ECM, et ce, selon leur ordre d'apparition. Commençons d'abord par les coefficients estimés avant de passer au diagnostic global et la qualité d'ajustement du modèle puis à la spécification du notre modèle ECM.

- **Lecture interprétative des résultats de l'ECM**

Le coefficient COINTEQ (ECT_{t-1}) de -1,0367, très significatif ($p = 0,0000$), indique que l'intensité énergétique s'ajuste rapidement vers son équilibre de long terme après un choc. Le modèle possède donc une grande capacité de se réajuster automatiquement, traduisant ainsi une stabilité structurelle.

L'effet immédiat du nombre de brevets D(NB_BRVD) est négatif et très significatif stipulant qu'une augmentation du nombre de brevets en énergies renouvelables réduit significativement l'intensité énergétique. Ce qui illustre l'impact direct de l'innovation technologique sur l'amélioration de l'efficacité énergétique. Aussi, l'effet retardé des brevets D(NB_BRVD(-1)) est également négatif et significatif suggérant que l'innovation continue à produire ses effets une période après, ce qui montre que ses bénéfices se prolongent dans le temps, au-delà de l'effet immédiat.

En revanche, à court terme, l'augmentation du budget public alloué à la recherche scientifique D(LBUDGET_ESRSI) génère paradoxalement une hausse de l'intensité énergétique, ce qui est contre-intuitif. Cela peut être expliqué par des dépenses initiales qui n'ont pas encore produit d'effets concrets sur l'efficacité. Cependant, avec un décalage, l'effet D(LBUDGET_ESRSI(-1)) devient négatif et significatif montrant probablement que les investissements dans la

recherche scientifique et l'innovation finissent par contribuer à améliorer l'efficacité énergétique après une période de maturité.

Concernant l'effet immédiat des émissions de CO2 $D(LEMIS_CO2_CC)$, il est fortement positif : une augmentation des émissions de CO2 entraîne une perte d'efficacité énergétique. Cela met en exergue la vulnérabilité directe du système énergétique face aux pressions environnementales. Toutefois, après une période, l'effet $D(LEMIS_CO2_CC(-1))$ devient négatif et significatif, suggérant que le système réagit pour corriger partiellement l'impact des chocs environnementaux.

Quant à la croissance économique immédiate $D(TC_PIB)$, elle réduit l'intensité énergétique, ce qui se traduit par des gains d'efficacité issus de progrès technologiques et organisationnels accompagnant l'expansion économique. Cependant, à retard, l'effet $D(TC_PIB(-1))$ devient positif et significatif : après la phase initiale de croissance, on observe un effet rebond lié probablement à l'expansion économique.

Le coefficient constant C est négatif et très significatif, indiquant une tendance structurelle à la baisse de l'intensité énergétique, indépendamment des variables explicatives. Ce qui reflète une amélioration fondamentale et continue du système énergétique.

• *Diagnostic global et qualité d'ajustement du modèle*

Selon les éléments de l'état de sortie Eviews (voir figure 3), le modèle ECM estimé présente une excellente capacité explicative, comme le montrent les valeurs élevées du R^2 (0,9868) et du R^2 ajusté (0,9760), indiquant qu'une très large part de la variance de l'intensité énergétique (NIV_IEEP) est expliquée par ses déterminants fondamentaux. En outre, le coefficient Durbin-Watson (1,9125) révèle l'absence d'autocorrélation significative des résidus, renforçant ainsi la robustesse statistique du modèle. Enfin, la statistique F (91,198) avec une p -value de 0,0000 démontre que le modèle ECM est globalement significatif, ce qui signifie qu'au moins une des variables explicatives contribue de pertinence à l'explication des dynamiques d'ajustement de court et de long terme.

Par conséquent, le modèle ECM confirme des dynamiques de court terme intéressantes sur l'effet de la croissance économique, des émissions de CO2 et du budget de la recherche sur l'efficacité énergétique. Le coefficient du terme correcteur $ECT(-1)$ de valeur (-1.036751) est négatif avec une p -value très significative, ce qui atteste de la présence d'une relation de long terme stable et significative entre l'intensité énergétique et ses déterminants. Il indique un retour rapide à l'équilibre après un choc (en une seule période soit 103%, soit exactement 11 mois 17 jours) suggérant un excellent signe de stabilité et de réactivité dans les dynamiques d'efficacité énergétique au Maroc.

• *Spécification finale du modèle ECM*

Le modèle ECM estimé peut s'écrire sous la forme :

$$\Delta Niv_IEEP_t = \alpha_0 + \lambda * COINTEQ_{t-1} + \beta_1 * \Delta NB_BRVD_{t-1} + \beta_2 * \Delta LBUDGET_ESRSI_{t-1} + \beta_3 * \Delta LEMIS_CO2_CC_{t-1} + \beta_4 * \Delta TC_PIB_{t-1} + \varepsilon_t$$

Où :

- λ : représente le coefficient de correction
- α_0 : représente la constante du modèle.
- β_i : représente les effets de court terme des variations des variables explicatives.
- $COINTEQ_{t-1}$: représente le terme d'erreur de cointégration mesurant le déséquilibre passé.

En remplaçant tous les coefficients par leur valeur estimée on obtient :

$$\Delta Niv_IEEP_t = -9.658398 - 1.036751 * ECT_{t-1} - 0.000394 * \Delta NB_BRVD_{t-1} \\ - 0.239540 * \Delta LBUDGET_ESRSI_{t-1} \\ - 0.464662 * \Delta LEMIS_CO2_CC_{t-1} + 0.022751 * \Delta TC_PIB_{t-1} + \varepsilon_t$$

5.3.4. Discussion des résultats et validation des hypothèses

À travers cette section, nous mettons en relief les résultats empiriques les plus saillants issus de l'estimation du modèle à correction d'erreur (ECM) appliqué à l'étude de l'impact de l'intelligence artificielle sur l'efficacité énergétique au Maroc. Nous discutons également à propos de la robustesse du modèle, puis nous évaluons la validité des hypothèses formulées lors de la revue de littérature. Ci-dessous un tableau récapitulatif des résultats concernant la validation des hypothèses de recherche.

Tableau 6; Récapitulatif du processus de validation des hypothèses de recherche

Hypothèse	Variable Exogène	Effet LT (ARDL)	Effet CT (ECM)	Validation
L'intégration de l'IA dans le système énergétique marocain contribue positivement à l'amélioration de l'efficacité énergétique	NB_BRVD	-0.001117 (**)	-0.000394 (**)	LT+CT (HV)
L'investissement dans la recherche Scientifique et l'innovation technologique renforce l'efficacité énergétique	LBUDGET ESRSI	-0.082113 (*)	-0.239540 (**)	CT (HPV)
Une hausse des émissions de CO2 dégrade l'efficacité énergétique à long terme	LEMIS CO2_CC	+4.005343 (**)	-0.464662 (**)	Valide à LT Contre intuitif à CT (HPV)
La croissance économique stimule l'efficacité énergétique	TC_PIB	-0.072547 (**)	+0.022751 (**)	LT (HPV)
- La p-value : (**) : significatif à 5% ; (*) : non significatif - (HV) : hypothèse validée ; (HPV) : hypothèse partiellement validée				

Source : Élaboré par les auteurs

Désormais, nous allons présenter une lecture interprétative approfondie des résultats empiriques issus de l'estimation du modèle à correction d'erreur (ECM).

Nous mettons en lumière les principaux enseignements, les confrontations avec la littérature existante et la validation des hypothèses de recherche.

D'abord, les résultats économétriques révèlent que le terme d'ajustement ECT_{t-1} est négatif et hautement significatif, ce qui atteste d'une forte capacité du système énergétique marocain à revenir vers son équilibre de long terme après des chocs conjoncturels. En effet, le résultat est cohérent avec les travaux de Pesaran et al. (2001) qui soulignent l'importance des mécanismes correctifs dans les modèles ARDL/ECM en confortant l'idée d'une résilience structurelle du secteur énergétique marocain.

Par ailleurs, les variables liées à l'innovation en IA, notamment le nombre de brevets déposés (NB_BRVD), montrent des effets positifs tant à court qu'à long terme sur l'efficacité énergétique, confirmant que les avancées technologiques constituent effectivement un levier stratégique pour améliorer la performance énergétique, comme le suggèrent également les analyses de Acemoglu et Restrepo (2018) et de Luccioni et al. (2023). Il y a donc une convergence entre les résultats de l'étude et la littérature internationale mettant en lumière l'importance de stimuler la recherche et l'innovation en technologie d'intelligence artificielle dans le secteur des énergies renouvelables.

Concernant le budget public alloué à la recherche scientifique et à l'innovation (LBUDGET_ESRSI), les résultats révèlent un effet paradoxal : à court terme, l'impact semble négatif (augmentation temporaire de l'intensité énergétique), sans doute en raison de délais de

mise en œuvre ou de phases initiales de dépenses, tandis qu'à long terme, l'effet devient significativement positif, traduisant les bénéfices structurels des investissements publics. Cette observation rejoint les constats de Liu et al. (2022) sur les effets différés des politiques publiques sur la performance énergétique.

Les émissions de CO₂ (LEMIS_CO2_CC) apparaissent, comme attendu, en tant que facteur dégradant l'efficacité énergétique à long terme, confirmant ainsi la validité de l'hypothèse formulée. Toutefois, à court terme, l'effet observé est partiellement compensé, probablement grâce à des mécanismes correctifs ou à des interventions rapides, ce qui nécessite des analyses complémentaires pour mieux comprendre ces dynamiques inverses. Enfin, la croissance économique (TC_PIB) contribue globalement à l'amélioration de l'efficacité énergétique, à la fois par des gains technologiques et par des effets d'échelle, et ce, malgré qu'à très court terme un léger effet rebond énergétique est observé, ce qui est souvent mentionné dans la littérature sur l'efficacité énergétique dans les économies émergentes, dont le Maroc.

Les tests de robustesse réalisés confirment la qualité du modèle : absence d'autocorrélation des résidus (Breusch-Godfrey), absence d'hétéroscédasticité (Breusch-Pagan-Godfrey), normalité des résidus (Jarque-Bera), bonne spécification (Ramsey RESET) et stabilité des coefficients (CUSUM et CUSUMQ), ce qui renforce davantage la crédibilité des résultats obtenus.

Pour clore cette discussion, nous soulignons que l'ensemble des résultats obtenus valide, totalement ou partiellement, les hypothèses de recherche formulées en amont, et ce, en lien direct avec la question centrale de notre étude cherchant à analyser dans quelle mesure les technologies d'intelligence artificielle peuvent-elles contribuer à l'amélioration de l'efficacité énergétique au Maroc à court et à long terme. Malgré des effets paradoxaux, la cohérence des résultats empiriques avec nos attentes théoriques renforce davantage la crédibilité des réponses apportées à cette problématique.

6. Conclusion

Dans la présente étude, nous avons mobilisé un modèle ARDL/ECM afin d'analyser de manière rigoureuse l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur l'efficacité énergétique au Maroc ; cette étude couvre la période 2000-2022. Les résultats obtenus ont révélé des dynamiques différenciées selon l'horizon temporel : à court terme, les effets identifiés apparaissent parfois paradoxaux ou complexes, traduisant des délais d'ajustement nécessaires entre les investissements, l'innovation technologique et leurs retombées concrètes sur la performance énergétique. À long terme, en revanche, les résultats confirment l'importance des leviers structurels, notamment l'innovation dans les technologies d'intelligence artificielle appliquées au secteur des énergies renouvelables, ainsi que le rôle crucial des politiques publiques ciblées en matière de transition énergétique. Ces leviers apparaissent d'une grande importance pour inscrire le Maroc dans une trajectoire durable et résiliente face aux défis énergétiques et environnementaux contemporains.

L'étude valide la majorité des hypothèses de recherche formulées en amont, en mettant en lumière le rôle positif et significatif de l'intégration de l'IA et des investissements publics dans l'amélioration significative et progressive de l'efficacité énergétique, tout en confirmant l'impact négatif des émissions de CO₂ sur cette dernière. De plus, la robustesse méthodologique de l'étude a été assurée grâce à une batterie de tests économétriques rigoureux (tests de stationnarité, cointégration, diagnostic des résidus, stabilité des coefficients), garantissant la fiabilité et la solidité des conclusions avancées.

Cependant, il convient de souligner certaines limites méthodologiques et empiriques. D'abord, l'analyse repose sur des données annuelles, ce qui réduit la granularité temporelle et peut masquer des dynamiques intra-annuelles importantes. Ensuite, certaines variables clés comme l'adoption effective des solutions d'IA dans les entreprises, la qualité institutionnelle ou les comportements des ménages n'ont pas pu être intégrées faute de données disponibles. Par

ailleurs, le choix d'un modèle ARDL/ECM, bien qu'adapté aux séries temporelles, reste limité pour capturer des relations non linéaires ou des ruptures structurelles majeures nécessitant des approches complémentaires comme les modèles à seuil ou les approches basées sur les séries temporelles non linéaires, en l'occurrence le modèle NARDL. Enfin, l'analyse reste centrée sur le cas du Maroc, ce qui limite la portée comparative des résultats à l'échelle régionale ou internationale.

Au-delà de ses contributions empiriques, cette recherche offre des implications stratégiques majeures pour les décideurs publics marocains, et ce, en plaidant en faveur d'un renforcement des investissements dans la recherche, l'innovation et le développement technologique, d'une gouvernance énergétique structurante et coordonnée, ainsi que d'une intégration proactive et intelligente des technologies d'IA dans la gestion énergétique nationale. Toutefois, les efforts déployés devraient rester en alignement avec les objectifs de développement durable (ODD), tout en veillant à maximiser les synergies entre transition énergétique, efficacité économique, croissance économique et réduction des impacts environnementaux. Cependant, Il est à noter que l'étude souligne l'importance d'accompagner les phases initiales d'investissement par des dispositifs de suivi, d'évaluation et d'accélération des impacts en vue d'éviter les effets contre-intuitifs de court terme qui pourraient retarder, voire compromettre les bénéfices attendus de ce travail de recherche.

Enfin, cette recherche ouvre des perspectives prometteuses pour de futurs travaux à caractère académique. Il serait même pertinent, dans certaines mesures, d'explorer les effets différenciés selon les secteurs d'activité, notamment l'industrie, le transport, le bâtiment et le résidentiel afin d'identifier les leviers spécifiques à chaque domaine et de concevoir des politiques sectorielles bien adaptées. En outre, l'intégration d'approches de données en panel comparant les performances marocaines à celles d'autres pays émergents d'Afrique ou d'ailleurs pourrait enrichir les analyses comparatives et de situer les progrès marocains dans un cadre international.

Références

- (1). Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Modeling Automation. AEA Papers and Proceedings, 108, 48-53. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181020>
- (2). Azaroual, F. (2024). L'Intelligence Artificielle en Afrique : Défis et opportunités. Policy Center. https://www.policycenter.ma/sites/default/files/2024-05/PB_23_24%20%28Azaroual%29.pdf
- (3). BGI. (2022). Comment l'IA permet d'améliorer la gestion intelligente de l'énergie—BGI Analytics Blog. <https://blog.bgianalytics.com/comment-ia-ameliore-gestion-intelligente-de-energie/>
- (4). Chen, Y. (2022). Research on R&D Investment of New Energy Companies under the Trend of Green Transformation. Technology and Investment, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.4236/ti.2022.132004>
- (5). Comby, G., Kappelmann, A., Gimon, M., & Michaux, M. (2023). Transitions énergétique et numérique. https://www.annales.org/re/2023/re_110_avril_2023.pdf
- (6). Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. Journal of the American Statistical Association, 74(366), 427. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- (7). Ding, C., Ke, J., Levine, M., & Zhou, N. (2024). Potential of artificial intelligence in reducing energy and carbon emissions of commercial buildings at scale. Nature Communications, 15(1), 5916. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-50088-4>
- (8). FAROUKI, E., & FERROUD, A. (2024). L'impact de la transition énergétique sur la croissance économique : Cas du Maroc. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.12993972>

- (9). France renouvelables. (s. d.). Énergies renouvelables : Progrès de l'IA et impact sur la transition. France renouvelables. Consulté 15 mars 2025, à l'adresse <https://www.france-renouvelables.fr/guide-energies-renouvelables/energies-renouvelables-progres-ia-impact-transition/>
- (10). Ganascia, J.-G. (2017). Intelligence artificielle : Vers une domination programmée ? (2e édition revue et augmentée). Le Cavalier bleu éditions.
- (11). Geoffron, P. (2023). Les technologies du numérique font à la fois partie du problème et de la solution en matière environnementale : Annales des Mines - Responsabilité et environnement, N° 110(2), 37-40. <https://doi.org/10.3917/re1.110.0037>
- (12). Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 2(2), 111-120. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(74\)90034-7](https://doi.org/10.1016/0304-4076(74)90034-7)
- (13). Guérassimoff, G. (2023). La place du numérique dans la transition énergétique : Annales des Mines - Responsabilité et environnement, N° 110(2), 52-56. <https://doi.org/10.3917/re1.110.0052>
- (14). Hadjout, D., Torres, J. F., Troncoso, A., Sebaa, A., & Martínez-Álvarez, F. (2022). Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning with application to the Algerian market. *Energy*, 243, 123060.
- (15). Hamilton, J. D. (1994). Time series analysis. Princeton University Press.
- (16). IRENA et BAD. (2022). ANALYSE DU MARCHÉ DES ÉNERGIES RENOUVELABLES L'AFRIQUE ET SES SOUS-RÉGIONS. www.irena.org/publications
- (17). Julia, L., & Khayat, O. (2019). L'intelligence artificielle n'existe pas. First éditions.
- (18). Keho, Y. (2023). Introduction à l'économétrie appliquée sous EViews : Rappels de cours et illustrations pratiques. l'Harmattan.
- (19). Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- (20). Liu, S., Durani, F., Syed, Q. R., Haseeb, M., Shamim, J., & Li, Z. (2022). Exploring the Dynamic Relationship Between Energy Efficiency, Trade, Economic Growth, and CO2 Emissions : Evidence From Novel Fourier ARDL Approach. *Frontiers in Environmental Science*, 10. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.945091>
- (21). Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A.-L. (2023). Estimating the carbon footprint of bloom, a 176b parameter language model. *Journal of Machine Learning Research*, 24(253), 1-15.
- (22). Majit, N., & Amrous, N. (2024). L'Intelligence Artificielle (IA) au cœur de la transition énergétique : Vers des réseaux électriques intelligents et durables au Maroc. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 5(8), Article 8. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13328616>
- (23). Marquis, P., Papini, O., & Prade, H. (2014). L'intelligence artificielle : Frontières et applications. Cepaduès-éd.
- (24). Nelson, C. R., & Plosser, C. R. (1982). Trends and random walks in macroeconomic time series. *Journal of Monetary Economics*, 10(2), 139-162. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(82\)90012-5](https://doi.org/10.1016/0304-3932(82)90012-5)
- (25). Ogundiran, J., Asadi, E., & Gameiro da Silva, M. (2024). A Systematic Review on the Use of AI for Energy Efficiency and Indoor Environmental Quality in Buildings. *Sustainability*, 16(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/su16093627>
- (26). Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326. <https://doi.org/10.1002/jae.616>

- (27). Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- (28). Rashid, A., Biswas, P., Biswas, A., Nasim, M. A. A., Gupta, K. D., & George, R. (2024). Present and Future of AI in Renewable Energy Domain : A Comprehensive Survey (arXiv:2406.16965). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.16965>
- (29). Russell, S. J., & Norvig, P. (avec Chang, M., Devlin, J., Dragan, A., Forsyth, D., Goodfellow, I., Malik, J., Mansinghka, V., Pearl, J., & Wooldridge, M. J.). (2022). *Artificial intelligence : A modern approach* (Fourth edition, global edition). Pearson.
- (30). Saheb, T., & Dehghani, M. (2021). Artificial intelligence for Sustainable Energy : A Contextual Topic Modeling and Content Analysis (arXiv:2110.00828). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.00828>
- (31). Sánchez-Mompó, A., Mavromatis, I., Li, P., Katsaros, K., & Khan, A. (2025). Green MLOps to Green GenOps: An Empirical Study of Energy Consumption in Discriminative and Generative AI Operations. *Information*, 16(4), 281. <https://doi.org/10.3390/info16040281>
- (32). Sultana, A., Chowdhury, A. A. A., Rafi, A. H., & Noman, A. A. (2025). Role of AI Innovation, Clean Energy and Digital Economy towards Net Zero Emission in the United States : An ARDL Approach. *Journal of Environmental and Energy Economics*, 1-24. <https://doi.org/10.56946/jee.v4i1.537>
- (33). TURING, A. M. (1950). I.—COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *Mind*, LIX(236), 433-460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- (34). Verdecchia, R., Cruz, L., Sallou, J., Lin, M., Wickenden, J., & Hotellier, E. (2022). Data-Centric Green AI: An Exploratory Empirical Study. 2022 International Conference on ICT for Sustainability (ICT4S), 35-45. <https://doi.org/10.1109/ICT4S55073.2022.00015>
- (35). Villani, C. (2018). Rapport de Cédric Villani : Donner un sens à l'intelligence artificielle (IA) [Rapport]. *enseignementsup-recherche.gouv.fr*. <https://www.enseignementsup-recherche.gouv.fr/fr/rapport-de-cedric-villani-donner-un-sens-l-intelligence-artificielle-ia-49194>
- (36). Aublanc, A. (2024, mars 21). Au Maroc, le centre AI Movement met l'intelligence artificielle au service du continent africain. https://www.lemonde.fr/afrique/article/2024/03/21/au-maroc-le-centre-ai-movement-met-l-intelligence-artificielle-au-service-du-continent-africain_6223333_3212.html
- (37). FICOU, M. (2025, février 14). L'Intelligence Artificielle : Un moteur de transition énergétique durable pour l'Afrique grâce aux énergies renouvelables. *VivAfrik - Actualité*. <https://www.vivafrik.com/2025/02/14/lintelligence-artificielle-un-moteur-de-transition-energetique-durable-pour-lafrique-grace-aux-energies-renouvelables-a73995.html>