المعرّف الرقمي DOI
https://doi.org/10.31430/BMEZ1815

إبراهيم النفرة | * Ibrahim Al-Nafrah
ترجمة: محمد فلحه | ** Translated By: Mohammad Falha

حكايتا الذكاء الاصطناعي: تقييم عالمي للآثار البيئية للذكاء الاصطناعي من منظور سياساتي متعدد الأبعاد***

The Two Tales of AI: A Global Assessment of the Environmental Impacts of Artificial Intelligence from a Multidimensional Policy Perspective

ملخص: على الرغم من التوسع العالمي السريع للذكاء الاصطناعي، فإن آثاره البيئية في مختلف السياقات الاجتماعية - الاقتصادية ما زالت غير مستكشفة بما يكفي. ومن ثم، تقيّم هذه الدراسة العلاقة بين كثافة الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي عبر 56 دولة خلال الفترة 2013–2023، باستخدام طرائق القياس الاقتصادي للبيانات المقطعية الزمنية، بما يشمل الانحدار الكمي بطريقة العزوم، وطريقة العزوم المعممة بالنظام، ونمذجة العتبة الديناميكية. وتكشف النتائج أن أنشطة الذكاء الاصطناعي، ولا سيما في الأنظمة عالية الكثافة، ترتبط ارتباطًا ذا دلالة إحصائية بارتفاع انبعاثات ثاني أكسيد الكربون وتدهور البيئة، بما يؤكد وجود أثر الارتداد الرقمي. وتحدد الدراسة عتبةً حرجة تتزايد بعدها البصمة البيئية للذكاء الاصطناعي، ولا سيما في اقتصادات الدخل المتوسط الأعلى، في حين تواجه بلدان الدخل المتوسط الأدنى مفارقة القفز التكنولوجي، حيث تتجاوز وتيرة تبنّي الذكاء الاصطناعي القدرة التنظيمية. غير أن السياسات البيئية الصارمة، ومزيج الطاقة المتنوع، والبنية التحتية الرقمية القوية، تبيّن أنها تخفف هذه الآثار السلبية. وتظهر النتائج أن الدور البيئي للذكاء الاصطناعي مشروط بالسياسات الوطنية والقدرات الإنتاجية. وتحاجّ الدراسة بضرورة حوكمة بيئية - رقمية متكاملة لضمان أن يعزز الذكاء الاصطناعي الاستدامة بدلًا من تفاقم المخاطر الإيكولوجية.

كلمات مفتاحية: الذكاء الاصطناعي، الأثر البيئي، انبعاثات الكربون، السياسة البيئية، أثر الارتداد الرقمي.

Abstract: Despite the rapid global expansion of artificial intelligence (AI), its environmental impacts across socio-economic contexts remain underexplored. This study evaluates the relationship between AI intensity and environmental performance across 56 countries (2013-2023), using panel econometric methods including MMQR, system GMM, and dynamic threshold modeling. The results reveal that AI activities, especially in high-intensity regimes, are significantly associated with increased CO2 emissions and environmental degradation, confirming the presence of a Digital Rebound Effect. This study identifies a critical threshold beyond which AI's environmental footprint intensifies, particularly in upper-middle-income economies, while lower-middle-income countries experience a technological leapfrogging paradox, where adoption outpaces regulatory capacity. However, stringent environmental policies, a diversified energy mix, and strong digital infrastructure were found to be mitigating these adverse effects. Our findings demonstrate that AI's environmental role is conditional on national policy and productive capabilities. We argue for integrated environmental-digital governance to ensure AI advances sustainability rather than exacerbates ecological risks.

Keywords: Artificial Intelligence, Environmental Impact, Carbon Emissions, Environmental Policy, Digital Rebound Effect.

* أستاذ في كلية الدراسات العليا للاقتصاد والإدارة في جامعة الأورال الفدرالية بمدينة يكاترينبورغ، روسيا، وفي معهد الدراسات العليا والبحوث في جامعة قبرص الدولية بنيقوسيا، شمال قبرص.

Professor at the Graduate School of Economics and Management, Ural Federal University, Yekaterinburg, Russia, and at the Institute of Graduate Studies and Research, Cyprus International University, Nicosia, Northern Cyprus.

Email: ibrahimnafrah@gmail.com

** باحث ومبرمج متخصص في علوم البيانات في معهد الدوحة للدراسات العليا.

Researcher and Data Scientist at The Doha Institute for Graduate Studies.

*** هذه الدراسة ترجمة لـ:

Ibrahim Alnafrah, “The Two Tales of AI: A Global Assessment of the Environmental Impacts of Artificial Intelligence from a Multidimensional Policy Perspective,” *Journal of Environmental Management*, vol. 392 (September 2025), accessed on 6/6/2026, at: https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.126813.

أولًا: مقدمة

لا يمكن إنكار أن العالم اليوم يشهد ثورةً في تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence, AI، أدت إلى تحولات جوهرية في قطاعات اقتصادية واجتماعية متعددة على نطاق عالمي. وكانت هذه التحولات شاملةً قطاعات عدة، مثل الرعاية الصحية، والتمويل، والنقل، واللوجستيات، والتصنيع، وغيرها. وفي حين أتاحت هذه التغيرات الجذرية فرصًا لتحسين الكفاءة والإنتاجية والابتكار والنمو الاقتصادي، فقد فرضت أيضًا تحديات بيئية وتعقيدات مرتبطة بصناعة الذكاء الاصطناعي، ما أثار مخاوف لدى العديد من الباحثين في هذا المجال[1]. وتبدو هذه المخاوف البيئية مشروعة، لا سيما عند النظر إلى القدرة الحاسوبية الكبيرة اللازمة لتدريب نماذج الذكاء الاصطناعي وتشغيلها. ويتجلى ذلك على نحو خاص خلال مرحلة تدريب النماذج الجديدة التي تستخدم تقنيات التعلم العميق Deep Learning والتعلم المعزز Reinforcement Learning، والتي تتطلب بنيةً تحتية رقمية ضخمة[2]. ويؤدي تشغيل هذه البنية التحتية إلى رفع الطلب على الطاقة بدرجة ملحوظة، وغالبًا ما يُولَّد معظمها من الوقود الأحفوري التقليدي[3]، بما يسهم في التلوث البيئي. وقد أثار هذا الواقع أسئلةً عديدة بشأن استدامة هذه التكنولوجيا على المدى الطويل، مطلقًا إنذارًا يستدعي تحركًا بيئيًا عاجلًا من أصحاب المصلحة عمومًا، وصانعي السياسات خصوصًا.

ويمثل الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي ظاهرةً معقدة تشمل آثارًا مباشرة وغير مباشرة. فمن جهة، تستهلك نماذجه الجديدة كميات كبيرة من الطاقة، ولا سيما خلال مرحلة التدريب، ما يؤدي إلى زيادة ملحوظة في انبعاثات الكربون المرتبطة مباشرةً بنوع مصدر الطاقة المستخدم في تدريب هذه النماذج وتشغيلها. ومن جهة أخرى، تؤثر صناعة الذكاء الاصطناعي في البيئة على نحو غير مباشر من خلال زيادة الطلب على وحدات تخزين البيانات، والخدمات الرقمية، والحوسبة السحابية، ومراكز البيانات. وتسهم هذه الأنشطة الاقتصادية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي في استنزاف الموارد، وزيادة النفايات الإلكترونية، وارتفاع استهلاك الطاقة. ومع ذلك، تشير بعض الدراسات إلى أن الذكاء الاصطناعي يقدّم حلولًا مبتكرة لتحديات بيئية متنوعة، على نحو مباشر أو غير مباشر، في مجالات مثل إدارة الموارد، وسلاسل الإمداد، وتحسين استخدام الطاقة، ورفع الكفاءة في شبكات النقل واللوجستيات[4]. وهذا ما يجعله محرّكًا مهمًا للتنمية المستدامة. لذا، فإن طبيعته المزدوجة، بوصفه دافعًا للاستدامة البيئية وملوِّثًا في الوقت نفسه، تطرح تحديات كبيرة أمام صانعي السياسات، والباحثين، وقطاع الأعمال، والمجتمع. وتتطلب هذه التحديات بحثًا وتحليلًا معمقَين لتوضيح اتجاهات تطور هذه الصناعة بما يحدّ من آثارها البيئية السلبية ويعزز مساهماتها الإيجابية في تقديم حلول مبتكرة للمشكلات البيئية التي تواجه الأفراد والاقتصادات والمجتمعات.

---

1 Noman Bashir et al., "The Climate and Sustainability Implications of Generative AI," *An MIT Exploration of Generative AI* (March 2024).

2 Emma Strubell, Ananya Ganesh & Andrew McCallum, "Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP," *arXiv*, no. 1906.02243 (2019), accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/4dcxHuf

3 Roy Schwartz et al., "Green AI," *arXiv*, no. 1907.10597 (2019).

4 Rusul Abduljabbar et al., "Applications of Artificial Intelligence in Transport: An Overview," *Sustainability*, vol. 11, no. 1 (2019); Roel Dobbe et al., "Towards Distributed Energy Services: Decentralizing Optimal Power Flow with Machine Learning," *arXiv*, no. 1806.06790 (2018), accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/4ufRHCf

وعند النظر على نحو أدق إلى سياق تغير المناخ العالمي والمبادرات الدولية، ولا سيما اتفاق باريس لعام 2015 الهادف إلى حصر ارتفاع درجات الحرارة عند درجتين مئويتين، فضلاً عن التزامات مؤتمَرَي الأطراف الثامن والعشرين COP28 والتاسع والعشرين COP29 الرامية إلى تسريع التمويل البيئي، يبرز الذكاء الاصطناعي بوصفه فرصةً مهمة ومفارقةً معقّدة في آن واحد. فمن جهة، يمتلك القدرة على تحسين نظم الطاقة، وزيادة كفاءة العمليات الصناعية، وتوليد ابتكارات في تقنيات الطاقة المتجددة[5]، ما يسهم في خفض ملموس لانبعاثات الكربون[6]. ومن جهة أخرى، يتزايد الطلب على نماذج ذكاء اصطناعي عالية التعقيد تتطلب كميات كبيرة من الطاقة للتطوير والتشغيل. ولا يقتصر هذا الطلب على النماذج نفسها، بل يمتد أيضًا إلى تطبيقات ذكاء اصطناعي مصممة لقطاعات صناعية محددة[7]. ويولّد هذا النوع من الطلب تحديات بيئية إضافية؛ إذ ينطوي تطوير تطبيقات الذكاء الاصطناعي في سياقات محددة على استهلاك كبير للطاقة والموارد، بما في ذلك المياه النظيفة.

ومن ثم، يتضح أن الذكاء الاصطناعي، من منظور بيئي، يمثل سلاحًا ذا حدين. ومع استمرار تطور تقنياته وتوسع تطبيقاتها استجابةً لارتفاع الطلب عليها، يصبح من الضروري تمحيص تبعاتها البيئية من خلال بحث أكاديمي صارم. ويُعدّ ذلك خطوةً حاسمة لتحديد العوامل التي يمكن أن تسهم في التخفيف من أثرها البيئي، بما يتيح تحقيق توازن بين التقدم التكنولوجي والاستدامة البيئية. وبعبارة أخرى، يقتضي الأمر العمل وفق مبدأ التغير التكنولوجي الموجَّه لضمان اتساق التقدم التكنولوجي مع الأهداف البيئية.

تهدف هذه الدراسة إلى تحليل العلاقة بين أنشطة الذكاء الاصطناعي، سواء جاءت في صورة استثمارات أو براءات اختراع أو بحوث علمية أو استراتيجيات وطنية، والأداء البيئي للدول، مع تركيز خاص على انبعاثات الكربون والنتائج البيئية المتعددة الأبعاد عبر دول ذات سياقات اجتماعية - اقتصادية متنوعة. وعلى نحو أكثر تحديدًا، تفحص الدراسة كيفية تفاعل الاستثمارات في الذكاء الاصطناعي، وديناميات الابتكار والسياسات الحكومية الخاصة به، والبنية التحتية الرقمية، والمهارات الرقمية، وأطر السياسات البيئية، سواء الأدوات القائمة على السوق أو الأدوات الموجَّهة حكوميًا مثل الضرائب الخضراء، في تشكيل ديناميات العلاقة بين تطور الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي على المستوى الوطني. ومن خلال توظيف بيانات من دول تختلف في مستويات الدخل والقدرات المؤسسية، تسعى الدراسة إلى تقديم فهم أعمق لمدى تأثير الذكاء الاصطناعي في التنمية المستدامة، وتحديد الظروف التي يمكن في ظلها التخفيف من آثاره الخارجية البيئية. وبذلك، تهدف إلى الكشف عن الآليات التي يمكن من خلالها أن يعمل بوصفه دافعًا لتدهور البيئة ومحفزًا للتحول الأخضر في الوقت نفسه، بما يسهم في الخطاب العالمي حول الحوكمة البيئية للتقنيات المتقدمة.

وتسعى الدراسة إلى تحقيق أربعة أهداف رئيسة. أولاً، فحص العلاقة بين أنشطة الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي باستخدام مجموعة بيانات مقطعية زمنية Panel Data متينة واستراتيجية تجريبية متعددة المناهج. ثانيًا، استقصاء دور العوامل الاجتماعية - الاقتصادية، مثل مستوى الدخل، وهيكل الطاقة Energy Structure،

5 Xiaojing Zhang et al., "The Rising Role of Artificial Intelligence in Renewable Energy Development in China," *Energy Economics*, vol. 132 (2024).

6 W. Tao et al., "Artificial Intelligence-Driven Transformations in Low-Carbon Energy Structure: Evidence from China," *Energy Economics*, vol. 136 (2024).

7 "Artificial Intelligence (AI) Software Market Size: 2024 to 2030," *ABI Research* (2024).

وجدّية السياسة البيئية، في تعديل الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي. ثالثًا، استكشاف وجود تأثيرات غير خطية Non-linear وآثار العتبة Threshold Effects، من خلال تحديد النقطة التي تتحول عندها أنشطة الذكاء الاصطناعي من اعتبارها محايدة بيئيًا أو مفيدة إلى أن تصبح، بفعل كثافتها، محرّكًا للانبعاثات. رابعًا، تقييم الشروط التي يمكن من خلالها أن يسهم الذكاء الاصطناعي إيجابيًا في الاستدامة البيئية، بما يوفر رؤى سياساتية ذات صلة بشأن كيفية تشكّل هذه العلاقة بفعل القدرات الوطنية والحوكمة.

وبناء عليه، تُوجَّه هذه الدراسة بسؤال بحثي محوري، هو: كيف تؤثر أنشطة الذكاء الاصطناعي في الأداء البيئي عبر الدول ذات السياقات الاجتماعية - الاقتصادية المتنوعة؟

وللإجابة عن هذا السؤال الشامل، يجري تفكيكه إلى الأسئلة الفرعية الثلاثة الآتية:

1. ما طبيعة العلاقة بين أنشطة الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي عبر الدول المختلفة؟
2. كيف تُعدِّل الخصائص الاجتماعية - الاقتصادية، مثل التنمية الاقتصادية، والأطر التنظيمية، وبنية مزيج الطاقة، أثر أنشطة الذكاء الاصطناعي في الأداء البيئي؟
3. هل يمكن أن يعمل الذكاء الاصطناعي أداةً لتحقيق الاستدامة البيئية؟ وإذا كان الأمر كذلك، ففي أيّ ظروف يمكن تحقيق ذلك؟

تهدف الدراسة، من خلال الإجابة عن هذه الأسئلة البحثية، إلى سدّ فجوة مهمة وملحّة في الأدبيات الراهنة. ففي حين تناول عدد كبير من الدراسات الآثار الاقتصادية والاجتماعية للذكاء الاصطناعي[8]، فإن عددًا أقل كثيرًا ركّز على تبعاته البيئية، ولا سيما في سياق التحليل المقارن عبر الدول. وتميل الأدبيات القائمة التي تتناول أثره البيئي إلى التركيز على استهلاك الطاقة في مراكز البيانات والنماذج الحاسوبية واسعة النطاق[9]. غير أن هذه الدراسات غالبًا ما تُغفل العواقب البيئية الأوسع والأكثر شمولاً التي قد تُحدثها أنشطته عبر قطاعات ودول مختلفة. إضافةً إلى ذلك، وفي حين تشير بعض الأدلة التجريبية إلى أن لديه القدرة على خفض انبعاثات الكربون من خلال تحسين أنماط استهلاك الطاقة وتعزيز إدارة الموارد[10]، فإن دراسات أخرى تجادل بأن الطلب المتزايد على تطبيقاته المتطورة قد يفاقم الانبعاثات عبر آثار الارتداد[11].

ومن ثم، لا تقدّم الأعمال الأكاديمية الحالية بعدُ تقييمًا حاسمًا أو شاملاً للآثار البيئية لأنشطة الذكاء الاصطناعي. وإضافةً إلى ذلك، لا تراعي العديد من الدراسات القائمة عوامل سياقية حاسمة، مثل السياسات البيئية، والأطر التنظيمية، وبُنى إنتاج الطاقة واستهلاكها، ومستوى التنمية الاقتصادية؛ وجميعها عوامل مرشحة لأن

8 Menaka Hampole et al., "Artificial Intelligence and the Labor Market," *NBER Working Paper*, no. 33509 (2025); A. Iqbal, W. Zhang & S. Jahangir, "Building a Sustainable Future: The Nexus between Artificial Intelligence, Renewable Energy, Green Human Capital, Geopolitical Risk, and Carbon Emissions through the Moderating Role of Institutional Quality," *Sustainability*, vol. 17, no. 4 (2025); A. Jiao et al., "The Role of AI Capabilities in Environmental Management: Evidence from USA Firms," *Energy Economics*, vol. 134 (2024).

9 Maria Avgerinou, Paolo Bertoldi & Luca Castellazzi, "Trends in Data Centre Energy Consumption under the European Code of Conduct for Data Centre Energy Efficiency," *Energies*, vol. 10, no. 10 (2017); Strubell, Ganesh & McCallum.

10 Iqbal, Zhang & Jahangir; M. Song et al., "Assessing the Influence of Artificial Intelligence on the Energy Efficiency for Sustainable Ecological Products Value," *Energy Economics*, vol. 131 (2024).

11 Avgerinou, Bertoldi & Castellazzi; P. Dhar, "The Carbon Impact of Artificial Intelligence," *Nature Machine Intelligence*, vol. 2 (2020), pp. 423-425.

تشكّل طبيعة أثره البيئي وحجمه إلى حد بعيد. ويمثل هذا النقص في التحليل الكلي المستند إلى السياق فجوةً بحثية مثيرة للقلق. ففهم كيفية قدرة الدول ذات الإمكانات التكنولوجية المختلفة، والقوة التنظيمية المتباينة، وهياكل الطاقة المتنوعة Energy Profiles، على تقليل التكاليف البيئية للذكاء الاصطناعي، أمر بالغ الأهمية. إضافةً إلى ذلك، وعلى الرغم من أن السياسات التدخلية، مثل تسعير الكربون، وأسواق الائتمان الأخضر، والضرائب البيئية، تُطرح كثيرًا بوصفها حلولاً للتحديات البيئية، فإن فاعليتها في إدارة الآثار الخارجية البيئية للذكاء الاصطناعي لا تزال غير مدروسة إلى حد بعيد.

وبناءً على ذلك، تسعى الدراسة إلى سد هذه الفجوة من خلال إجراء تقييم منهجي ومقارن للآثار البيئية لأنشطة الذكاء الاصطناعي، باستخدام حالات لمجموعة متنوعة من الدول. وينطوي ذلك على تحليل الآثار المباشرة لأنشطته والعوامل الاجتماعية - الاقتصادية الأوسع التي تتوسط هذه العلاقة. وتحديدًا، تهدف الدراسة إلى استقصاء كيفية تفاعل هذه الأنشطة مع السياسات البيئية، والهياكل الاقتصادية، وأنظمة الطاقة، للتأثير في نتائج الاستدامة. وبذلك، تطمح الدراسة إلى الإسهام في فهم أكثر استنادًا إلى الأدلة لكيفية دعم الذكاء الاصطناعي للاستدامة البيئية أو عرقلتها في ظل ظروف وطنية متباينة.

تقدّم الدراسة إسهامات على المستويين النظري والعملي. فمن المنظور النظري، توسّع نظريتين بيئيتين تأسيسيتين، هما منحنى كوزنتس البيئي Environmental Kuznets Curve, EKC، ومعادلة الأثر البيئي القائم على السكان والوفرة والتكنولوجيا IPAT، من خلال إدخال الذكاء الاصطناعي متغيرًا تكنولوجيًا حاسمًا يؤثّر في الأداء البيئي. وبذلك تقترح إطارًا تصوريًا شاملاً يدمج الأبعاد الاقتصادية، والسياساتية، والرقمية، وبُعد مزيج الطاقة. ومن خلال هذه العدسة، تُبرز الدراسة الدور المزدوج للذكاء الاصطناعي بوصفه محرّكًا للتقدم الاقتصادي والتكنولوجي ومصدرًا محتملاً للتدهور البيئي. وتؤكد هذه الازدواجية تعقيد التحولات التكنولوجية، وتتحدى الرؤية التقليدية التي تفترض أن التكنولوجيا مفيدة للاستدامة بطبيعتها.

ومن المنظور التجريبي، تقدّم الدراسة إسهامًا تجريبيًا جديدًا من خلال فحص التبعات البيئية لنشر الذكاء الاصطناعي عبر سياقات اجتماعية - اقتصادية متنوعة. وتبرز على نحو خاص كيف يمكن أن تؤثر الخصائص الاقتصادية الوطنية، مثل مستويات الدخل، والأطر التنظيمية والسياسية، وهياكل مزيج الطاقة، والقدرات الرقمية، بدرجة كبيرة في طبيعة العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والبيئة واتجاهها. ومن خلال توظيف تقنيات قياس اقتصادي متقدمة، بما في ذلك الانحدار الكمي بطريقة العزوم The Method of Moments Quantile Regression, MMQR وتحليل السببية Causality Test، تقدّم الدراسة تقييمًا صارمًا للشروط التي يمكن بموجبها أن يعزز الذكاء الاصطناعي الأداء البيئي أو يعوقه. وبناءً على ذلك، توفر النتائج رؤى سياساتية عملية لصانعي السياسات، من خلال تحديد الكيفية التي يمكن بها تسخير تقنيات الذكاء الاصطناعي استراتيجيًا لدفع الاستدامة البيئية قُدمًا، ووقت ذلك ومكانه. وفضلاً عن ذلك، تلقي الدراسة الضوء على العوامل التمكينية والمعوقات البنيوية التي قد تُمكّن من تحقيق هذا الهدف أو تعوقه، وبذلك تُزوِّد متخذي القرار بفهم أعمق للعوامل الهيكلية اللازمة لتوجيه تطور الذكاء الاصطناعي نحو أهداف إيكولوجية.

يقدّم المبحث الأول مراجعة شاملة للأدبيات القائمة حول الذكاء الاصطناعي وآثاره المتعددة الأبعاد في الأداء البيئي. ويعرض المبحث الثاني مصادر البيانات والمنهجية القياسية الاقتصادية المستخدمة في التحليل. ويناقش المبحث الثالث النتائج التجريبية نقديًا. وأخيرًا، يخلص المبحث الرابع إلى النتائج ويعرض الآثار السياساتية ذات الصلة.

ثانيًا: مراجعة الأدبيات والخلفية النظرية

> " لا تستطيع تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي أن تسهم إلا بقدرٍ محدود في الوصول إلى حلول دائمة واسعة التأثير؛ إذ إن قدرتها محدودة على مواجهة القوى السياسية والاجتماعية - الاقتصادية الكامنة التي تُدمّر الطبيعة وتستغل مواردها من أجل الربح"[12].

شكّلت العلاقة بين الابتكار التكنولوجي والآثار البيئية، طوال عقود، موضوعًا للبحث العلمي، وأرست الأعمال التأسيسية أطرًا نظرية لا تزال تُوجِّه البحث المعاصر. وقدّم إرلش وهولدرن أحد أقدم المداخل المنهجية من خلال معادلة الأثر البيئي القائم على السكان والوفرة والتكنولوجيا، حيث يقاس الأثر البيئي Impact بحجم السكان Population والوفرة Affluence والتكنولوجيا Technology. وقد وضعت هذه المعادلة التقدم التكنولوجي بوصفه محددًا رئيسًا للأثر البيئي إلى جانب عاملَي السكان والوفرة[13]. ورسّخ هذا العمل الرائد فكرة أن التكنولوجيا قد تكون سلاحًا ذا حدين؛ فهي قادرة على تكثيف الضغوط البيئية عبر زيادة الاستهلاك، وفي الوقت نفسه على التخفيف منها من خلال تحسين الكفاءة.

واستنادًا إلى هذه الأسس، طرح غروسمان وكروغر منحنى كوزنتس البيئي بوصفه فرضية ترسم علاقة على شكل حرف U مقلوب بين التنمية الاقتصادية والتدهور البيئي. وأشارت أعمالهما إلى أن الابتكار التكنولوجي قد يسرّع الانتقال نحو أداء بيئي أفضل من خلال تعزيز كفاءة الموارد وتيسير التحولات البنيوية الاقتصادية[14]. وقد عززت هذه الرؤية المتفائلة دراسة يورك وروزا؛ إذ نقّحا إطار معادلة الأثر البيئي القائم على السكان والوفرة والتكنولوجيا، مع الإقرار بأن المنافع التكنولوجية قد تُعوَّض بزيادات في عدد السكان ومستويات الرفاه، بما يقدّم إدراكًا مبكرًا لاحتمال وجود آثار الارتداد[15].

غير أن هذه النظرة المتفائلة إلى الدور البيئي للتكنولوجيا واجهت تحديات كبيرة من باحثين أبرزوا العواقب غير المقصودة للتقدم التكنولوجي. فقد عمل سورل وديمتروبولوس على تأصيل نظرية "أثر الارتداد"، مبيّنين كيف أن تحسينات الكفاءة الناتجة من الابتكارات التكنولوجية قد تقود إلى زيادة الاستهلاك، بما قد يبدد المنافع البيئية المحتملة[16]. كما طوّر بركوت وهرتن هذا المنظور النقدي؛ إذ دعما "فرضية نزع الطابع المادي" التي تفترض أن السلع الرقمية يمكن أن تقلل التدفقات المادية، أي استخدام الموارد، لكنهما حذّرا من افتراض تحقّق منافع بيئية تلقائيًا نتيجة التحولات التكنولوجية[17].

---

12 Peter Dauvergne, *AI in the Wild: Sustainability in the Age of Artificial Intelligence* (Cambridge, MA: MIT Press, 2020), p. 68.

13 Paul R. Ehrlich & John P. Holdren, "Impact of Population Growth," *Science*, vol. 171 (1971), pp. 1212-1217.

14 Gene M. Grossman & Alan B. Krueger, "Economic Growth and the Environment," *Quarterly Journal of Economics*, vol. 110 (1995), pp. 353-377.

15 Richard York & Eugene A. Rosa, "Key Challenges to Ecological Modernization Theory: Institutional Efficacy, Case Study Evidence, Units of Analysis, and the Pace of Eco-Efficiency," *Organization & Environment*, vol. 16 (2003), pp. 273-288.

16 Steve Sorrell & John Dimitropoulos, "The Rebound Effect: Microeconomic Definitions, Limitations and Extensions," *Ecological Economics*, vol. 65 (2008), pp. 636-649.

17 Frans Berkhout & Julia Hertin, "De-Materialising and Re-Materialising: Digital Technologies and the Environment," *Futures*, vol. 36 (2004), pp. 903-920.

اكتسب بروز التقنيات الرقمية، بوصفها مجالاً مستقلاً للاهتمام البيئي، زخمًا مع دراسة بلخير والمليجي، التي قاست الانبعاثات المتزايدة الصادرة عن مراكز البيانات والبنية التحتية الرقمية. وقد شكّل عملهما نقطة تحول في الأدبيات؛ إذ نقل التركيز من الآثار التكنولوجية العامة إلى التبعات البيئية المحددة للرقمنة[18]. وتفاقم هذا القلق مع دراسة جونز التي وثّقت النمو الأُسّي في استهلاك الطاقة المرتبط بالبنية التحتية الرقمية، متحديةً الافتراضات السابقة بشأن الطبيعة "النظيفة" للتقنيات الرقمية[19].

وجعلت ثورة الذكاء الاصطناعي هذه المخاوف في بؤرة الاهتمام؛ إذ قدّمت ستروبل وآخرون دليلاً رائدًا على أن تدريب نموذج لغوي كبير واحد يمكن أن يطلق من ثاني أكسيد الكربون CO_2 مقدارًا يعادل انبعاثات خمس سيارات طوال أعمارها التشغيلية. وقد غيّرت هذه الدراسة المفصلية الخطاب المتعلق بالتبعات البيئية للذكاء الاصطناعي جذريًا، إذ قدّمت دليلاً ملموسًا على انبعاثات مباشرة كبيرة ناجمة عن عمليات الحوسبة[20]. وأطلق هذا العمل موجةً من الأبحاث التي فحصت البصمة البيئية للذكاء الاصطناعي، حيث وثّق شوارتز وآخرون زيادةً بمقدار 300000 مرة في متطلبات الحوسبة لأنظمة الذكاء الاصطناعي المتقدمة بين عامي 2012 و2018[21].

وعلى الرغم من هذه النتائج المثيرة للقلق، ظهر في المقابل تيار بحثي شدد على المنافع البيئية المحتملة للذكاء الاصطناعي. فقد بيّن دوبي وآخرون قدرة الذكاء الاصطناعي على تحسين نظم الطاقة ودمج الطاقة المتجددة[22]، بينما أظهر عبد الجبار وآخرون كيف يمكن أن يحسّن الذكاء الاصطناعي الكفاءة في شبكات النقل[23]. وتعزز هذا المنظور الأكثر تفاؤلاً بفضل دراسة بتلر وآخرين في تطبيقات علم المواد Materials Science[24]، وآلان وسيرلا في نظم المباني الذكية Smart Building Systems، بما يشير إلى أن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي قد يكون إيجابيًا في جوهره إذا طُبّق على نحو صحيح[25]. كما قدّم خان وآخرون دليلاً على أن الذكاء الاصطناعي يمكن أن يكون أداة فعالة لمكافحة "الغسل الأخضر" Greenwashing[26]. فمن خلال دراسة شركات A-share الصينية، أظهرت دراستهم أن الأتمتة المدعومة بالذكاء الاصطناعي وتحليلات البيانات تقللان من نزعة الشركات إلى إخفاء أدائها البيئي الحقيقي، ولا سيما في الشركات غير المملوكة

18 Lotfi Belkhir & Ahmed Elmeligi, "Assessing ICT Global Emissions Footprint: Trends to 2040 & Recommendations," *Journal of Cleaner Production*, vol. 177 (2018), pp. 448-463.

19 Nicola Jones, "How to Stop Data Centres from Gobbling up the World's Electricity," *Nature*, vol. 561, no. 7722 (2018), pp. 163-166.

20 Strubell, Ganesh & McCallum.

21 Schwartz et al.

22 Dobbe et. Al.

23 Abduljabbar et al.

24 Keith T. Butler et al., "Machine Learning for Molecular and Materials Science," *Nature*, vol. 559, no. 7715 (2018), pp. 547-555.

25 Kari Alanne & Sanna Sierla, "An Overview of Machine Learning Applications for Smart Buildings," *Sustainable Cities and Society*, vol. 76 (2022).

26 M. K. Khan et al., "The Automated Sustainability Auditor: Does Artificial Intelligence Curtail Greenwashing Behavior in Chinese Firms?" *Business Strategy and the Environment*, vol. 33, no. 2 (2024), pp. 9015-9039;
يُقصد بالغسيل الأخضر الممارسات المضلِّلة التي تهدف إلى تلميع صورة الشركات الملوِّثة للبيئة من خلال تقديم ادعاءات أو أدلة زائفة بشأن أنشطتها، وإطلاق حملات دعائية تُظهرها بوصفها رائدة في الحفاظ على البيئة، بما يحجب حقيقة مسؤوليتها عن هذا التلوث.

للدولة. ويبرز ذلك إمكانات الذكاء الاصطناعي في تعزيز شفافية المعايير البيئية والاجتماعية وحوكمة الشركات Environmental, Social, and Governance, ESG حين يُدعم بأطر مؤسسية ملائمة.

وتطورت الأدبيات نحو تحليلات أكثر دقة واعتمادًا على السياق مع تراكم الأدلة التجريبية. فقد حاجّ كاك وآخرون بأن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي يعتمد اعتمادًا حاسمًا على التطبيقات المحددة، ومصادر الطاقة، والسياقات الاجتماعية - الاقتصادية الأوسع[27]. ووجدت هذه الرؤية دعمًا تجريبيًا في دراسات عابرة للحدود كشفت عن آثار غير متجانسة عبر مستويات مختلفة من التنمية والأطر السياساتية. فعلى سبيل المثال، وجد دانش وآخرون ارتباطات سلبية بين تبنّي التكنولوجيا الرقمية وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون في بعض السياقات[28]، في حين أفاد كيم بارتباطات إيجابية في دول منظمة التعاون الاقتصادي والتنمية OECD، بما يبرز تعقيد هذه العلاقات[29].

وركزت الدراسات الحديثة، على نحو متزايد، على العوامل المُعدِّلة التي تفسر هذه الآثار غير المتجانسة. فقد شدد فينويسا وآخرون على أهمية الأطر السياساتية وتطور المؤسسات في تحديد الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي[30]، بينما دافع رولنك وآخرون عن أثر تطبيقات الذكاء الاصطناعي الموجَّهة في القطاعات عالية التأثير في الاستدامة[31]. وقدم فرانشسكو وآخرون وسونج وآخرون أدلة على أن التنظيمات البيئية الصارمة وآليات تسعير الكربون تسهم على نحو ملموس في خفض الانبعاثات الناجمة عن التقنيات الرقمية[32]، في حين برهن تيان وآخرون على نحو خاص هذا الأثر في أنظمة تداول الانبعاثات والضرائب المفروضة على انبعاثات الكربون[33].

وبناءً على ذلك، يبرز دي هُو وآخرون أن ديناميات المعايير البيئية والاجتماعية وحوكمة الشركات تتشكل على نحو متزايد بفعل التقنيات الرقمية، التي تؤثر في سلوك الشركات عبر مراحل مختلفة من دورة حياتها[34]. وتشير نتائجهم إلى أنه من دون دمج قوي للمعايير البيئية والاجتماعية وحوكمة الشركات، قد تفشل الابتكارات الرقمية، بما في ذلك الذكاء الاصطناعي، في إنتاج عوائد استدامة، ولا سيما في المراحل المبكرة أو ذات

---

27 Lynn H. Kaack et al., "Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation," *Nature Climate Change*, vol. 12, no. 6 (2022), pp. 518-527.

28 Danish Danish et al., "Effect of Natural Resources, Renewable Energy and Economic Development on CO_2 Emissions in BRICS Countries," *Science of the Total Environment*, vol. 678 (2019), pp. 632-638.

29 S. Kim, "The Effects of Information and Communication Technology, Economic Growth, Trade Openness, and Renewable Energy on CO_2 Emissions in OECD Countries," *Energies*, vol. 15, no. 5 (2022).

30 Ricardo Vinuesa et al., "The Role of Artificial Intelligence in Achieving the Sustainable Development Goals," *Nature Communications*, vol. 11, no. 1 (2020).

31 D. Rolnick et al., "Tackling Climate Change with Machine Learning," *arXiv* (2019), accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/3PGz9vO

32 M. Francisco, "Artificial Intelligence for Environmental Security: National, International, Human and Ecological Perspectives," *Current Opinion in Environmental Sustainability*, vol. 61 (2023); Song et al.; Y. Song et al., "Impact of artificial Intelligence on Renewable Energy Supply Chain Vulnerability: Evidence from 61 Countries," *Energy Economics*, vol. 131 (March 2024).

33 H. Tian et al., "The Impact of Digital Economy Development on Carbon Emissions—Based on the Perspective of Carbon Trading Market," *Journal of Cleaner Production*, vol. 434 (2024).

34 Di Hou et al., "ESG Dynamics in Modern Digital World: Empirical Evidence from Firm Life-Cycle Stages," *Environment, Development and Sustainability*, vol. 27 (2024), pp. 12325-12350.

الحوكمة المنخفضة. وبالتوازي، يجادل حسين وآخرون بأن الذكاء الاصطناعي يمكن أن يعزز الابتكار الأخضر Green Innovation، ولكن عندما يكون مدعومًا ببيئات مؤسسية متطورة وجاهزية تنظيمية فحسب[35].

وقد أثار دور مستوى التنمية في التخفيف من الآثار البيئية للذكاء الاصطناعي جدلاً واسعًا. فقد وجد تشانغ وآخرون علاقة على شكل حرف U مقلوب بين تطور الاقتصاد الرقمي وانبعاثات الكربون في 72 دولة، بما يوحي بأن التبنّي الرقمي في مراحله الأولى يرفع الانبعاثات قبل أن يؤدي لاحقًا إلى خفضها[36]. وقد تحدّت هذه النتيجة افتراضات سابقة بشأن آثار إيجابية أو سلبية موحدة، داعمةً نماذج نظرية أكثر تطورًا. وأضاف دونغ وآخرون مزيدًا من الدقة بإظهارهم أنه في حين خفضت التقنيات الرقمية انبعاثات ثاني أكسيد الكربون الإجمالية، فإنها زادت من نصيب الفرد من الانبعاثات، بما يبرز أهمية مستوى التحليل ومقاربات القياس[37].

كما توسّع البحث المعاصر ليشمل عوامل معدِّلة إضافية، منها رأس المال البشري[38]، والتحضر[39] والهيكل الصناعي[40]. علاوة على ذلك، قدّم الصقر وآخرون الاستقرار السياسي بوصفه عاملاً مؤسسيًا بالغ الأهمية، مجادلين بأن الحوكمة المستقرة تيسّر الاستثمارات الطويلة الأجل في حلول بيئية يتيحها الذكاء الاصطناعي[41]. وتشير هذه الدراسات مجتمعة إلى أن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي مشروط بتفاعل معقد بين عوامل تكنولوجية ومؤسسية واجتماعية - اقتصادية.

ومع ذلك، لا يزال هناك متشككون يطعنون في الرؤى المتفائلة حول إمكانات الذكاء الاصطناعي لتحقيق منافع بيئية؛ إذ يرى بيتر دوفرين أن تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي لا يمكن أن تسهم إلا جزئيًا في حلول مستدامة وشاملة، لأنها تفتقر إلى القدرة على معالجة القوى السياسية والاجتماعية - الاقتصادية الأساسية التي تستغل الموارد الطبيعية وتضّر بالبيئة لتحقيق مكاسب مالية[42]. وتشير هذه الرؤية النقدية، التي تدعمها دراسة كراوفورد وجولر، إلى أن الذكاء الاصطناعي قد ينتهي به الأمر إلى الإسهام في تكريس الجوانب غير المستدامة من الرأسمالية الحديثة بدلاً من تحويلها[43]. وقد قدّم زنك وغاير، ولانج وآخرون، تعزيزًا

35 M. Hussain et al., "Tapping into the Green Potential: The Power of Artificial Intelligence Adoption in Corporate Green Innovation Drive," *Business Strategy and the Environment*, vol. 33 (2024), pp. 4375-4396.

36 W. Zhang & M. Zeng, "Is Artificial Intelligence a Curse or a Blessing for Enterprise Energy Intensity? Evidence from China," *Energy Economics*, vol. 134 (2024); Zhang et al.

37 Feng Dong et al., "How Does Digital Economy Affect Carbon Emissions? Evidence from Global 60 Countries," *Science of the Total Environment*, vol. 852 (2022).

38 B. Q. Hung, N. T. H. Nham & L. T. Ha, "The Importance of Digitalization in Powering Environmental Innovation Performance of European Countries," *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 8 (2023); Tilman Santarius et al., "Digitalization and Sustainability: A Call for a Digital Green Deal," *Environmental Science & Policy*, vol. 147 (2023), pp. 11-14.

39 Q. Luo & P. Feng, "Exploring Artificial Intelligence and Urban Pollution Emissions: 'Speed Bump' or 'Accelerator' for Sustainable Development?" *Journal of Cleaner Production*, vol. 463 (2024).

40 A. B. Rashid & M. A. K. Kausik, "AI Revolutionizing Industries Worldwide: A Comprehensive Overview of Its Diverse Applications," *Hybrid Advances*, vol. 7 (2024).

41 N. Alsagr, Ilhan Ozturk & A. Usman, "Digital Government, Political Stability, and Nuclear Energy Investment: The Role of the Paris Agreement," *Nuclear Engineering and Technology*, vol. 57, no. 5 (2025).

42 Dauvergne.

43 Kate Crawford & Vladan Joler, "Anatomy of an AI System," AI Now Institute & Share Lab (2018).

تجريبيًا لهذا الرأي من خلال توثيق الكيفية التي يمكن بها أن يسرّع الابتكار المدفوع بالذكاء الاصطناعي دورات الاستهلاك واستخراج الموارد[44].

تكشف الحالة الراهنة للأدبيات عن ثلاث مقاربات متميزة، لكنها غير متنافية بالضرورة: الأولى، متفائلون تكنولوجيًا Technological Optimists يركّزون على قدرة الذكاء الاصطناعي على الدفع نحو الاستدامة؛ والثانية، متشككون تكنولوجيًا Technological Skeptics يبرزون التكاليف البيئية للذكاء الاصطناعي وقيوده النسقية Systemic Limitations؛ والثالثة، براغماتيون سياقيون Contextual Pragmatists يرون أن النتائج تعتمد على شروط التطبيق والسياقات المختلفة. وبينما يعكس هذا التعدد في المقاربات تعقّد الظاهرة محل الدراسة، فإنه يكشف أيضًا عن فجوات كبيرة في فهمنا.

وبعبارة أوضح، تفتقر البحوث القائمة إلى تحليل تجريبي شامل يفحص، عبر سياقات قُطرية متنوعة وعلى نحو منهجي، كيف تُعدِّل عوامل اجتماعية - اقتصادية ومؤسسية متعددة، في آن واحد، العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والبيئة. وقد ركّزت الدراسات السابقة عادةً على عامل واحد للتغيير أو على عينات محدودة من البلدان، ما يجعل من الصعب استخلاص استنتاجات قابلة للتعميم بشأن الشروط التي يسهم فيها الذكاء الاصطناعي في الاستدامة البيئية. فضلًا عن ذلك، لم تولِ الأدبيات اهتمامًا كافيًا للعلاقات اللاخطية Non-linear Relationships وآثار العتبة التي قد تميّز الآثار البيئية للذكاء الاصطناعي عبر مراحل مختلفة من التطور التكنولوجي والنمو الاقتصادي. ومن ثم، تزداد أهمية هذه الفجوات في ضوء الحاجة الملحّة إلى إرشادات سياساتية قائمة على الأدلة، مع تسارع تبنّي الذكاء الاصطناعي عالميًا وتصاعد الالتزامات المناخية. إن فهم الكيفية التي يسهم بها الذكاء الاصطناعي في المخرجات البيئية، ووقتها ومكانها، ضروري لتصميم سياسات تستثمر إمكاناته النافعة وتحدّ من آثاره السلبية عبر سياقات تنموية مختلفة.

واستنادًا إلى أكثر النتائج رسوخًا في الأدبيات الحالية، نصوغ الفرضيات الآتية:

- يختلف الأثر البيئي لتبنّي الذكاء الاصطناعي اختلافًا كبيرًا بين الدول ذات الخصائص الاجتماعية - الاقتصادية والأطر السياساتية المتباينة.
- تعزز السياسات التكاملية Complementary Policies، ولا سيما تسعير الكربون والتنظيمات البيئية الصارمة، الآثار البيئية الإيجابية للذكاء الاصطناعي.
- تتبع العلاقة بين تبنّي الذكاء الاصطناعي والمخرجات البيئية نمطًا لاخطيًا Non-linear Pattern؛ إذ قد تؤدي المراحل الأولى من تطور الذكاء الاصطناعي إلى زيادة الانبعاثات، تعقبها تخفيضات مع نضج التكنولوجيا.
- تُعدّ المستويات الأعلى من رأس المال البشري والمهارات الرقمية متطلبات مسبقة حاسمة لتوظيف الذكاء الاصطناعي بفاعلية في تحقيق منافع بيئية.

ونهدف إلى اختبار هذه الفرضيات باستخدام تحليل متين للبيانات المقطعية الزمنية، بما يسهم في توفير أدلة تجريبية حول الكيفية التي يسهم بها الذكاء الاصطناعي في الاستدامة البيئية ووقتها ومكانها. وستكون

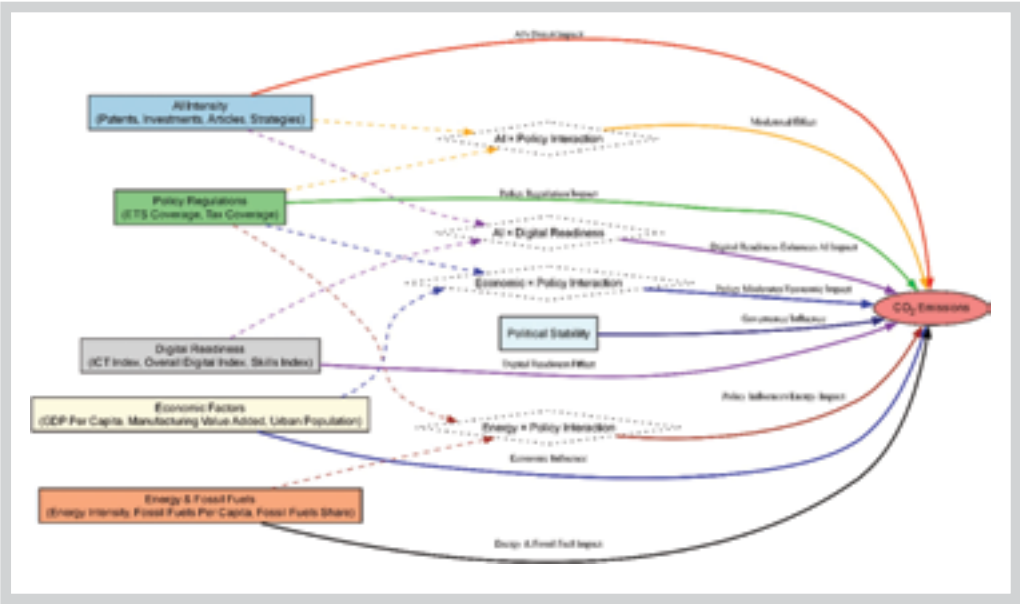
---

44 Thomas Zink & Roland Geyer, "Circular Economy Rebound," *Journal of Industrial Ecology*, vol. 21, no. 3 (2017), pp. 593-602; Stefan Lange, Johanna Pohl & Tilman Santarius, "Digitalization and Energy Consumption: Does ICT Reduce Energy Demand?" *Ecological Economics*, vol. 176 (2020).

هذه الأدلة حاسمة في إرشاد السياسات التي توجّه تطور الذكاء الاصطناعي نحو تطبيقات مفيدة، وتضمن إدارة مناسبة للطاقة والموارد في أنظمة الذكاء الاصطناعي، وتوزع منافعه على نحو منصف بين الاقتصادات المتقدمة والنامية على حد سواء. ويُعرض الإطار المفاهيمي الذي يوجّه هذه الدراسة في الشكل (1).

الشكل (1)

الإطار المفاهيمي



ثالثًا: البيانات والمنهجية

تغطي هذه الدراسة أربعًا وخمسين دولة ذات سياقات اجتماعية - اقتصادية مختلفة خلال الفترة 2013-2023. ونظرًا إلى سعينا للحصول على بيانات مباشرة مرتبطة بالذكاء الاصطناعي، مثل استثمارات الذكاء الاصطناعي، وبراءات الاختراع المرتبطة به، والمقالات العلمية المتعلقة به، استند اختيار الدول والإطار الزمني إلى معيارين. أولهما توافر البيانات؛ إذ لا تتوافر لدى جميع الدول بيانات عن استثمارات الذكاء الاصطناعي وبراءات اختراعه. وثانيهما أنه، خلافًا للدراسات السابقة التي اعتمدت على متغيرات غير مباشرة، مثل استخدام الإنترنت، أو اشتراكات الهاتف المحمول، أو عدد الروبوتات الصناعية، على افتراض أنها تعكس نشاط الذكاء الاصطناعي[45]، اعتمدنا في هذه الدراسة على بيانات ترتبط مباشرة بصناعة الذكاء الاصطناعي. وقد مكّننا هذا النهج من استكشاف الجوانب الأكثر صلة بهذه الصناعة ورصد أثرها المباشر في البيئة.

45 Q. Wang, Y. Li & R. Li, "Ecological Footprints, Carbon Emissions, and Energy Transitions: The Impact of Artificial Intelligence (AI)," *Humanities and Social Sciences Communications*, vol. 11 (2024), pp. 1-18, accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/3Rqvy5r; C. Zhao et al., "How Does Artificial Intelligence Promote Renewable Energy Development? The Role of Climate Finance," *Energy Economics*, vol. 133 (2024).

توظّف البحوث التجريبية في هذا المجال طيفًا واسعًا من المؤشرات لقياس تبني الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي. فمن جهة، تشمل المؤشرات التقريبية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي بيانات براءات الاختراع، بوصفها مؤشرًا على الابتكار والتطوير، واستثمارات الذكاء الاصطناعي في القطاعين العام والخاص[46]. كذلك، تُعدّ الرقمنة ركيزةً أساسية لتفعيل ديناميات الذكاء الاصطناعي في الاقتصاد والمجتمع[47]، وهي تشمل تبنّي تكنولوجيا المعلومات والاتصالات ICT، والمهارات الرقمية، والبنية التحتية الرقمية. ومن جهة أخرى، تستخدم الدراسات عادةً مؤشرات بيئية مثل انبعاثات ثاني أكسيد الكربون، سواء من حيث الحجم الإجمالي أو نصيب الفرد[48]، وكثافة الطاقة Energy Intensity[49]، ومقاييس متعددة لجودة الهواء، بما في ذلك الجسيمات العالقة في الهواء Particulate Matter وغيرها من الملوثات[50].

يعرض الجدول (1) قائمة المتغيرات المستخدمة في هذه الدراسة والإحصاءات الوصفية الخاصة بها. وتكشف الإحصاءات الوصفية أن المتغيرات المرتبطة بالذكاء الاصطناعي تُظهر التواءً Skewness وتفرطحًا Kurtosis مرتفعين. ويشير ذلك إلى أن تطور الذكاء الاصطناعي يتركز بدرجة كبيرة في عدد محدود من الاقتصادات، وهو ما يثير مخاوف بشأن عدم المساواة التكنولوجية بين الدول وعدم تكافؤ توزيع تبعاته البيئية. وإضافةً إلى ذلك، فإن ارتفاع متوسط انبعاثات ثاني أكسيد الكربون واستخدام الوقود الأحفوري، إلى جانب المستويات المرتفعة للإنتاج الصناعي، يوحي بأن العوامل الاقتصادية لا تزال تؤدي دورًا مهمًا في تشكيل الطلب على الطاقة والتأثير في الكيفية التي ينعكس بها الذكاء الاصطناعي على كفاءة الطاقة. ويزداد هذا التعقيد مع ما تكشفه البيانات من محدودية انتشار أنظمة تداول الانبعاثات والضرائب الخضراء؛ إذ لا تتوزع هذه الأدوات بالتساوي بين الدول، وهو ما ينعكس في التوائها السلبي Negative Skewness.

يكشف الشكل (2) عن تباين واضح بين الدول محل الدراسة من حيث الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي. وتظهر النتائج أن البلدان ذات الدخل المرتفع تتقدم في جميع المتغيرات ذات الصلة، مثل استثمارات الذكاء الاصطناعي، وتوليد المعرفة في هذا المجال، وبراءات الاختراع المرتبطة به. غير أن النتائج نفسها تُظهر أيضًا أن هذه البلدان تسجل أعلى مستويات انبعاثات ثاني أكسيد الكربون واستهلاك الوقود الأحفوري للفرد مقارنةً بمجموعات الدخل الأخرى. ويُعدّ ذلك مؤشرًا على احتمال وجود ارتباط سلبي بين الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي والأداء البيئي في هذه البلدان.

---

46 Agnieszka Parteka & Anna Kordalska, "Artificial Intelligence and Productivity: Global Evidence from AI Patent and Bibliometric Data," *Technovation*, vol. 125 (2023).

47 T. Babina et al., "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation," *Journal of Financial Economics*, vol. 151 (2024).

48 Y. Shen, Z. Yang & X. Zhang, "Impact of Digital Technology on Carbon Emissions: Evidence from Chinese Cities," *Frontiers in Ecology and Evolution*, vol. 11 (2023).

49 Zhang & Zeng.

50 P. Kumar et al., "The Nexus between Air Pollution, Green Infrastructure and Human Health," *Environment International*, vol. 133 (2019).

ولالتقاط العلاقة الطوبولوجية بين الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي، بنينا خرائط كثافة طوبولوجية لهذه الجوانب. ويوضح الشكل (3) وجود ارتباط إيجابي عام بين مستوى استثمارات الذكاء الاصطناعي وانبعاثات الكربون عبر الدول المشمولة في الدراسة. فدول مثل الولايات المتحدة والصين وكندا، المعروفة بأنها من القادة العالميين في استثمار الذكاء الاصطناعي، تُظهر كذلك بعضًا من أعلى مستويات انبعاثات الكربون. ويوحي هذا النمط بأن تطوير الذكاء الاصطناعي ونشره على نطاق واسع، ولا سيما عندما يتركز في قطاعات تستهلك الطاقة على نحو كثيف أو في البنى التحتية للبيانات، قد يسهمان في تدهور البيئة. ومع ذلك، فإن حالات لافتة مثل الهند وروسيا وفرنسا تخرج عن هذا الاتجاه، ما يدل على أن العلاقة ليست خطية ولا تنطبق على جميع الحالات. وتؤكد هذه التباينات ضرورة إجراء تحليل قياسي اقتصادي صارم لفك تشابك المسارات الوطنية غير المتجانسة وبيئات السياسات التي تتوسط العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والانبعاثات.

الجدول (1)

المتغيرات والإحصاءات الوصفية

Variable	Source	Mean	Max	Min	Sd	Skewness	Kurtosis	Unit root Test	CADF Test
ETS_Coverage	Dolphin and Xiahou (2022)	0.64	2	0	0.58	0.23	−0.71	–	–
Tax_Coverage	Dolphin and Xiahou (2022)	0.36	1	0	0.48	0.6	−1.65	–	–
CO_2	(Global Carbon Budget, 2024)	6.74	15.73	1.75	3.74	0.94	0.3	−5.32***	−3.72***
EPI	Block et al. (2024)	52.94	72.74	23.42	11.47	−0.43	−0.82	−4.79***	−3.22***
ICT_Index	UNCTAD	0.71	0.95	0.39	0.17	−0.43	−1.04	−7.33***	−3.09***
Overall_Digital_Index	UNCTAD	0.74	0.97	0.45	0.16	−0.21	−1.11	−5.38***	−2.98***
Skills_Index	UNCTAD	0.65	0.92	0.35	0.17	−0.2	−1.07	−5.12***	−3.29***
Energy_Intensity	Energy Institute - Statistical Review of World Energy (2024)	1.25	2.25	0.67	0.42	0.88	0.04	−6.05***	−2.78***
ln_Fossil_Fuels_Capita	Energy Institute - Statistical Review of World Energy (2024)	10.07	11.09	8.78	0.62	−0.37	−0.24	−5.08***	−3.60***
Fossil_Fuels_Share	Energy Institute - Statistical Review of World Energy (2024)	78.86	97.62	47.17	14.41	−0.7	−0.43	−4.90***	−3.50***
ln_GDP_Per_Capita	World Bank	10.46	11.32	9.14	0.59	−0.63	−0.53	−5.19***	−3.59***
Enrollment_Tertiary	World Bank	67.25	104.15	26.69	20.65	−0.27	−0.62	−5.21***	−3.14***
Manufacturing_Value_Added	World Bank	14.72	26.62	6.07	5.3	0.52	−0.35	−5.67***	−3.14***
Urban_Population	World Bank	73.94	92.06	51.77	12.57	−0.32	−1.12	−4.98***	−3.64***
ai_patent	(Center for Security and Emerging Technology, 2024)	2.3	19.59	0.01	4.9	2.82	6.77	−7.97***	−2.90***
ln_ai_investment	Center for Security and Emerging Technology (2024)	15.8	22.37	0	6.37	−1.7	1.82	−10.62***	−3.85***
ln_ai_article	(Center for Security and Emerging Technology, 2024)	7.01	9.49	4.48	1.35	0	−0.75	−5.63***	−3.43***
ai_strategy	AI Index (2024)	0.36	1	0	0.48	0.59	−1.66	–	–

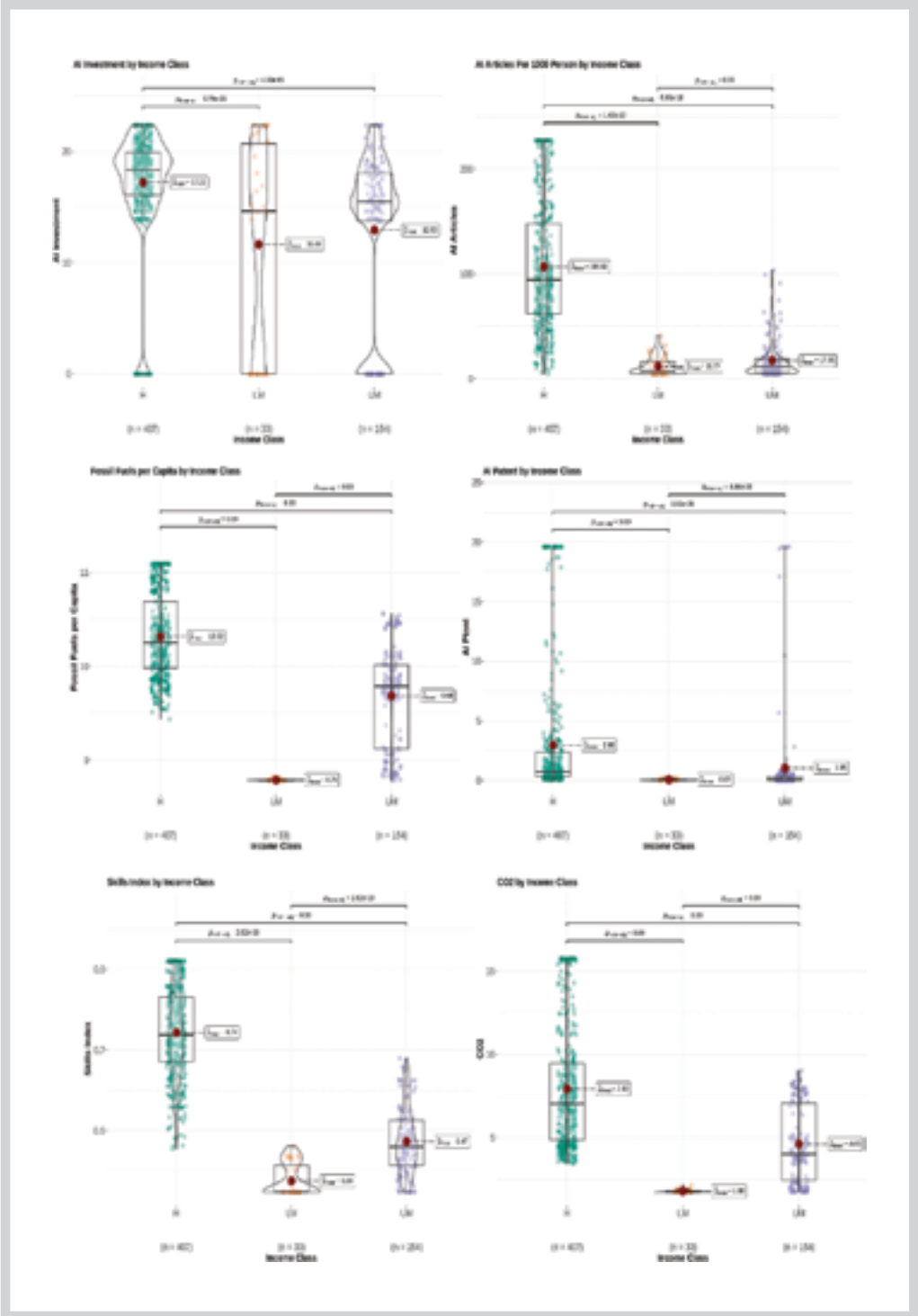
$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

بالنسبة إلى اختبار جذر الوحدة unit root test، طُبّق اختبار إيم-بيسران-شين Im-Pesaran-Shin، ويشير اختبار ديكي وفولر الموسع CADF إلى اختبار بيسران Pesaran للاعتماد المتبادل.

إضافةً إلى ذلك، يعقّد الشكل (4) هذه الصورة من خلال إظهاره علاقة إيجابية، غير متساوية مكانيًا وبنيويًا، بين استثمار الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي المتعدد الأبعاد Environmental Performance Index, EPI. وتكشف خريطة الكثافة الطوبولوجية عن وجود تجمعين متميزين من الدول. يتكون التجمع الأول من دول تحقق في الوقت نفسه مستويات مرتفعة من استثمار الذكاء الاصطناعي والاستدامة البيئية؛ وهي عادةً اقتصادات قائمة على الابتكار وتتمتع بأطر قوية للحوكمة البيئية. أما التجمع الثاني، فيضم دولاً متأخرة في استثمار الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي، ويعكس ذلك غالبًا نقصًا بنيويًا في الاستثمار في التقنيات الخضراء والقدرة التنظيمية.

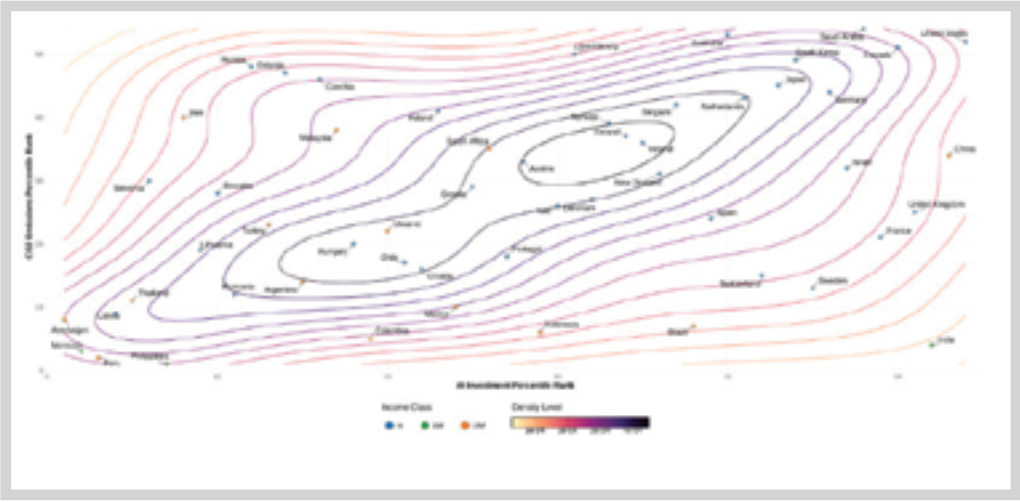
الشكل (2)

توزيع المتغيرات المبحوثة على مجموعات الدخل المختلفة



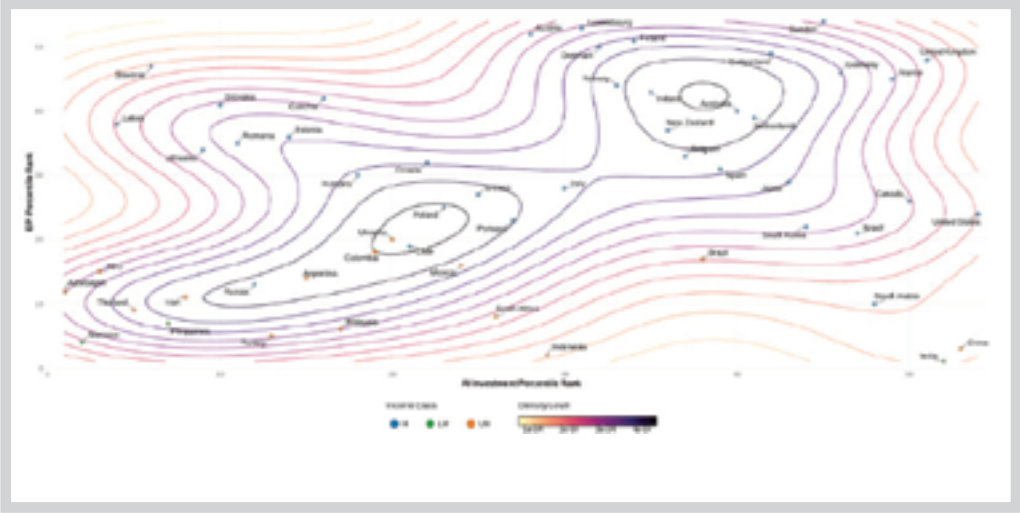
الشكل (3)

العلاقة في مستوى الدول بين الاستثمار في الذكاء الاصطناعي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون



الشكل (4)

العلاقة في مستوى الدول بين الاستثمار في الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي المتعدد الأبعاد



والجدير بالذكر أن الحالات الشاذة تقدّم رؤى حاسمة بشأن دور العوامل المؤسسية والجيوسياسية. فعلى سبيل المثال، تحافظ العديد من دول البلطيق وأوروبا الشرقية داخل الاتحاد الأوروبي على مستويات منخفضة من الاستثمار في الذكاء الاصطناعي، لكنها تُظهر أداءً بيئيًا متميزًا. ويمكن عزو ذلك إلى المعايير البيئية فوق

الوطنية وآليات الإنفاذ المضمّنة في أطر سياسات الاتحاد الأوروبي، التي غالبًا ما تعوّض التأخر التكنولوجي المحلي. وفي المقابل، تُظهر دول مثل الصين والهند، على الرغم من دورها الرائد في تبنّي الذكاء الاصطناعي، أداءً بيئيًا منخفضًا نسبيًا. ويشير ذلك إلى أنه، في غياب حوكمة بيئية قوية، قد تُقابَل المكاسب الاقتصادية والتكنولوجية الناتجة من الذكاء الاصطناعي بمقايضات إيكولوجية Ecological Trade-offs.

ونظرًا إلى تعدد الأبعاد والمتغيرات في بياناتنا، استخدمنا تحليل المكون الرئيس Principal Component Analysis, PCA لتقليل الأبعاد مع الحفاظ على أكبر قدر ممكن من التباين. وقد مكّننا ذلك من تكثيف مؤشرات متعددة لنشاط الذكاء الاصطناعي في مقياس واحد هو "كثافة الذكاء الاصطناعي" AI Intensity، الذي يلتقط الطبيعة المتعددة الأوجه للذكاء الاصطناعي عبر العينة. وإضافةً إلى ذلك، أسفر تحليل المكون الرئيس عن أربعة مؤشرات مركّبة أخرى، هي: مؤشر السياسات، ومؤشر الاقتصاد، ومؤشر الرقمنة، ومؤشر الطاقة. وتفسر هذه المؤشرات مجتمعةً أكثر من 80 في المئة من التباين الكلي في المتغيرات الأصلية (ينظر الملحق أ، الأشكال أ-1 إلى أ-5).

يعرض الجدول (2) معاملات الارتباط الثنائية وعوامل تضخم التباين Variance Inflation Factors, VIFs بين المتغيرات التابعة، وهي مؤشر الأداء البيئي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون للفرد، والدرجات الأربع المستخرجة من تحليل المكون الرئيس. وتشير النتائج إلى أن مكونَي كثافة الذكاء الاصطناعي والطاقة يرتبطان سلبيًا بمؤشر الأداء البيئي وإيجابيًا بانبعاثات ثاني أكسيد الكربون، ما يشير إلى أنه، في غياب ضمانات بيئية، قد تؤدي زيادة الاستثمار في الذكاء الاصطناعي، ولا سيما في التطبيقات ذات الانبعاثات الكربونية العالية، إلى زيادة الانبعاثات والتأثير سلبيًا في الأداء البيئي.

الجدول (2)

مصفوفات الارتباط واختبار عوامل تضخم التباين

Variable	CO_2	EPI	AI Intensity	Policy	Economic	Digital	Energy	Political Stability	VIF
CO_2	1.00								
EPI	0.25	1.00							
AI Intensity	0.34	-0.01	1.00						1.15
Policy	0.20	0.65	0.23	1.00					1.94
Economic	0.45	0.55	0.10	0.30	1.00				1.83
Digital	0.49	0.82	0.19	0.61	0.65	1.00			3.64
Energy	0.85	-0.11	0.20	-0.06	0.22	0.15	1.00		1.14
Political Stability	0.33	0.80	0.04	0.63	0.43	0.74	-0.02	1.00	2.62

ملاحظة: من إعداد المؤلف استنادًا إلى حساباته.

وفي المقابل، تُظهر النتائج أن مكونات مثل الاقتصاد والرقمنة تقيم علاقة مزدوجة مع مؤشر الأداء البيئي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون. ففي حين تميل البنية التحتية الرقمية المحسّنة والنشاط الاقتصادي القوي إلى

تعزيز مؤشر الأداء البيئي، فإنهما يرتبطان أيضًا بمستويات أعلى من انبعاثات ثاني أكسيد الكربون. ومع ذلك، يفوق ارتباطهما الإيجابي بالأداء البيئي تكاليفهما الكربونية، ما يشير إلى أن فوائد الرقمنة والتنمية الاقتصادية هي الغالبة في العينة المبحوثة.

والجدير بالذكر أن جميع قيم عامل تضخم التباين بقيت دون العتبة الشائعة البالغة 5، ما يؤكد أن التعدد الخطي Multicollinearity بين درجات تحليل المكون الرئيس لا يمثّل مصدر قلق يُذكر.

وفيما يلي، نتوسع في هذه النتائج الأولية من خلال تقدير نماذج قياسية اقتصادية متقدمة باستخدام بيانات السلاسل الزمنية المقطعية، لتقييم درجة المتانة Robustness Check والمسارات السببية المحتملة التي تربط بين الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي والأداء البيئي.

مواصفات النماذج

في هذه الدراسة، نعتمد نهجًا قياسيًا اقتصاديًا منهجيًا؛ إذ تُدرج متغيرات الذكاء الاصطناعي بوصفها المتغير المستقل الرئيس في جميع النماذج، إلى جانب متغيرات أخرى ذات صلة تمثّل الأبعاد المؤثرة في العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي. ولتحقيق ذلك، نستخدم المكونات المستخرجة من تحليل المكون الرئيس بوصفها متغيرات مستقلة. ويُطبَّق هذا النهج لضمان إدراج جميع المتغيرات الممثلة للجوانب الاقتصادية، والطاقوية، والسياسات البيئية، والرقمنة، والجوانب السياسية المؤثرة في الأداء البيئي ضمن سياق إدماج الذكاء الاصطناعي وتطوره.

أما بالنسبة إلى طرائق التقدير القياسي الاقتصادي، فقد بدأنا بنماذج أساسية، حيث بنينا نماذج الآثار الثابتة ونماذج الآثار الثابتة ثنائية الاتجاه لالتقاط عدم التجانس Heterogeneity المكاني والزمني بين الدول المبحوثة. وتُصاغ معادلة النموذج المرجعي على النحو الآتي:

معادلة الأساس (1):

$$CO2_{it} = \alpha + \beta_1 AI_Intensity_{it} + \beta_2 Policy_{it} + \beta_3 Economic_{it} + \beta_4 Digital_{it} + \beta_5 Energy_{it} + \beta_6 Political_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

حيث تشير μi إلى الآثار الثابتة الخاصة بالدول، وتشير λt إلى الآثار الثابتة الزمنية، في حين تمثل εit حدّ الخطأ.

ولاختبار إذا ما كان أثر الذكاء الاصطناعي يتأثر بالسياسات، أو بالجاهزية الرقمية، أو بالأداء الاقتصادي، أو بمزيج الطاقة، نضيف حدود التفاعل إلى معادلة الأساس (1)، على النحو الآتي:

معادلة الأساس (2):

$$CO2_{it} = \alpha + \beta_1 AI_Intensity_{it} + \gamma_1 Policy_{it} + \phi_1 (AI_Intensity_{it} \times Policy_{it}) + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

ويمثل ϕ_1 الدور الوسيط للسياسة البيئية في تعديل تأثير الذكاء الاصطناعي في الأداء البيئي. وبالمثل، بنينا ثلاثة نماذج تتضمن حدود تفاعل Interaction Terms لمختلف الجوانب الأخرى قيد الدراسة، وذلك على النحو الآتي:

معادلة الأساس (3):

$$CO2_{it} = \alpha + \beta_1 AI_Intensity_{it} + \theta_1 Digital_{it} + \phi_2 (AI_Intensity_{it} \times Digital_{it}) + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

معادلة الأساس (4):

$$CO2_{it} = \alpha + \gamma_1 Policy_{it} + \delta_1 Economic_{it} + \phi_3 (Policy_{it} \times Economic_{it}) + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

معادلة الأساس (5):

$$CO2_{it} = \alpha + \psi_1 Energy_{it} + \gamma_1 Policy_{it} + \phi_4 (Energy_{it} \times Policy_{it}) + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

توفّر طرائق التقدير التقليدية، مثل المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares, OLS أو نماذج الآثار الثابتة، تقديرات قائمة على المتوسطات الشرطية Conditional Means. غير أن الانحدار الكمي بطريقة العزوم يتيح التقاط عدم التجانس؛ إذ يقدّر آثار المتغيرات المفسرة، ليس عند مركز التوزيع الشرطي لانبعاثات ثاني أكسيد الكربون فحسب، بل عبر الكميات المختلفة للتوزيع. وتكتسب هذه الخاصية أهمية خاصة في الدراسات البيئية، حيث قد تؤثّر العوامل في الدول ذات الانبعاثات المرتفعة على نحو يختلف عن تأثيرها في الدول ذات الانبعاثات المنخفضة. وإضافةً إلى ذلك، تُعدّ طرائق الانحدار الكمي Quantile Regression أقل حساسية للقيم المتطرفة، وهي سمة مرغوب فيها عند التعامل مع البيانات البيئية التي تتسم غالبًا بوجود "ذيول ثقيلة" إحصائيًا Heavy Tails[51].

والأهم من ذلك أن نموذج الانحدار الكمي بطريقة العزوم يجمع بين مزايا التقدير القائم على العزوم ومرونة الانحدار الكمي، مع ضبط التأثيرات الفردية الثابتة زمنيًا μi والتأثيرات الزمنية المحددة λt[52]. ويُعدّ هذا الضبط الهيكلي المزدوج حاسمًا في تحليل البيانات المقطعية الزمنية Panels؛ إذ يتيح الحصول على تقديرات أكثر موثوقية للمعاملات.

ويطوّر نموذج الانحدار الكمي بطريقة العزوم أسلوب الانحدار الكمي التقليدي ليستوعب البيانات المقطعية الزمنية من خلال تعديل شروط العزوم Moment Conditions. وبصياغة رياضية أدق، ولكمية معطاة $\tau\varepsilon$ (0,1)، يمكن التعبير عن دالة الكمية الشرطية رقم τ لانبعاثات ثاني أكسيد الكربون على النحو الآتي:

معادلة الأساس (6):

$$Q_\tau(CO2_{it}|X_{it}, \mu_i, \lambda_t) = \alpha(\tau) + \beta_1(\tau)\ AI_Intensity_{it} + \beta_2(\tau)\ Policy_{it} + \beta_3(\tau)\ Economic_{it} + \beta_4(\tau)\ Digital_{it} + \beta_5(\tau)\ Energy_{it} + \beta_6(\tau)\ Political_{it} + \mu_i(\tau) + \lambda_t(\tau)$$

51 Babina et al.

52 Ibrahim Alnafrah & S. Mouselli, "From Petrodollars to Green Power: Fiscal Stability and Green Transition in GCC Economies," *Journal of Environmental Management*, vol. 370 (2024).

حيث يصبح كل معامل خاصًا بالكمية محل التقدير. وتُبنى شروط العزوم المعدّلة من خلال تكوين معيار خاص بكل كمية:

معادلة الأساس (7):

$$\min_{\theta(\tau)} \sum_{i=1}^{N} \sum_{t=1}^{T} \rho_{\tau}(CO2_{it} - Q_{\tau}(CO2_{it}|X_{it}, \mu_i, \lambda_t))$$

وبحيث تمثل ρτ(u) دالة الفحص Check Function وفق:

معادلة الأساس (8):

$$\rho_{\tau}(u) = u(\tau - 1_{\{u<0\}})$$

وتمثل θ(τ) متجه المعاملات [α(τ), β1(τ), …, β6(τ)] عند الكمية τ. ويُطبّق مقدِّر الانحدار الكمي بطريقة العزوم على نحو منفصل على كميات مختلفة (مثل τ = 0.25 و0.50 و0.75). ويكشف هذا النهج الطبقي إذا ما كانت المحددات تُحدث تأثيرات متسقة أو متباينة عبر توزيع انبعاثات ثاني أكسيد الكربون. وتتضمن عملية التقدير حلّ شروط العزوم المعدّلة باستخدام خوارزمية تكرارية Iterative Algorithm تأخذ في الحسبان كلًا من التأثيرات الثابتة Fixed Effects، وعدم التجانس الفردي μi، والعوامل الخاصة بالزمن λt.

وإضافةً إلى توظيف الانحدار الكمي بطريقة العزوم، طبقنا أيضًا طريقة العزوم المعممة للنظام System Generalized Method of Moments, System GMM لمعالجة المشكلات المحتملة المرتبطة بالمتغيرات الداخلية Endogeneity. ويعزز هذا المقدِّر تحليلنا من خلال دمج شروط العزوم المستمدة من المعادلات في مستوياتها Levels مع تلك الخاصة بمعادلات الفروق الأولى First Differences، بما يصحح التحيزات التي قد تنشأ عن المتغيرات المفسرة الداخلية Endogenous Regressors، مثل التدخلات السياساتية وغيرها من المتغيرات الاقتصادية[53].

ومن خلال الضبط الفعّال لعدم التجانس غير الملحوظ Unobserved Heterogeneity، والحد من تحيز النماذج الديناميكية للبيانات المقطعية الزمنية، ولا سيما في ظل وجود متغيرات تابعة مبطّأة Lagged Dependent Variables، فإن نهج العزوم المعممة للنظام يوفر تقديرات متينة وموثوقة للمعاملات.

وقد استُعين بالاختبارات التشخيصية Diagnostic Tests، بما في ذلك اختبار هانسن Hansen J-Test لاختبار قيود ما فوق التعرف Over-Identifying Restrictions، واختبار أريلانو-بوند Arellano-Bond Test للارتباط التسلسلي Serial Correlation، للتحقق من مدى ملاءمة النموذج. ويعزز اتساق النتائج المستخلصة من نهج الانحدار الكمي بطريقة العزوم وطريقة العزوم المعممة للنظام صدقية النتائج، ما يضمن أن التأثيرات المُقدَّرة في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون لا يشوبها أيّ تشويه ناتج من السببية العكسية Reverse Causality أو تحيز المتغيرات المحذوفة Omitted Variable Bias.

---

53 Manuel Arellano & Olympia Bover, "Another Look at the Instrumental Variable Estimation of Error-Components Models," *Journal of Econometrics*, vol. 68, no. 1 (1995), pp. 29-51; Richard Blundell & Stephen Bond, "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models," *Journal of Econometrics*, vol. 87, no. 1 (1998), pp. 115-143.

رابعًا: النتائج والمناقشة

1. النماذج المرجعية

تشير نتائج النماذج المرجعية Baseline Models المعروضة في الجدول (3) إلى أن الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي تُحدث تأثيرًا إيجابيًا ذا دلالة إحصائية في انبعاثات الكربون عبر الدول محل التحليل. وتوحي هذه النتائج بأنه على الرغم من الإمكانات التحويلية للذكاء الاصطناعي، فإن أنماط تطويره ونشره الحالية تقترن بتكاليف بيئية. وتتسق هذه النتيجة مع دراسات تجريبية حديثة. فقد أظهرت ستروبل وآخرون أن تدريب نموذج واحد من نماذج المحولات Transformer يُنتج أكثر من 284 طنًا من ثاني أكسيد الكربون؛ أي ما يعادل انبعاثات خمس سيارات طوال عمرها الافتراضي، ويعود ذلك أساسًا إلى عمليات التدريب ذات الاستهلاك الكثيف للطاقة والشبكات الكهربائية المعتمدة على الوقود الأحفوري[54]. وقد أصبحت مراكز البيانات التي تغذي عمليات الذكاء الاصطناعي مسؤولة عن حصة متزايدة من إجمالي انبعاثات غازات الدفيئة Greenhouse Gases عالميًا[55].

وعلى النقيض من ذلك، تُظهر النتائج أن أدوات السياسة البيئية، وبخاصة الضرائب البيئية وأنظمة تداول الانبعاثات Emissions Trading Systems, ETS، تُحدث أثرًا ملموسًا في الحد من انبعاثات الكربون. ويعزز ذلك الأدلة التجريبية السابقة الداعمة لفاعلية الآليات القائمة على السوق والتدخلات التنظيمية في تعزيز الكفاءة البيئية وإزالة الكربون Decarbonization[56]. غير أن نتائجنا تُعدّ جديدة من حيث إنها تُظهر تجريبيًا أن هذه الآليات تفقد دلالتها الإحصائية عندما تؤخذ الديناميكيات والمشكلات المحتملة المرتبطة بالمتغيرات الداخلية في الحسبان، بما يوحي بوجود تأخر في استجابة السياسات لمواكبة التحول الرقمي. ويتعارض ذلك مع جانب من الأدبيات الحالية التي تسلّط الضوء على إمكانات الذكاء الاصطناعي في تحقيق الكفاءة البيئية[57]. وفي حدود علمنا، تُعدّ هذه الدراسة من أوائل الدراسات التجريبية التي تُظهر أن الذكاء الاصطناعي قد يؤدي إلى نتائج بيئية عكسية في سياقات تنموية معينة.

ويكشف النموذج أيضًا أن زيادة كثافة النشاط الاقتصادي والرقمنة والاستقرار السياسي ترتبط بارتفاع انبعاثات الكربون. وفي حين يُنظر عادةً إلى التحول الرقمي والاستقرار السياسي بوصفهما عاملين داعمين للابتكار والنمو، تشير هذه النتائج إلى أنهما، في غياب استراتيجية للابتكار الأخضر، قد يعززان، على نحو غير مقصود، البنى الاقتصادية المعتمدة على الوقود الأحفوري، ولا سيما في الاقتصادات النامية والاقتصادات المعتمدة على الموارد[58]. ويُسلّط ذلك الضوء على إشكالية لم تحظَ باهتمام كافٍ في الأدبيات السابقة؛ إذ قد

---

54 Strubell, Ganesh & McCallum.

55 Jones.

56 Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), *Pricing Greenhouse Gas Emissions: Turning Climate Targets into Climate Action* (Paris: OECD Publishing, 2022); R. Stavins, "Market-Based Environmental Policies: What Can We Learn from U.S. Experience (and Related Research)?" in: J. Freeman & C. D. Kolstad (eds.), *Moving to Markets in Environmental Regulation: Lessons from Twenty Years of Experience* (Oxford: Oxford University Press, 2006).

57 Rolnick et al.; Vinues et al., p. 233.

58 Daron Acemoglu et al., "The Environment and Directed Technical Change," *American Economic Review*, vol. 102, no. 1 (2012), pp. 131-166; Klaus Gugler, Florian Szücs & Thomas Wiedenhofer, "Environmental Policies and Directed Technological Change," *Journal of Environmental Economics and Management*, vol. 124, no. 1 (2024).

تؤدي عوامل تمكين التنمية، مثل الرقمنة والاستقرار السياسي، في غياب ضمانات الاستدامة، إلى إبقاء الدول أسيرةً لمسارات عالية الانبعاثات، وهو ما يطرح زاوية جديدة للنقاش المتعلق بفرضية منحنى كوزنتس البيئي.

الجدول (3)

النماذج المرجعية لثاني أكسيد الكربون

	Pooled	Random	Fixed	TWFE
AI Intensity	0.374***	0.109***	0.108***	0.103***
	(0.037)	(0.022)	(0.022)	(0.023)
Policy	−0.159*	−0.038	−0.088	−0.116*
	(0.063)	(0.050)	(0.050)	(0.050)
Economic	0.241***	0.351***	0.464***	0.430**
	(0.051)	(0.082)	(0.125)	(0.137)
Digital	0.342***	0.217***	0.150***	0.151**
	(0.059)	(0.044)	(0.045)	(0.054)
Energy	2.282***	2.596***	2.718***	2.736***
	(0.041)	(0.057)	(0.073)	(0.081)
Political Stability	1.173***	0.659***	0.282*	0.304**
	(0.108)	(0.105)	(0.119)	(0.118)
Constant	6.476***	6.590***		
	(0.055)	(0.126)		
R^2	0.898	0.795	0.768	0.694
Adj. R^2	0.897	0.793	0.743	0.654
Obs.	594	594	594	594
Country FE	No	No	Yes	Yes
Year FE	No	No	No	Yes
Lagrange Multiplier Test	2126***			
Hausman Test	43.45***			

المتغير التابع هو انبعاثات ثاني أكسيد الكربون (أطنان مترية للفرد). وكل من كثافة الذكاء الاصطناعي وجميع المتغيرات المشتركة Covariates عبارة عن مؤشرات مستمدة من تحليل المكون الرئيس. وتُستخدم التأثيرات الثابتة لضبط عدم التجانس عبر الزمن وعلى مستوى الدول.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

الأخطاء المعيارية جرى تمتينها وتجميعها في فئات على مستوى الدولة.

وتشير هذه النتائج إلى مفارقة في الاقتصاد المدفوع بالرقمنة والذكاء الاصطناعي. فمع أن التقنيات الرقمية وأنظمة الذكاء الاصطناعي يمكنها نظريًا دعم إزالة الكربون، مثل الشبكات الذكية، والصيانة التنبُّئية، واللوجستيات الموفّرة للطاقة، فإن تطبيقاتها الحالية تسهم في ارتفاع الانبعاثات. ويتسق ذلك مع مفهوم أثر الارتداد الرقمي، حيث تُعوَّض مكاسب الكفاءة بزيادة الاستهلاك، وارتفاع متطلبات الحوسبة، واتساع نطاق الأنظمة. وإضافةً إلى ذلك، وعلى الرغم من فاعلية الضرائب البيئية وأنظمة تداول الانبعاثات، فإن عجزها عن تحييد أثر الذكاء الاصطناعي والرقمنة في الانبعاثات يشير إلى الحاجة إلى أطر سياساتية أكثر استهدافًا وهيكلية.

وللتحقق من متانة النتائج التي توصلنا إليها ومعالجة المشكلات المحتملة المرتبطة بالمتغيرات الداخلية، اعتمدنا تقنيات تقدير النماذج الديناميكية للبيانات المقطعية الزمنية. وشملت هذه التقنيات الأخطاء المعيارية المصححة PCSE، والمقدرات المتسقة مع الارتباط المكاني SCC، وطريقة العزوم المعممة للنظام، وفقًا لما هو معروض في الجدول (4). وتعزّز نتائج النماذج المصححة النتائج الأولية؛ إذ تظل الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي محركًا

ذا دلالة إحصائية لزيادة انبعاثات ثاني أكسيد الكربون. ويقوّي استمرار هذه العلاقة عبر مواصفات مختلفة الحجة القائلة إن نمو الذكاء الاصطناعي، بصيغته الحالية، ينطوي على تكلفة بيئية مرتفعة.

ومن أبرز النتائج التي أفرزتها النماذج الديناميكية أن متغير السياسة البيئية، الذي كان ذا دلالة إحصائية في النموذج الأساسي، يفقد دلالته الإحصائية عند ضبط الديناميكيات ومشكلات المتغيرات الداخلية. ويوحي هذا التحول بأن السياسات البيئية القائمة، مثل ضرائب الكربون وأنظمة تداول الانبعاثات، قد تفتقر إلى الفاعلية الطويلة الأمد، أو أنها غير متوافقة بنيويًا مع الطبيعة المعقدة وذات التطور السريع للأنشطة الاقتصادية المدفوعة بالذكاء الاصطناعي. ويكشف البعد الزمني عن تباطؤ محتمل في استجابة السياسات، أو عن عدم مواءمة بين تصميم السياسة والأثر النسقي Systemic Effect للتحولات الرقمية.

الجدول (4)

النماذج المصححة

	PCSE	SCC	System GMM
$CO2_{t-1}$			0.21***
			(0.06)
AI_Intensity	0.37***	0.37***	0.12*
	(0.09)	(0.08)	(0.06)
Policy	−0.16	−0.16	0.01
	(0.20)	(0.21)	(0.06)
Economic	0.24*	0.24*	0.56*
	(0.13)	(0.13)	(0.26)
Digital	0.34*	0.34*	0.07
	(0.14)	(0.15)	(0.08)
Energy	2.28***	2.28***	2.54***
	(0.11)	(0.11)	(0.34)
Political	1.17***	1.17***	0.11
	(0.31)	(0.28)	(0.13)
Constant	6.48***	6.48***	
	(0.17)	(0.16)	
Num. obs.			594
Autocorrelation test (2)			0.34
Sargan –Hansen test (P-value)			0.92
Wald Test Coefficients: chisq			941.94
Correcting heteroscedasticity			Yes
Wald test (P-value)			0.00
Country FE			Yes
Year FE			Yes

ملاحظات: الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وتعكس هذه النتيجة قلقًا أوسع في الأدبيات مفاده أن أدوات السياسة البيئية التقليدية تُصمم غالبًا لمصادر انبعاثات ثابتة ومحددة قطاعيًا، مثل التصنيع والطاقة، ومن ثم فهي غير كافية لمعالجة تقنيات عابرة للقطاعات وغير ملموسة وسريعة التوسع، مثل الذكاء الاصطناعي[59]. فضلاً عن ذلك، فإن أثر الذكاء الاصطناعي في الانبعاثات كثيرًا ما يكون متضمَّنًا في قنوات غير مباشرة، مثل زيادة الطلب على الحوسبة السحابية، وتوسع أنظمة المراقبة، أو تزايد أنماط الاستهلاك المحفزة بالتوجيهات الخوارزمية Algorithmic Nudging، وجميعها قد تقع خارج نطاق الأطر التنظيمية الحالية.

59 Gugler, Szücs & Wiedenhofer.

ولتكوين فهم أعمق للآليات الناظمة لأثر الذكاء الاصطناعي في انبعاثات الكربون، وسّعنا نموذجنا التطبيقي من خلال دمج حدود التفاعل بين المتغيرات المرتبطة بالذكاء الاصطناعي وبعض العوامل السياقية الرئيسة. وتكشف النتائج المعروضة في الجدول (5) أن السياسات البيئية تؤدي دور عامل مُعدِّل حاسم Crucial Moderating Factor في العلاقة بين الذكاء الاصطناعي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون. وعلى وجه التحديد، يُظهر التفاعل بين السياسات البيئية ومؤشرات الذكاء الاصطناعي تأثيرًا سلبيًا ذا دلالة إحصائية في الانبعاثات، ما يشير إلى أن التنظيمات البيئية الأكثر صرامة قادرةً على عكس المسار التصاعدي للانبعاثات الناجم عن الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي. وبعبارة أخرى، في ظل شروط تنظيمية مثل تسعير الكربون الفعّال، والرقابة التنظيمية، والمعايير البيئية الخاصة بالتكنولوجيا، يمكن إعادة توجيه الذكاء الاصطناعي ليصبح أداةً لإزالة الكربون بدلاً من أن يكون مضاعفًا للتلوث. ويتسق ذلك مع مفهوم "التغير التكنولوجي الموجَّه" Directed Technological Change، الذي يفترض أن مسارات الابتكار تتشكل بفعل السياسات والسياقات المؤسسية[60]. ومن دون هذه الحوافز التوجيهية، تميل تقنيات الذكاء الاصطناعي إلى اتباع مسارات كثيفة الاستهلاك للطاقة تحكمها اعتبارات الكفاءة السوقية أكثر من الاعتبارات البيئية.

الجدول (5)

نماذج التفاعل – النماذج الوسيطة – انبعاثات ثاني أكسيد الكربون

	AI & Policy	AI & Digital	AI & Economic	AI & Energy
AI_Intensity	−0.19***	−0.15***	−0.08*	0.16***
	(0.04)	(0.04)	(0.04)	(0.03)
Policy	−0.36***			
	(0.10)			
AI_Intensity*Policy	−0.09**			
	(0.03)			
Digital		−0.30***		
		(0.08)		
AI_Intensity*Digital		−0.12***		
		(0.02)		
Economic			−1.66***	
			(0.21)	
AI_Intensity*Economic			−0.15***	
			(0.02)	
Energy				2.60***
				(0.07)
AI_Intensity*Energy				−0.03
				(0.02)
R^2	0.11	0.14	0.21	0.75
Adj. R^2	0.02	0.05	0.13	0.73
Obs	594	594	594	594
Country FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes

ملاحظات: الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وتُظهر النتائج أن المستويات الأعلى من الرقمنة تؤدي دورًا في التخفيف من البصمة البيئية للذكاء الاصطناعي. ويعكس ذلك اعتمادًا أكبر على بنى تحتية رقمية موفّرة للطاقة، وأنظمة متقدمة لإدارة البيانات، وشبكات ذكية

60 Acemoglu et al., pp. 131-166.

تحسّن تخصيص الموارد. وبالمثل، فإن الهيكل الاقتصادي، ولا سيما في الاقتصادات ذات القطاعات المتنوعة والأقل كثافة في استخدام الموارد، يعدّل إيجابيًا العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والانبعاثات. ويوحي ذلك بأن الذكاء الاصطناعي يمكن أن يكون أكثر استدامة عندما يُدمج في اقتصادات قائمة على الخدمات أو المعرفة، وأقل اعتمادًا على الإنتاج الصناعي الكثيف الكربون[61]. وعلى النقيض من ذلك، يكشف التفاعل بين تطور الذكاء الاصطناعي وأنظمة الطاقة المعتمدة على الوقود الأحفوري عن علاقة إيجابية ذات دلالة إحصائية، ما يعني أن البصمة الكربونية للذكاء الاصطناعي تزداد سوءًا عندما تعتمد على مصادر طاقة غير متجددة. ويتسق ذلك مع المخاوف التي أثارتها الأدبيات بشأن كثافة استهلاك الطاقة في عمليات تدريب نماذج الذكاء الاصطناعي، وتشغيل مراكز البيانات، ونشر النماذج على نطاق واسع[62]. فزيادة الطلب على الطاقة الناتجة من أنظمة الذكاء الاصطناعي، عندما تقترن بمزيج طاقة كثيف الكربون، تُفاقم التدهور البيئي وتبدّد جزءًا مهمًا من مكاسب الكفاءة المحتملة.

2. فحص المتانة

أ. قياس بديل للأداء البيئي

لمزيد من التحقق من متانة نتائجنا وقابليتها للتعميم، اعتمدنا مقياسًا بديلاً للأداء البيئي، هو مؤشر الأداء البيئي. وعلى خلاف انبعاثات ثاني أكسيد الكربون، التي توفّر منظورًا أحادي البعد لتدهور البيئة، يلتقط مؤشر الأداء البيئي صورة متعددة الأبعاد لصحة البيئة وحيوية النظم البيئية في البلد. ويشمل هذا المؤشر عناصر مثل جودة الهواء، والتنوع الحيوي والموائل، وخدمات النظم البيئية، والتخفيف من آثار تغير المناخ، والمياه والصرف الصحي، والتعرض للمخاطر البيئية[63]. وتهدف الاستعانة بهذا المؤشر إلى اختبار إذا ما كانت الآثار البيئية لأنشطة الذكاء الاصطناعي تظل قائمة عند استخدام مقاييس أوسع وأكثر شمولاً للاستدامة.

تؤكد النتائج المعروضة في الجدول (6) أن أنشطة الذكاء الاصطناعي تُحدث أثرًا سلبيًا ذا دلالة إحصائية في الأداء البيئي المتعدد الأبعاد. ويعزز ذلك النتائج السابقة المستندة إلى انبعاثات ثاني أكسيد الكربون، ويدعم الفرضية القائلة إن الذكاء الاصطناعي، وفق مساره الحالي، يرتبط بوجود تأثيرات خارجية بيئية سلبية Environmental Externalities.

وتمتد هذه الآثار إلى ما يتجاوز انبعاثات الكربون لتشمل ارتفاع استهلاك الموارد، والتلوث الهوائي المرتبط بمراكز البيانات، وتزايد النفايات الإلكترونية[64]. أما متغيرات السياسة البيئية فتُظهر اتجاهًا إيجابيًا، لكنه غير ذي دلالة إحصائية، في درجات مؤشر الأداء البيئي؛ بما يوحي بأن الأطر السياساتية القائمة غير كافية لإحداث تحسينات ملموسة في المخرجات البيئية الشاملة عند مقارنتها بالتوسع السريع لأنشطة الذكاء الاصطناعي والنشاط الاقتصادي. وبالمثل، تواصل كثافة النشاط الاقتصادي وأنشطة قطاع الوقود الأحفوري الإضرار بالأداء البيئي، بما يؤكد التحديات البنيوية المرتبطة بنماذج النمو كثيفة الكربون.

---

61 Ibrahim Alnafrah, "Evaluating Efficiency of Green Innovations and Renewables for Sustainability Goals," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 209 (2025).

62 Loïc Lannelongue, James Grealey & Michael Inouye, "Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation," *Advanced Science*, vol. 8, no. 12 (2021).

63 Samuel Block et al., *Environmental Performance Index* (New Haven, CT: Yale Center for Environmental Law & Policy, 2024).

64 Vinuesa et al., p. 233.

الجدول (6)
نتائج الأساس المرجعي لمؤشر الأداء البيئي

	Pooled	Random	Fixed	TWFE
AI Intensity	−0.981*	−0.092	−0.018	−0.116*
		(0.088)		
Policy	1.576*	0.648**	0.146	0.099
		(0.199)		
Economic	−1.040*	−1.524 ***	−0.820	−2.142*
		(0.338)		
Digital	3.416*	1.839***	0.988*	0.494*
		(0.176)		
Energy	−1.507*	−2.005***	−3.032*	−2.431*
		(0.232)		
Political Stability	4.722*	2.616***	0.066	0.165
		(0.424)		
Constant	51.891*	52.357***		
		(0.534)		
R^2	0.812	0.434	0.989	0.990
Adj. R^2	0.810	0.428	0.988	0.989
Obs.	594	594	594	594
Country FE	No	No	Yes	Yes
Year FE	No	No	No	Yes

ملاحظات: الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01*

ومن اللافت أن دور الرقمنة يختلف عن النماذج المعتمدة على ثاني أكسيد الكربون. ففي حين ارتبطت الرقمنة سابقًا بزيادة الانبعاثات، نجد هنا أن مستويات الرقمنة الأعلى تسهم إيجابيًا في الأداء البيئي الأوسع، ولو عبر آليات غير مباشرة محتملة. وقد تشمل هذه الآليات تحسين نظم الرصد البيئي، ورفع كفاءة الطاقة عبر التقنيات الذكية، وتوسيع انتشار التقنيات النظيفة. ويؤكد ذلك الطبيعة المزدوجة للرقمنة؛ إذ يمكنها أن تزيد الانبعاثات المباشرة، وفي الوقت نفسه تمكّن حلولاً استدامية نسقية، وهو ما يسميه بعض الباحثين مفارقة البيئة لقطاع تكنولوجيا المعلومات والاتصالات ICT-Environment Paradox، أو المفارقة الرقمية Digital Paradox[65]. ويظهر الاستقرار السياسي كذلك عاملاً ذا اتجاه إيجابي، لكنه غير ذي دلالة إحصائية في تفسير الأداء البيئي. وعلى الرغم من عدم حسم هذه النتيجة، فإنها توحي بأن الحوكمة المستقرة قد تكون شرطًا لازمًا، وإن لم تكن شرطًا كافيًا، لتنفيذ سياسات استدامة متماسكة وطويلة الأجل.

واتساقًا مع النموذج المرجعي، استخدمنا مواصفات قياسية اقتصادية متقدمة لمعالجة المخاوف المنهجية المحتملة وضمان متانة نتائجنا، كما يرد في الجدول (7). وتؤكد النتائج أن أنشطة الذكاء الاصطناعي تُحدث

65 I. Alnafrah & Z. Belyaeva, "The Nonlinear Road to Happiness: Making Sense of ESGD Impacts on Well-Being," *Structural Change and Economic Dynamics*, vol. 70 (2024), pp. 365-381; C. Gossart, "Rebound Effects and ICT: A Review of the Literature," in: L. M. Hilty & B. Aebischer (eds.), *ICT Innovations for Sustainability* (Cham: Springer International Publishing, 2015), pp. 435-448.

أثرًا سلبيًا ذا دلالة إحصائية في الأداء البيئي. ويعزز ذلك صحة تقديراتنا الأساسية واتساقها، ويثير أسئلة مهمة بشأن الطبيعة ذات الحدين Dual-edged Nature لانتشار الذكاء الاصطناعي ضمن الأنظمة الاقتصادية. ويشير نموذجنا الموسع إلى أن متغيرات السياسة البيئية تؤدي دورًا وسيطًا Mediating Role في التخفيف من الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي في المخرجات البيئية. وتدعم هذه النتيجة الحجة القائلة إن الأطر المؤسسية والتنظيمية القوية ضرورية لتوجيه التطور التكنولوجي نحو أهداف مستدامة. فعمليًا، يمكن أن تؤثر السياسات البيئية، عبر الضرائب وتنظيم الانبعاثات والمعايير الخضراء ودعم الابتكار، في اتجاه نشر الذكاء الاصطناعي وتدفعه نحو مسارات أكثر استدامة. أما فيما يتعلق بالمتغيرات الضابطة الأخرى في النموذج، فتظل النتائج متسقة إلى حد بعيد مع مواصفات الأساس، بما يشير إلى أن العلاقات المرصودة متينة إزاء افتراضات النمذجة المختلفة.

الجدول (7)

النماذج المصححة

	PCSE.EPI	SCC.EPI	System GMM
EPI_{t-1}			0.57***
			(0.03)
AI Intensity	−0.98**	−0.98**	−0.17**
	(0.30)	(0.30)	(0.06)
Policy	1.58*	1.58*	0.17
	(0.77)	(0.76)	(0.19)
Economic	1.04	1.04	0.86
	(0.66)	(0.71)	(0.55)
Digital	3.42***	3.42***	0.54***
	(0.60)	(0.63)	(0.15)
Energy	−1.51**	−1.51**	−1.16***
	(0.46)	(0.46)	(0.31)
Political	4.72***	4.72***	0.25
	(1.29)	(1.25)	(0.40)
Constant	51.89***	51.89***	
	(0.62)	(0.60)	
Autocorrelation test (2)			0.46
Sargan –Hansen test (P-value)			0.93
Wald Test Coefficients: chisq			626.38
Correcting heteroscedasticity			Yes
Wald test (P-value)			0.00
Country FE			Yes
Year FE			Yes

ملاحظات: الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

$p < 0.1$, **$p < 0.05$, ***$p < 0.01$*

وكما في نموذج ثاني أكسيد الكربون المرجعي، وسّعنا الصياغة البديلة للنموذج بإدراج حدود التفاعل، لاستكشاف الآثار الشرطية Conditional Effects للأبعاد البنيوية الرئيسة في العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي. وتُظهر النتائج، المعروضة في الجدول (8)، أنه عندما تؤخذ أدوات السياسة البيئية مباشرةً في الحسبان، تُحدث أنشطة الذكاء الاصطناعي أثرًا إيجابيًا ذا دلالة إحصائية في المخرجات البيئية. ويشير

ذلك إلى أن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي ليس ثابتًا، بل يتوقف على السياق المؤسسي والسياساتي الذي يُنشر فيه. وتتسق هذه النتائج مع الدراسات المتنامية التي تشدد على أن اتجاه التغير التكنولوجي داخلي المنشأ وحساس للسياسات[66].

الجدول (8)

نماذج التفاعل – نماذج الوساطة – مؤشر الأداء البيئي

	AI & Policy	AI & Digital	AI & Economic	AI & Energy
AI Intensity	0.60***	0.35***	0.35***	0.17
	(0.09)	(0.08)	(0.09)	(0.09)
Policy	0.57**			
	(0.20)			
AI Intensity*Policy	0.17*			
	(0.07)			
Digital		1.39***		
		(0.17)		
AI Intensity*Digital		0.01		
		(0.04)		
Economic			1.83***	
			(0.48)	
AI Intensity*Economic			0.09*	
			(0.05)	
Energy				−3.15***
				(0.24)
AI Intensity*Energy				−0.14*
				(0.07)
R^2	0.10	0.18	0.10	0.31
Adj. R^2	0.08	0.12	0.09	0.24
Obs	594	594	594	594
Country FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes

ملاحظات: الأخطاء المعيارية المبينة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وبالمثل، فإن آثار التفاعل الإيجابية بين الذكاء الاصطناعي وكلٍّ من الرقمنة والنشاط الاقتصادي تشير إلى أن الأول، في ظروف معيّنة، يُكمّل البنى الرقمية الأوسع وعملية التحديث الاقتصادي، بما يسهم في تحقيق نتائج أكثر استدامة بيئيًا. وتتشكل هذه الآثار التكاملية Complementarities وتتجسد عبر المنصات الرقمية الموحدة التي تتيح تشغيل شبكات الطاقة الذكية، والتوائم الرقمية Digital Twins لإدارة الموارد، أو التحسينات المدفوعة بالذكاء الاصطناعي في العمليات الصناعية[67].

66 Philippe Aghion et al., "Carbon Taxes, Path Dependency, and Directed Technical Change: Evidence from the Auto Industry," *Journal of Political Economy*, vol. 124, no. 1 (2016), pp. 1-51.

67 International Energy Agency (IEA), *Digitalisation & Energy* (Paris: 2017), accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/43hZBPn

ومع ذلك، فإن وجود أثر تفاعل سلبي وذي دلالة إحصائيًا بين الذكاء الاصطناعي وأنشطة قطاع الوقود الأحفوري جدير بالانتباه؛ إذ يشير إلى أنه داخل القطاعات كثيفة الكربون، لا يترجم تبنّي الذكاء الاصطناعي وحده إلى تحسن في الأداء البيئي، بسبب التبعية للمسار Path Dependence، وتقنيات الإنتاج الراسخة، أو ضعف حوافز إزالة الكربون. ويعزز ذلك الرأي القائل إن الإصلاحات التكنولوجية Technological Fixes غير كافية من دون تحولات هيكلية ورقابة تنظيمية قوية.

ب. اختبار السببية في البيانات المقطعية الزمنية

لتحديد إذا ما كانت العلاقات التي حددناها في المواصفات القياسية السابقة سببية أو محض علاقات عرضية، ولتعيين اتجاه هذه العلاقات، طبّقنا اختبار غرينجر للسببية في البيانات المقطعية الزمنية Granger Panel Causality. ويبين الجدول (9) والشكل (5) وجود علاقة سببية ثنائية الاتجاه ذات دلالة إحصائية بين كثافة أنشطة الذكاء الاصطناعي وانبعاثات الكربون. وتعكس العلاقة السببية، التي تفيد أن زيادة كثافة الذكاء الاصطناعي تؤدي إلى ارتفاع الانبعاثات، الطلب الكبير على الطاقة اللازم لتدريب نماذج التعلم العميق واسعة النطاق ونشرها[68]. وتؤكد البصمة الكربونية للتعلم العميق الحاجة إلى معايير للكفاءة وأطر لمحاسبة الكربون في بحوث الذكاء الاصطناعي، كما أبرزت ذلك المراجعات السردية Narrative Reviews التي دعت إلى أدوات موحدة للإفصاح عن الانبعاثات[69].

الجدول (9)

اختبار السببية في البيانات المقطعية الزمنية – ثاني أكسيد الكربون

Panel causality test – CO_2.

Null Hypothesis	Z-bar-Stat.	Prob.	Conclusion
AI_Intensity ⇏ CO_2	4.89	0.000***	Bidirectional
CO_2 ⇏ AI_Intensity	3.87	0.001***	
Policy ⇏ CO_2	5.23	0.000**	Unidirectional
CO2 ⇏ Policy	0.86	0.782	
Economic ⇏ CO_2	10.17	0.000***	Bidirectional
CO_2 ⇏ Economic	2.67	0.001***	
Digital ⇏ CO_2	1.96	0.050*	Unidirectional
CO_2 ⇏ Digital	−0.942	0.346	
Energy ⇏ CO_2	2.811	0.005***	Unidirectional
CO_2 ⇏ Energy	−0.110	0.912	
Political ⇏ CO_2	5.48	0.000***	Unidirectional
CO_2 ⇏ Political	0.486	0.953	

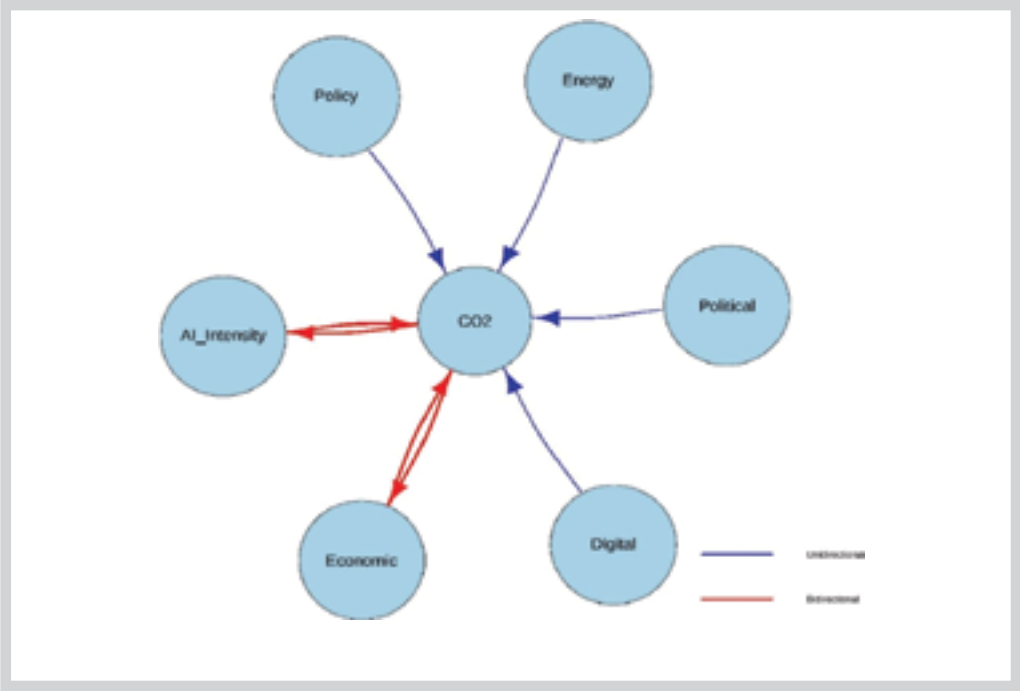
ملاحظات: طُبقت اختبارات غرينجر للسببية في البيانات المقطعية الزمنية باستخدام منهجية دوميتريسكو-هورلين Dumitrescu-Hurlin.
فرضية العدم: لا توجد علاقة سببية بين المتغيرات المدرجة وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون.
$p < 0.1$, **$p < 0.05$, ***$p < 0.01$*
ويُشار إلى اتجاه العلاقة السببية باستخدام الأسهم.

68 Strubell, Ganesh & McCallum.

69 Dhar, pp. 423-425.

الشكل (5)

الشبكة السببية لأثر الذكاء الاصطناعي في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون



وفي المقابل، يشير اتجاه السببية العكسي - حيث تؤدي زيادة الانبعاثات إلى تحفيز أنشطة الذكاء الاصطناعي - إلى أن تفاقم التدهور البيئي يدفع نحو الاستثمار في حلول مدفوعة بالذكاء الاصطناعي، مثل الرصد البيئي، والصيانة التنبئية، وتحسين الشبكات الذكية. وقد وثّق رولنك هذه الديناميكية بوصفها جزءًا من إسهام الذكاء الاصطناعي في معالجة التحديات المناخية[70].

غير أن حلقة التغذية الراجعة Feedback Loop هذه مشروطة إلى حد بعيد بالأطر السياساتية ومصادر الطاقة. فحركة الذكاء الاصطناعي الأخضر Green AI تدعو إلى اعتماد تكلفة العمليات الحاسوبية Computational Cost وأثر الكربون معيارَين أساسيَين للتقييم في بحوث الذكاء الاصطناعي[71]. وتُظهر المراجعات المنهجية أن استراتيجيات الذكاء الاصطناعي الأخضر يمكن أن تحقق وفورات في الطاقة تتجاوز 50 في المئة من دون التضحية بالأداء[72]. وتتسق هذه النتائج مع الأدبيات السابقة بشأن الدور البيئي المزدوج للذكاء الاصطناعي[73]، مع إضافة بُعد تجريبي يؤكد السببية المتبادلة Reciprocal Causality.

---

70 Rolnick et al.

71 Roy Schwartz et al., "Green AI," *Communications of the ACM*, vol. 63, no. 12 (2020), pp. 54-63.

72 Riccardo Verdecchia, Joao M. Sallou & Luis Cruz, "A Systematic Review of Green AI," *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 13, no. 4 (2023), article e1507.

73 Dhar, pp. 423-425; Rolnick et al.; Strubell, Ganesh & McCallum.

أما فيما يتعلق بنتائج السببية بين الذكاء الاصطناعي ومؤشر الأداء البيئي، كما يرد في الجدول (10) والشكل (6)، فإن النتائج تتطابق إلى حد بعيد مع ما توصلنا إليه في العلاقة بين الذكاء الاصطناعي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون؛ إذ تكشف نتائج الاختبار عن وجود سببية ثنائية الاتجاه، بما يعني أن زيادة الاستثمار في تقنيات الذكاء الاصطناعي تؤثر سببيًا في تحسن الأداء البيئي. وفي الاتجاه المعاكس، يبدو أن تدهور المؤشرات البيئية يحفز الطلب على حلول مدفوعة بالذكاء الاصطناعي، بما يشير إلى آلية تغذية راجعة تعمل فيها التحديات البيئية محفزًا للابتكار التكنولوجي في مجال الذكاء الاصطناعي.

الجدول (10)

اختبار السببية من البيانات المقطعية الزمنية – مؤشر الأداء البيئي

Null Hypothesis	Z-bar-Stat.	Prob.	Conclusion
AI_Intensity ⇏ EPI	2.635	0.001***	Bidirectional
EPI ⇏ AI_Intensity	6.315	0.000***	
Policy ⇏ EPI	3.434	0.001***	Unidirectional
EPI⇏ Policy	0.871	0.547	
Economic ⇏ EPI	4.711	0.000***	Bidirectional
EPI ⇏ Economic	2.658	0.008***	
Digital ⇏ EPI	2.888	0.004***	Bidirectional
EPI ⇏ Digital	5.279	0.000***	
Energy ⇏ EPI	1.168	0.243	Unidirectional
EPI ⇏ Energy	5.383	0.000***	
Political ⇏ EPI	4.597	0.000***	Unidirectional
EPI ⇏ Political	0.846	0.176	

ملاحظات: طُبق اختبار غرينجر للسببية في البيانات المقطعية الزمنية باستخدام منهجية دوميتريسكو–هورلين.

فرضية العدم: لا توجد علاقة سببية بين المتغيرات المدرجة في الجدول ومؤشر الأداء البيئي.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وقد أشير إلى اتجاه السببية باستخدام الأسهم.

وتؤكد هذه الدينامية الثنائية الاتجاه فكرة تحفيز الابتكار البيئي Eco-innovation Inducement، حيث يدفع الإجهاد البيئي Environmental Stress - ومن أمثلته تدهور جودة الهواء، وارتفاع كثافة الكربون، أو فقدان التنوع الحيوي - نحو التكيف التكنولوجي والاستثمار في الحوكمة البيئية الرقمية. فعلى سبيل المثال، تتزايد استخدامات أدوات الاستشعار عن بعد المدعومة بالذكاء الاصطناعي لمراقبة إزالة الغابات، في حين تعمل خوارزميات التعلم الآلي على تحسين استخدام المياه في الزراعة، وتعزز النماذج التنبئية تقييم مخاطر المناخ في تخطيط البنية التحتية[74].

74 Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), *Training Supply for the Green and AI Transitions: Equipping Workers with the Right Skills* (Paris: OECD Publishing, 2024).

الشكل (6)

الشبكة السببية لأثر الذكاء الاصطناعي في مؤشر الأداء البيئي

وإضافة إلى ذلك، تشير نتائج السببية إلى أن البعدين الاقتصادي والرقمي يُظهران علاقات سببية ثنائية الاتجاه مع الأداء البيئي. ويعكس ذلك تفاعلاً ديناميكيًا؛ فمن جهة، يسهم النمو الاقتصادي والأنشطة الرقمية في الضغط البيئي من خلال زيادة الإنتاج، واستهلاك الطاقة، وانبعاثات البنية التحتية الرقمية. ومن جهة أخرى، يبدو أن ارتفاع مستويات التلوث أو القيود المفروضة على الموارد يدفع نحو التحول إلى ابتكارات رقمية أكثر نظافة، مثل مراكز البيانات الموفرة للطاقة، والتكنولوجيا المالية الخضراء Green Fintech، أو التوائم الرقمية للتحكم في الانبعاثات، بما يعكس استجابة داخلية للاقتصاد تجاه القيود البيئية. وتتسق هذه النتائج مع أدبيات التطور المشترك للتكنولوجيا والبيئة Technology–Environment Co-evolution[75]، التي ترى أن التدهور البيئي قد يصبح في حد ذاته دافعًا للتغير التكنولوجي. والأهم من ذلك أن النتائج تشير إلى شكل من السببية الدائرية Circular Causality تتبادل فيه جودة البيئة والأنظمة الرقمية – الاقتصادية التأثيرَ بمرور الوقت.

ولفهم سياق نتائج السببية الثنائية الاتجاه، من المهم النظر في كيفية تأثير العوامل المؤسسية في هذه الحلقات الراجعة. ففي دول مرتفعة الدخل، مثل ألمانيا والسويد، تخضع تطبيقات الذكاء الاصطناعي

75 Adam B. Jaffe, Richard G. Newell & Robert N. Stavins, "Environmental Policy and Technological Change," *Environmental and Resource Economics*, vol. 22 (2002), pp. 41-70; Astrid Kander, Paolo Malanima & Paul Warde, *Power to the People: Energy in Europe over the Last Five Centuries* (Princeton: Princeton University Press, 2014).

في الطاقة والنقل لتدقيق بيئي صارم وتُدمج ضمن الخطط الوطنية لإزالة الكربون[76]. ويساعد هذا الاتساق على الحد من الانبعاثات على الرغم من تنامي تبنّي الذكاء الاصطناعي. وعلى النقيض من ذلك، كثيرًا ما تشهد دول متوسطة الدخل، مثل البرازيل وإندونيسيا، انتشارًا سريعًا للذكاء الاصطناعي من دون تطور تنظيمي موازٍ، ما يؤدي إلى زيادات غير منضبطة في استهلاك الطاقة المرتبط بالبنية التحتية للبيانات[77]. وتضفي هذه الاختلافات المؤسسية الخاصة بكل دولة عمقًا تفسيريًا على أنماط السببية التي أظهرتها النتائج التجريبية.

ج. تحليل العتبة الديناميكي

لاختبار الآثار اللاخطية Non-linear Effects لكثافة الذكاء الاصطناعي في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون، قدّرنا نموذج عتبة ديناميكي للبيانات المقطعية الزمنية باستخدام كثافة الذكاء الاصطناعي بوصفها متغير العتبة[78]. ويتيح هذا النموذج اختلاف الأثر الهامشي للذكاء الاصطناعي بين نظام منخفض الذكاء الاصطناعي (Low-AI Regime) ونظام مرتفع الذكاء الاصطناعي High-AI Regime، مع تحديد مستوى العتبة داخليًا Endogenously. وقد رُفضت فرضية الخطية باستخدام اختبارات فالد وفيشر واختبار نسبة الإمكان Likelihood Ratio Test, LRT ($p < 0.01$)، بما يؤكد وجود سلوك يعتمد على النظام الحاكم Regime-Dependent Behaviour.

وتشير النتائج في الجدول (11) إلى أنه في البلدان أو السنوات ذات كثافة الذكاء الاصطناعي المنخفضة (≤ 0.476)، ترتبط الزيادات في كثافة الذكاء الاصطناعي بانخفاض ملموس في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون. ويشير ذلك إلى أن الذكاء الاصطناعي، في مراحله المبكرة، قد يُوظَّف على نحو يسهم في رفع الكفاءة والحد من الانبعاثات. إلا أنه في نظام كثافة الذكاء الاصطناعي المرتفعة (> 0.476)، تنعكس العلاقة؛ إذ تؤدي الزيادات الإضافية في كثافة الذكاء الاصطناعي إلى ارتفاع ملموس في الانبعاثات، بما يعكس الطبيعة ذات الاستهلاك الكثيف للطاقة المرتبطة بنشر تطبيقات الذكاء الاصطناعي المتقدمة، بما في ذلك مراكز البيانات والبنية التحتية السحابية. وتتسق آثار العتبة مع نتائجنا الأولية التي تفيد أن ارتفاع كثافة الذكاء الاصطناعي، في غياب دعم سياساتي مصاحب، يؤدي إلى زيادة الانبعاثات. ففي ظل غياب أطر حوكمة بيئية أو رقمية موجهة، قد تفتقر الدول ذات الكثافة المرتفعة للذكاء الاصطناعي إلى الرقابة اللازمة لتوجيه تطوره نحو الاستدامة. وبذلك يؤكد نموذج العتبة أهمية السياسات في تعديل الآثار البيئية للذكاء الاصطناعي، ويعزز حجتنا الأساسية بشأن ضرورة التكامل بين النظم التكنولوجية والتنظيمية.

---

76 Federal Ministry of Education and Research (BMBF), *Artificial Intelligence Strategy of the German Federal Government* (Berlin: Federal Ministry of Education and Research, 2020); European Commission, "Decision (EU) 2022/2481 of the European Parliament and of the Council of 14 December 2022 Establishing the Digital Decade Policy Programme 2030," (Brussels: 2022), accessed on 6/6/2026, at: https://bit.ly/4tzi4lj

77 Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), *Latin American Economic Outlook 2021: Working Together for a Better Recovery* (Paris: OECD Publishing, 2021); World Bank, *Harnessing Artificial Intelligence for Development in the Post-COVID-19 Era: A Review of National AI Strategies and Policies* (Washington, DC: World Bank, 2021).

78 Stefan Kremer, A. Bick & Dominik Nautz, "Inflation and Growth: New Evidence from a Dynamic Panel Threshold Analysis," *Empirical Economics*, vol. 44 (2013), pp. 861-878.

الجدول (11)

تأثير نموذج العتبة الديناميكي للبيانات المقطعية الزمنية في كثافة الذكاء الاصطناعي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون

Parameter/Statistic	Estimate	Std. Error	95 % Confidence Interval	p-value
Threshold Estimate	0.48		[0.46, 0.48]	
Linearity Tests				
Wald Test	19.91			0.006***
Fisher Test	1362.61			< 0.001***
Likelihood Ratio Test (LRT)	20.29			0.005***
Regime 1 (AI intensity	≤ 0.48)			
Beta1 (AI intensity effect)	−7.17	2.43	[-12.84, −3.34]	0.003***
Regime 2 (AI intensity	> 0.48)			
Beta2 (AI intensity effect)	0.10	0.031	[0.03, 0.15]	0.001***

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وبالمثل، طبّقنا تحليل العتبة الديناميكي Dynamic Threshold Analysis على مؤشر الأداء البيئي. وتشير النتائج المعروضة في الجدول (12) إلى أن قيمة العتبة Threshold المقدّرة تبلغ 1.301، مع فترة ثقة Confidence Interval واسعة، لكنها ذات دالة عند مستوى 95 في المئة، وتقع ضمن النطاق [0.63، 1.59]. وقد رُفضت فرضية العدم للخطية رفضًا قاطعًا من جميع الاختبارات الإحصائية، ما يوفر دعمًا إحصائيًا قويًا لوجود سلوك تبديل النظام Regime-switching Behaviour في العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والبيئة.

وتكشف النتائج عن نمط أكثر دقة. ففي النظام الأول Regime 1، حيث تكون كثافة الذكاء الاصطناعي أقل من أو تساوي 1.30، ترتبط الزيادات في كثافة الذكاء الاصطناعي بتحسّن ملموس في الأداء البيئي. ويشير ذلك إلى أنه في البيئات المبكرة أو النامية للذكاء الاصطناعي، تُوظَّف التطبيقات التكنولوجية بفاعلية لتعزيز الحوكمة البيئية، ورصد البيانات، وتحسين الكفاءة البيئية. أما في النظام الثاني Regime 2، حيث تتجاوز كثافة الذكاء الاصطناعي العتبة، فيتحول الأثر إلى أثر سلبي وذي دلالة إحصائيًا، بما يعني أن تكثيف استخدام الذكاء الاصطناعي في سياقات رقمية متقدمة قد يضعف الأداء البيئي. وقد يُعزى ذلك إلى عوامل مثل ارتفاع استهلاك الطاقة في البنية التحتية للذكاء الاصطناعي، وآثار الارتداد، أو ضعف دمج الاعتبارات البيئية على نحو مستهدف داخل النظم الرقمية المتقدمة.

وتتطابق هذه النتائج مع عدم التماثل الذي رصدناه في نموذج ثاني أكسيد الكربون، وتعزز حجتنا الأساسية بأن كثافة الذكاء الاصطناعي وحدها ليست محركًا للاستدامة البيئية؛ إذ يتوقف أثرها البيئي بدرجة حاسمة على مرحلة التطور الرقمي ووجود أطر داعمة للحوكمة البيئية والتنظيمية. ومن دون هذا الاتساق، قد يؤدي تصاعد الاستثمارات في الذكاء الاصطناعي إلى تدهور إيكولوجي غير مقصود، بما يؤكد الحاجة إلى تصميم سياساتي متكامل يوائم بين التقدم الرقمي وأهداف الاستدامة.

الجدول (12)

تأثير نموذج العتبة الديناميكي للبيانات المقطعية الزمنية في كثافة الذكاء الاصطناعي ومؤشر الأداء البيئي

Parameter/Statistic	Estimate	Std. Error	95 % Confidence Interval	p-value
Threshold Estimate	1.30		[0.63, 1.59]	
Linearity Tests				
Wald Test	30.47			< 0.001***
Fisher Test	2084.99			< 0.001***
Likelihood Ratio Test (LRT)	31.36			< 0.001***
Regime 1 (AI intensity	≤ 1.30)			
Beta1 (AI intensity effect)	0.94	0.19	[0.54, 1.32]	< 0.001***
Gamma (Additional regressor)	−0.74	0.21	[-1.14, −0.23]	< 0.001***
Regime 2 (AI intensity	> 1.30)			
Beta2 (AI intensity effect)	−0.12	0.06	[-0.24, −0.01]	0.0348**

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وإضافة إلى ذلك، ولتقييم مدى الاستقرار الزمني للعلاقة بين الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي والمؤشرات البيئية، نظرنا بدايةً في إمكان استخدام اختبار باي-بيرون Bai–Perron للفواصل الهيكلية المتعددة Multiple Breakpoint Test[79]. وفي حين أشار هذا الاختبار إلى وجود فواصل بنيوية Structural Breaks متعددة في سياق السلاسل الزمنية الطويلة، فإن تطبيقه يظل محدودًا في البيانات القصيرة زمنيًا كالتي نعتمدها (2013–2023). ونظرًا إلى قصر الفترة الزمنية نسبيًا (11 سنة)، فإن طرائق الفواصل التقليدية التي تتطلب سلاسل زمنية أطول ليست ملائمة تمامًا. وبالنظر إلى الاضطراب العالمي الكبير الذي تسبّبت به جائحة فيروس كورونا المستجد (كوفيد-19)، طبّقنا بدلاً من ذلك اختبار الفواصل الهيكلية للبيانات المقطعية الزمنية Panel Data Structural Break Test الذي طوّره ديتزن وآخرون، وهو ملائم للبيانات المقطعية القصيرة زمنيًا ويتيح اختبار الفواصل عند تواريخ محددة[80]. وقد اختبرنا وجود فاصل هيكلي في عام 2020، وأظهرت النتائج دليلاً ذا دلالة إحصائية على حدوث انتقال في النظام Regime Shift في العلاقة بين كثافة الذكاء الاصطناعي وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون ($F\text{-statistic} = 6.19$, $p = 0.03$).

ولمزيد من التعمق، قدّرنا النموذج على نحو منفصل لفترتَي ما قبل الجائحة (2013–2019) وما بعدها (2020–2023). وتشير النتائج إلى استقرار عام في المتغيرات الرئيسة؛ إذ جاءت المعاملات متسقة إلى

79 Achim Zeileis et al., "Testing and Dating of Structural Changes in Practice," *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 44, no. 1-2 (2003), pp. 109-123.

80 Johannes Ditzen, Yiannis Karavias & Joakim Westerlund, "Multiple Structural Breaks in Interactive Effects Panel Data Models," *Journal of Applied Econometrics*, vol. 40, no. 1 (2025), pp. 74-88.

حد بعيد من حيث الاتجاه والدلالة. ومن اللافت أن متغير السياسات Policy يصبح سلبيًا وذا دلالة إحصائيًا بعد عام 2020، بما يشير إلى تأثيرات سياساتية مرتبطة بالجائحة في الانبعاثات، في حين يتراجع أثر كثافة الذكاء الاصطناعي قليلًا. وتوحي هذه النتائج بوجود بعض التحولات الزمنية في ترابط الذكاء الاصطناعي والبيئة، بما ينسجم مع الاضطرابات العالمية التي أحدثتها الجائحة، مع بقاء النموذج المرجعي متينًا. وترد التشخيصات الكاملة، بما في ذلك هذه النتائج، في الملحق (ب) (الجدول ب-1 والشكل ب-1).

د. تحليل عدم التجانس بحسب مستويات الدخل

في حين استُمدّت النتائج السابقة من بيانات مقطعية زمنية تضمّ جميع الدول المشمولة في العينة، فمن المهم الإقرار بأن النظريات الاقتصادية وعلاقاتها التجريبية غالبًا ما تكون معتمدة على السياق Context-dependent، وقد تختلف باختلاف البنى الاجتماعية - الاقتصادية ومراحل التنمية. ولمعالجة هذه المسألة، أجرينا تحليلًا لعدم التجانس استنادًا إلى تصنيفات الدخل للدول. وتُظهر النتائج الواردة في الجدول (13) فروقًا كبيرة في العلاقة بين أنشطة الذكاء الاصطناعي وانبعاثات الكربون والأداء البيئي عبر مجموعات الدخل المختلفة.

الجدول (13)

النتائج بحسب فئة الدخل

	CO_2			EPI		
	HI	UM	LM	HI	UM	LM
AI_Intensity	0.03	0.24***	0.06***	−0.01	−0.02	−1.16**
	(0.03)	(0.02)	(0.02)	(0.09)	(0.13)	(0.36)
Policy	−0.02	−0.16***	−0.04	−0.05	0.28	0.12
	(0.08)	(0.04)	(0.05)	(0.26)	(0.23)	(0.42)
Economic	0.40**	0.06	0.07	−0.01	0.38	2.62
	(0.13)	(0.12)	(0.09)	(0.45)	(0.71)	(2.20)
Digital	0.12*	0.21***	0.02	0.75***	1.65***	−1.50
	(0.06)	(0.05)	(0.06)	(0.20)	(0.25)	(1.44)
Political Stability	0.24	0.38**	0.01	−0.33	1.51*	3.12
	(0.15)	(0.14)	(0.10)	(0.50)	(0.74)	(2.44)
Energy	2.67***	1.90***	−0.03	−2.78***	−2.58***	−16.95***
	(0.07)	(0.11)	(0.09)	(0.25)	(0.65)	(2.14)
Constant	7.18***	5.32***	1.96***	59.04***	45.20***	15.10***
	(0.28)	(0.25)	(0.17)	(1.11)	(1.76)	(3.95)
R^2	0.74	0.34	0.55	1.41	1.21	0.93
Adj. R^2	4.82	2.12	0.47	7.19	4.90	0.92
obs.	407	154	33	407	154	33

الأخطاء المعيارية المبينة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

وتشير النتائج، على وجه التحديد، إلى أن كثافة نشاط الذكاء الاصطناعي ترتبط بزيادة أشد وضوحًا في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون في بلدان الدخل المتوسط الأعلى Upper-Middle-Income, UM مقارنةً بكل من بلدان الدخل المرتفع High-Income, HI وبلدان الدخل المتوسط الأدنى Lower-Middle-Income, LM. ويعني ذلك أن الاستثمار في صناعات الذكاء الاصطناعي في بلدان الدخل المتوسط الأعلى يسهم، على نحو غير متناسب، في التدهور البيئي. ولا يُعزى هذا الاتجاه بالضرورة إلى محدودية نشاط الذكاء الاصطناعي في البلدان الأقل دخلًا، بل إلى فروق بنيوية وتنظيمية Structural and Regulatory

Differences. فعلى سبيل المثال، قد تمتلك بلدان الدخل المتوسط الأدنى قطاعات ذكاء اصطناعي أقل تطورًا وبنية تحتية رقمية محدودة، وهو ما يحدّ من بصمتها البيئية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي. وعلى النقيض من ذلك، يُرجح أن تمتلك الاقتصادات ذات الدخل المرتفع آليات تنظيمية متقدمة، مثل معايير انبعاثات مراكز البيانات، وبروتوكولات تصنيع الرقائق المستدامة Sustainable Chip Manufacturing Protocols، وأطر المشتريات الخضراء Green Procurement Frameworks الخاصة بتقنيات الذكاء الاصطناعي، بما يخفف من الآثار الخارجية البيئية المصاحبة لتوسع هذه التقنيات[81].

ومن اللافت أيضًا أن النتائج تُظهر ارتباطًا سلبيًا بين نشاط الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي عبر جميع مجموعات الدخل، غير أن هذا الأثر السلبي يبدو أكثر وضوحًا ودلالة إحصائية في دول الدخل المتوسط الأدنى. وفي المقابل، فإن الأثر السلبي للذكاء الاصطناعي في المخرجات البيئية في دول الدخل المرتفع والدخل المتوسط الأعلى يبقى محدودًا أو غير ذي دلالة إحصائيًا. ويبرز ذلك وجود هشاشة بنيوية Structural Vulnerability في دول الدخل المتوسط الأدنى؛ إذ تفتقر هذه الدول إلى البنية التحتية اللازمة لاعتماد "ذكاء اصطناعي نظيف" Clean AI، كما تفتقر إلى الأطر التنظيمية القادرة على الحد من تكلفته البيئية. ومن ثم، يُرجّح أن تتحمل هذه البلدان الآثار الخارجية للتوسع الرقمي من دون أن تجني عوائده البيئية Environmental Dividends.

وتنسجم هذه النتائج مع مفارقة "القفز التكنولوجي" Technological Leapfrogging، حيث تعتمد البلدان الأقل دخلاً تقنيات متقدمة من دون أن يواكبها تطور مؤسسي مماثل، ما يؤدي غالبًا إلى نتائج ليست ذات كفاءة أو مرتفعة التكلفة بيئيًا[82]. وعلاوة على ذلك، تؤكد النتائج الدور المُعدِّل Moderating Role لأطر السياسات البيئية؛ إذ تميل البلدان التي تمتلك أدوات سياسات خضراء قوية إلى تحييد التكاليف الإيكولوجية للذكاء الاصطناعي، أو حتى عكسها، وهو ما يدعمه أثر التفاعل بين متغيرات السياسة البيئية والأداء البيئي.

هـ. نتائج الانحدار الكمي بطريقة العزوم

لاستقصاء كيفية تطور العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والأداء البيئي عبر مستويات مختلفة من انبعاثات الكربون، استخدمنا الانحدار الكمي بطريقة العزوم. وتُظهر النتائج الواردة في الجدول (14) أن نشاط الذكاء الاصطناعي يسهم في زيادة انبعاثات الكربون عبر جميع الكميات Quantiles، بما يشير إلى أن التكلفة البيئية للذكاء الاصطناعي مستمرة بغضّ النظر عن مستوى الانبعاثات. ويدل ذلك على وجود علاقة منهجية مفادها أن الرقمنة ومعالجة البيانات المدفوعة بالذكاء الاصطناعي، ولا سيما من خلال العمليات ذات الاستهلاك الكثيف للطاقة، مثل تدريب النماذج وتخزين البيانات والحوسبة السحابية، تمارس ضغطًا تصاعديًا على مستويات انبعاثات الكربون.

81 European Commission, "Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council," (Brussels: 2024).

82 B. Tan, E. Ng & J. Jiang, "The Process of Technology Leapfrogging: Case Analysis of the National ICT Infrastructure Development Journey of Azerbaijan," *International Journal of Information Management*, vol. 38, no. 1 (2018), pp. 311-316.

الجدول (14)

نتائج تحليل الانحدار الكمي بطريقة العزوم بالنسبة إلى انبعاثات ثاني أكسيد الكربون

Variable	Location	Scale	Q10	Q25	Q50	Q75	Q90
AI Intensity	0.374***	−0.0138	0.394***	0.386***	0.375***	0.362***	0.350***
	(0.037)	(0.021)	(0.042)	(0.037)	(0.037)	(0.046)	(0.058)
Policy	−0.159**	−0.106***	−0.00229	−0.0664	−0.150**	−0.251***	−0.337***
	(0.077)	(0.038)	(0.075)	(0.066)	(0.067)	(0.083)	(0.104)
Economic	0.241***	0.0239	0.206***	0.220***	0.239***	0.262***	0.281***
	(0.054)	(0.031)	(0.060)	(0.053)	(0.053)	(0.066)	(0.084)
Digital	0.342***	0.123***	0.160**	0.234***	0.332***	0.450***	0.549***
	(0.065)	(0.037)	(0.073)	(0.064)	(0.065)	(0.080)	(0.101)
Political Stability	1.173***	0.0301	1.129***	1.147***	1.171***	1.200***	1.224***
	(0.116)	(0.066)	(0.130)	(0.115)	(0.115)	(0.143)	(0.182)
Energy	2.282***	0.0887***	2.151***	2.205***	2.275***	2.360***	2.432***
	(0.045)	(0.026)	(0.050)	(0.044)	(0.045)	(0.055)	(0.069)
Constant	6.476***	0.958***	5.062***	5.642***	6.400***	7.313***	8.089***
	(0.055)	(0.032)	(0.073)	(0.055)	(0.085)	(0.083)	(0.089)
Observations	594	594	594	594	594	594	594

الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

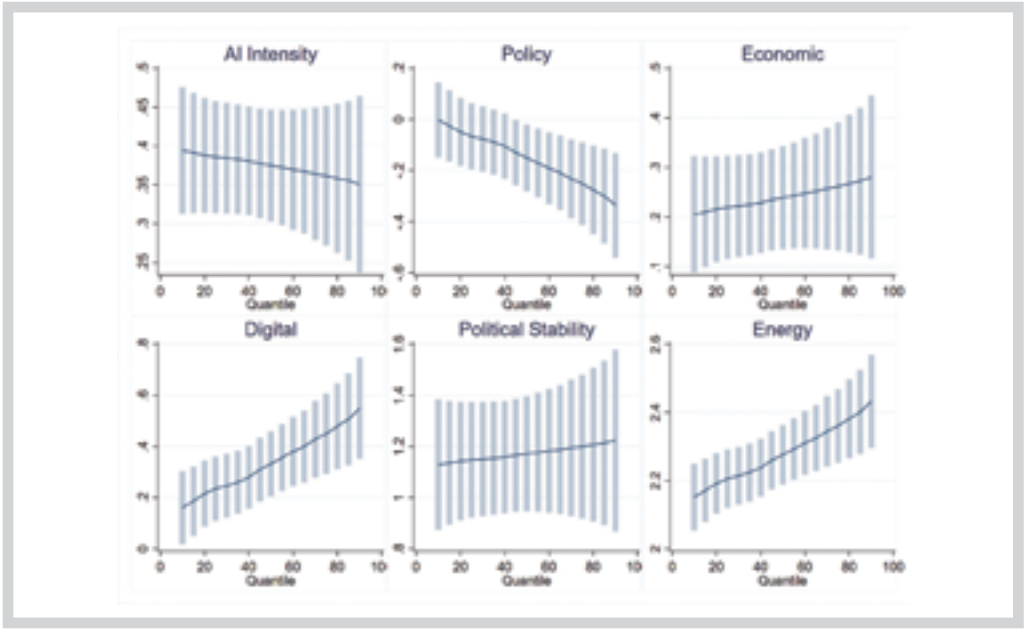
$p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01*$

ومن اللافت أن صرامة السياسة البيئية Environmental Policy Stringency تؤدي دورًا في التخفيف، ولا سيما عند الكميات العليا (الـ 75 والـ 90). ويعني ذلك أنه في سياقات الانبعاثات المرتفعة تكون آليات السياسات الصارمة، مثل تسعير الكربون، ومعايير كفاءة الطاقة، واللوائح البيئية الخاصة بالذكاء الاصطناعي، أكثر فاعلية في الحد من الانبعاثات. ويُظهر التحليل أيضًا أن تكثيف الأنشطة الاقتصادية والرقمية وأنشطة الطاقة الأحفورية يرتبط إيجابيًا بانبعاثات الكربون عبر جميع الكميات. ويعزز ذلك فكرة أن الديناميات البنيوية Structural Dynamics للنمو الاقتصادي والرقمي، إذا لم تُفصل Decoupled عن المدخلات الكثيفة الكربون، تواصل تفاقم التدهور البيئي حتى في ظل التحولات الرقمية التي يُفترض أنها "نظيفة". ويبيّن الشكل (7) الأنماط الديناميكية لهذه العلاقات، مبرزًا الآثار غير المتجانسة عبر توزيع الانبعاثات. ويؤكد التوافق بين نتائج الانحدار الكمي بطريقة العزوم ونتائج النماذج المرجعية متانة نتائجنا، مع تقديم فهم أكثر تفصيلاً لمحركات الانبعاثات عند مستويات مختلفة.

ووسّعنا تحليل الانحدار الكمي بطريقة العزوم ليشمل مؤشر الأداء البيئي، كما يرد في الجدول (15) ويُعرض في الشكل (8). وتُظهر النتائج أثرًا سلبيًا متسقًا لنشاط الذكاء الاصطناعي في الأداء البيئي عبر جميع الكميات. وتشير هذه النتيجة إلى أن تقنيات الذكاء الاصطناعي، على الرغم من إمكاناتها التحويلية، تواصل إحداث ضغوط بيئية، يُرجّح أن تعود إلى ارتفاع متطلبات الطاقة الحاسوبية Computational Energy Demands والبصمة الكربونية للبنية التحتية الرقمية الداعمة. وبالمثل، وُجد أن أنشطة طاقة الوقود الأحفوري تؤثر سلبيًا في الأداء البيئي عبر جميع الكميات، مؤكدة دورها بوصفها عائقًا مستمرًا Persistent Barrier أمام الاستدامة البيئية. وعلى النقيض من ذلك، تُظهر صرامة السياسة البيئية أثرًا إيجابيًا في درجات مؤشر الأداء البيئي، مع آثار أقوى عند الكميات الأعلى. ويشير ذلك إلى أن الأطر التنظيمية القوية يمكن أن تعاكس Counteract الجوانب السلبية للتوسع التكنولوجي والصناعي، ولا سيما في السياقات التي تتمتع بخط أساس بيئي أفضل نسبيًا.

الشكل (7)

نتائج تحليل الانحدار الكمي بطريقة العزوم بالنسبة إلى انبعاثات ثاني أكسيد الكربون



الجدول (15)

نتائج تحليل الانحدار الكمي بطريقة العزوم بالنسبة إلى مؤشر الأداء البيئي

Variable	Location	Scale	Q10	Q25	Q50	Q75	Q90
AI Intensity	−0.981***	0.0477	−1.056***	−1.023***	−0.981***	−0.935***	−0.904***
	(0.150)	(0.081)	(0.197)	(0.166)	(0.150)	(0.168)	(0.198)
Policy	1.576***	−0.0910	1.719***	1.656***	1.576***	1.490***	1.429***
	(0.257)	(0.138)	(0.337)	(0.284)	(0.257)	(0.288)	(0.339)
Economic	1.040***	−0.322***	1.548***	1.324***	1.041***	0.734***	0.520*
	(0.214)	(0.115)	(0.282)	(0.237)	(0.216)	(0.240)	(0.283)
Digital	3.416***	−0.582***	4.334***	3.930***	3.419***	2.864***	2.477***
	(0.232)	(0.125)	(0.308)	(0.257)	(0.237)	(0.260)	(0.307)
Political Stability	4.722***	1.301***	2.671***	3.574***	4.715***	5.955***	6.820***
	(0.419)	(0.226)	(0.559)	(0.464)	(0.433)	(0.471)	(0.554)
Energy	−1.507***	0.100	−1.665***	−1.596***	−1.508***	−1.412***	−1.346***
	(0.166)	(0.089)	(0.218)	(0.184)	(0.166)	(0.186)	(0.219)
Constant	51.89***	3.812***	45.88***	48.53***	51.87***	55.50***	58.04***
	(0.200)	(0.108)	(0.365)	(0.231)	(0.332)	(0.244)	(0.289)
Observations	594	594	594	594	594	594	594

الأخطاء المعيارية المبيّنة بين أقواس جرى تجميعها في فئات على مستوى الدولة.

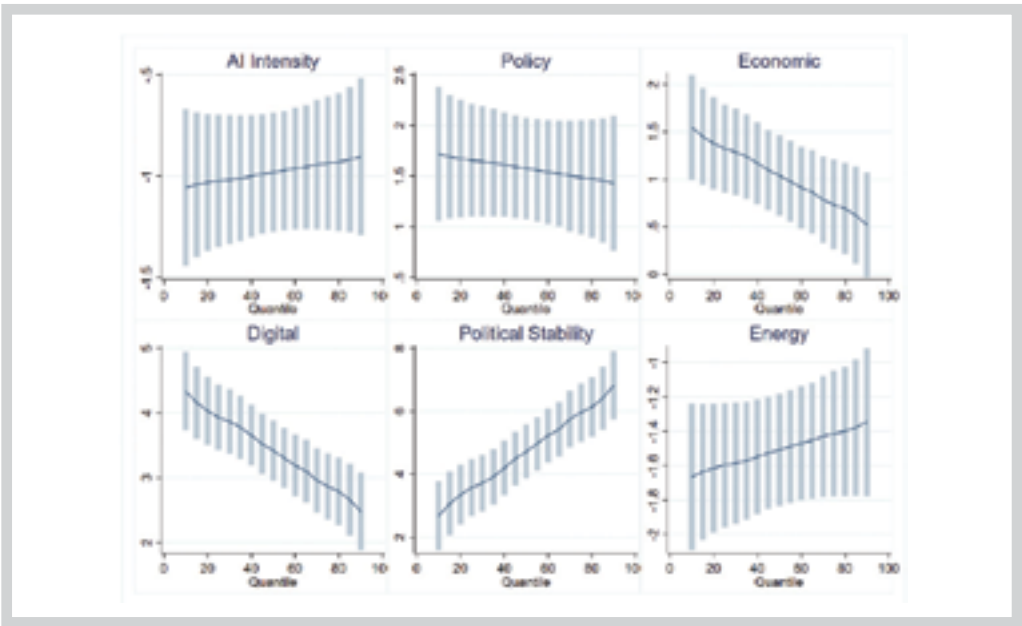
$p < 0.1$, $^{**}p < 0.05$, $^{***}p < 0.01^{*}$

ومن اللافت أن الأنشطة الرقمية تُظهر ارتباطًا موجبًا متسقًا بالأداء البيئي عبر توزيع الكميات. وقد يعكس ذلك مكاسب الكفاءة البيئية التي تتيحها التقنيات الرقمية، مثل الرصد الآني، وتحسين استخدام الطاقة، ونزع المادية Dematerialization عن النشاط الاقتصادي. غير أن دور النشاط الاقتصادي يبدو محدودًا في

تحسين الأداء البيئي المتعدد الأبعاد، ولا سيما بالمقارنة مع بعدَي الرقمنة والسياسات. وقد تكون المكاسب البيئية الهامشية Marginal Gains الناجمة عن النمو الاقتصادي، في هذا السياق، مقيّدةً بكثافة الكربون المدمجة Embedded Carbon Intensity في نظم الإنتاج، ولا سيما في البلدان التي تفتقر إلى سياسات استدامة صارمة. وتُعزز هذه النتائج متانة استنتاجاتنا السابقة من خلال تأكيد الآثار البيئية السلبية المستمرة للذكاء الاصطناعي والقطاعات المعتمدة على الوقود الأحفوري، مع إبراز الدور المُعدِّل المفيد للسياسات البيئية والرقمنة.

الشكل (8)

نتائج تحليل الانحدار الكمي بطريقة العزوم بالنسبة إلى مؤشر الأداء البيئي



خامسًا: الخاتمة والآثار السياساتية

يقف عالمنا عند مفترق طرق حاسم تتقاطع فيه ثورتا الذكاء الاصطناعي والتنمية المستدامة بطرق لم نبدأ إلا الآن في فهمها. وقد كشفت هذه الدراسة أبعاد هذه العلاقة المعقدة من خلال فحص كيفية تأثير أنشطة الذكاء الاصطناعي في المخرجات البيئية في 54 دولة تختلف اختلافًا كبيرًا في أوضاعها الاجتماعية - الاقتصادية. وما يتبدّى من تحليلنا الممتد خلال عقد كامل (2013–2023) ليس سردية بسيطة عن "الحتمية التكنولوجية" Technological Determinism، بل صورة أكثر دقة لمخرجات مشروطة بالسياق، ينبغي أن تدفع المتفائلين تكنولوجيًا والمتشائمين بيئيًا، على حد سواء، إلى إعادة النظر في بعض مسلّماتهم.

تكشف النتائج أن أنشطة الذكاء الاصطناعي، بما يشمل الاستثمار والبراءات والمخرجات البحثية، ترتبط ارتباطًا إيجابيًا ذا دلالة إحصائية بانبعاثات الكربون. ويؤكد ذلك التكاليف البيئية الكبيرة لأنماط تطوير أنظمة الذكاء

الاصطناعي الحالية. وفي الوقت نفسه، تبرز "مفارقة الارتداد الرقمي" Digital Rebound Paradox، حيث تُعوَّض مكاسب الكفاءة النظرية لتطبيقات الذكاء الاصطناعي بزيادة الاستهلاك والتوسع الحاسوبي.

وتثبت نتائجنا أن علاقة الذكاء الاصطناعي بالبيئة تتشكل عبر مسارات تعتمد على السياق. فالأثر البيئي للذكاء الاصطناعي تُعدِّله عدة عوامل رئيسة. أولاً، تؤثر صرامة السياسة البيئية Environmental Policy Stringency تأثيرًا ملموسًا في المخرجات؛ إذ تُظهر نماذج التفاعل أن تسعير الكربون القوي والأدوات التنظيمية يمكن أن يُعدِّلا، أو حتى يعكسا، أثر الذكاء الاصطناعي في زيادة الانبعاثات، بما يجسّد مفهوم "التغير التكنولوجي الموجَّه" Directed Technological Change. ثانيًا، يؤدي تكوين نظام الطاقة دورًا حاسمًا في التأثير البيئي للذكاء الاصطناعي؛ إذ إن توظيفه في سياقات تعتمد على الوقود الأحفوري يؤدي إلى تفاقم الانبعاثات بدرجة كبيرة. ثالثًا، يكتسي الهيكل الاقتصادي أهمية بالغة؛ إذ تعمل الاقتصادات الموجهة نحو الخدمات على التخفيف من أثر الانبعاثات المرتبط بالذكاء الاصطناعي، في حين يؤدي الإنتاج الكثيف الموارد إلى مضاعفة هذا الأثر.

وتكشف دراستنا عن تباين واضح بين مجموعات الدخل. فقد وجدنا أن بلدان الدخل المتوسط الأعلى تشهد زيادات أكبر في انبعاثات ثاني أكسيد الكربون المرتبطة بنشاط الذكاء الاصطناعي، بما يعكس توسعًا رقميًا سريعًا يتجاوز الأطر التنظيمية. وفي المقابل، تُظهر بلدان الدخل المتوسط الأدنى أكبر تراجع في الأداء البيئي الكلي، كاشفةً عن مفارقة القفز التكنولوجي، حيث تصل التقنيات المتقدمة من دون ضمانات مؤسسية مرافقة. كما تُظهر بلدان الدخل المرتفع آثارًا بيئية أقل حدة نسبيًا، مستفيدة من أطر تنظيمية ناضجة وأنظمة طاقة أنظف.

وإلى جانب مقاييس الكربون، يبيّن تحليل مؤشر الأداء البيئي الأثر البيئي المتعدد الأبعاد للذكاء الاصطناعي؛ إذ تُظهر النتائج أن الأنشطة المرتبطة بالذكاء الاصطناعي تمارس أثرًا سلبيًا ذا دلالة في درجات مؤشر الأداء البيئي، بما يؤثر في مخرجات تشمل استنزاف الموارد Resource Depletion، وجودة الهواء، وتوليد النفايات الإلكترونية E-waste. وفضلاً عن ذلك، فإن متغيرات السياسة البيئية تُظهر اتجاهًا إيجابيًا بالنسبة إلى مؤشر الأداء البيئي، لكنها تفتقر إلى الدلالة الإحصائية، بما يشير إلى أن الأطر الحالية غير كافية للتخفيف من التدهور البيئي الأوسع الذي يقوده توسع الذكاء الاصطناعي. ومن المهم ملاحظة أن الرقمنة، بخلاف نماذج ثاني أكسيد الكربون، ترتبط بتحسن أداء مؤشر الأداء البيئي، على الأرجح عبر تحسين نظم الرصد وانتشار الابتكارات النظيفة. وتوضح "مفارقة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات – البيئة" ICT-Environment Paradox مزيدًا من تعقيد العلاقة بين التقنيات الرقمية والمخرجات البيئية.

وتوسّع نتائجنا نماذج بيئية كلاسيكية مثل منحنى كوزنتس البيئي عبر إدراج الذكاء الاصطناعي بوصفه متغيرًا تكنولوجيًا حاسمًا. وتدحض الأدلة الحتمية التكنولوجية المبسطة، وتكشف بدلاً من ذلك أن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي يعتمد على نحو جوهري على أطر الحوكمة والسياقات. فالذكاء الاصطناعي ينطوي على مخاطر بيئية عبر تصاعد المتطلبات الحاسوبية، لكنه ينطوي كذلك على إمكانات غير مسبوقة لتعزيز الاستدامة. ويكمن الفاصل بين هذين المسارين المتباينين في خيارات السياسات، والهياكل المؤسسية، وأنظمة الطاقة.

وتستدعي نتائجنا التجريبية إعادة تفكير جذرية في الحوكمة البيئية في العصر الرقمي. فأولاً، نحتاج إلى تحول نموذجي نحو "الذكاء الاصطناعي الأخضر"، بوضع الاستدامة في صلب تطوير الذكاء الاصطناعي بدلاً

من التعامل معها بوصفها مسألة لاحقة. وعلى الرغم من أن الضرائب البيئية ونظم تداول الانبعاثات تُظهر آثارًا سلبية مهمة في الانبعاثات، فإن الأمر يتطلب أدوات تنظيمية أكثر هيكلية وتحديدًا فيما يتعلق بالذكاء الاصطناعي. ويشمل ذلك معايير كفاءة الطاقة وحدود كثافة الكربون للأنظمة الحاسوبية، ولا سيما نماذج التعلم العميق كثيفة الموارد.

وثانيًا، تحدد دراستنا فجوة حوكمة حرجة Governance Gap؛ إذ إن الأطر البيئية المصممة لمصادر تلوث صناعية تثبت عدم كفايتها لإدارة الآثار الإيكولوجية المعقدة للذكاء الاصطناعي. وبناء عليه، ينبغي أن تتطور المقاربات التنظيمية التكيفية بالتوازي مع التطور السريع للتقنيات، عبر إدراج تقييمات أثر بيئي خوارزمية Algorithmic Environmental Impact Assessments، وآليات مراجعة دورية لمعايير الانبعاثات المطبقة على البنى التحتية الرقمية.

وثالثًا، يَبرز تحول نظام الطاقة Energy System Transformation بوصفه شرطًا حاسمًا. فحين يقترن نشاط الذكاء الاصطناعي بالطاقة المعتمدة على الوقود الأحفوري، تتفاقم الانبعاثات بدرجة كبيرة. لذا، فإن تسريع الانتقال إلى مصادر متجددة لمراكز البيانات والبنية التحتية الحاسوبية يمثل نقطة تدخل أساسية لصانعي السياسات الراغبين في خفض البصمة البيئية للذكاء الاصطناعي.

ورابعًا، تُعدّ المقاربات الحساسة للسياق Context-sensitive Approaches ضرورية نظرًا إلى تباين الآثار عبر سياقات التنمية. وينبغي لبلدان الدخل المرتفع أن تقود وضع معايير صارمة للذكاء الاصطناعي المستدام بيئيًا، في حين يتعين على بلدان الدخل المتوسط الأعلى تطوير أطر تنظيمية على نحو عاجل وبالتوازي مع التوسع الرقمي. أما بلدان الدخل المتوسط الأدنى فتحتاج إلى بناء القدرات المؤسسية Institutional Capacity Building بالتزامن مع تطوير البنية التحتية الرقمية لتفادي مفارقة القفز التكنولوجي التي تكشف عنها بياناتنا.

خامسًا، ينبغي للحوكمة المتكاملة أن تعترف بالسببية الثنائية الاتجاه Bidirectional Causality بين تطور الذكاء الاصطناعي والمخرجات البيئية. ومن ثم، لا يمكن أن تعمل الحوكمة البيئية والحوكمة الرقمية على نحو مستقل؛ إذ ينبغي لأطر سياسات متزامنة أن توظف إمكانات الذكاء الاصطناعي البيئية المحتملة وأن تحدّ من تكاليفه الإيكولوجية عبر تدخلات منسقة متعددة المجالات.

أخيرًا، تكشف دراستنا عن ضرورة سد الفجوات السياساتية العالمية وتطوير أطر دولية متسقة لحوكمة الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي. فالتقنيات الرقمية، مثل الذكاء الاصطناعي، تمارس نشاطها عابرةً للحدود الوطنية، ما يؤدي غالبًا إلى نشوء انبعاثات وتداعيات إيكولوجية تتجاوز الحدود الجغرافية للدول. لذلك، ينبغي تعزيز آليات التنسيق الدولي لمواءمة التطور الرقمي مع أهداف الاستدامة العالمية. ونوصي بأن تتعاون مؤسسات عالمية، مثل برنامج الأمم المتحدة للبيئة UNEP، ومنظمة التعاون الاقتصادي والتنمية، والبنك الدولي، لتأسيس معايير للذكاء الاصطناعي الأخضر، تشمل بروتوكولات الإفصاح، وإجراء تقييمات لآثار دورة الحياة، واعتماد حد أدنى من معايير الاستدامة للأنظمة الحاسوبية والبنية التحتية للذكاء الاصطناعي. ومن شأن هذه الأطر التنظيمية أن تحول دون حدوث ممارسات "المراجحة التنظيمية" Regulatory Arbitrage، وتضمن المساءلة عبر سلاسل القيمة العالمية، فضلاً عن تعزيز المشاركة الشاملة لكل من الاقتصادات المتقدمة والنامية.

وإضافةً إلى ذلك، يتمثل أحد الأبعاد الجوهرية في دور القدرات الإنتاجية، بما يشمل القاعدة المؤسسية والتكنولوجية والموارد البشرية اللازمة لتوجيه تقنيات الذكاء الاصطناعي واستيعابها بفاعلية. فالدول ذات القدرات الإنتاجية القوية يمكنها دمج الذكاء الاصطناعي ضمن استراتيجيات صناعية خضراء، وتوظيفه في الرصد البيئي، والزراعة المستدامة، وتحسين الطاقة، وحلول الاقتصاد الدائري Circular Economy. وعلى النقيض، فإن الدول ذات القدرات الضعيفة تفتقر غالبًا إلى الوسائل التنظيمية أو التقنية اللازمة لتوجيه الذكاء الاصطناعي نحو مسارات مستدامة، بما يزيد من مخاطر آثار الارتداد البيئي ويؤدي إلى عدم كفاءة انتشار التقنيات الرقمية. فعلى سبيل المثال، قد تتبنّى دولة تفتقر إلى بنية حوكمة للذكاء الاصطناعي هذه التقنيات في قطاعات اللوجستيات أو الاستخراج من دون رقابة على الانبعاثات، فتزيد مخرجات الكربون. وبناء عليه، ينبغي أن تقترن سياسات الذكاء الاصطناعي باستثمارات في المهارات الرقمية، ومنظومات الابتكار الأخضر، والاتساق التنظيمي.

تُظهر هذه الدراسة أن الأثر البيئي للذكاء الاصطناعي ليس محددًا مسبقًا ولا حتميًا، بل يعتمد على نحو حاسم على الخيارات السياساتية التي تُتخذ اليوم. ومع آليات حوكمة مناسبة، وتحول في نظام الطاقة، ومقاربات حساسة للسياق، يمكن أن يصبح الذكاء الاصطناعي أداة قوية لتعزيز الاستدامة البيئية بدلاً من أن يشكّل عبئًا إضافيًا على حدود الكوكب. وتُلزمنا الأدلة باتخاذ إجراء فوري قبل أن تفضي التبعيات المسارية Path Dependencies للتكنولوجيا إلى تثبيت مسارات تنمية غير مستدامة.

لا تخلو أيّ دراسة تجريبية من القيود. فعلى الرغم من متانة النتائج المعروضة هنا، فإن عدة قيود مهمة تؤثّر في كيفية تفسير هذه النتائج وتطبيقها.

أولاً، يظل تحدي القياس Measurement Challenge بالغ الصعوبة. فعلى الرغم من أننا اخترنا عمدًا متغيرات مرتبطة مباشرة بالذكاء الاصطناعي، مثل الاستثمارات والبراءات، بدلاً من مؤشرات مثل استخدام الإنترنت أو نشر الروبوتات، فإن التقاط النطاق الكامل لنشاط الذكاء الاصطناعي يظل أمرًا مراوغًا. فطبيعة هذه التكنولوجيا المنتشرة وتطورها السريع يجعلان القياس الكامل أمرًا متعذرًا. وكما نصفه، فإن قياس الذكاء الاصطناعي يشبه محاولة احتجاز الضباب في وعاء. وستستفيد الأبحاث المستقبلية كثيرًا من بيانات أكثر توحيدًا مع نضج آليات الإفصاح بالتوازي مع نضج التكنولوجيا نفسها.

ثانيًا، وعلى الرغم من أن تحليلنا يغطي 54 دولة على مدى عقد، وهو أوسع كثيرًا من معظم الدراسات السابقة، فإن مشهد الذكاء الاصطناعي العالمي يتجاوز هذه الحدود كثيرًا. وتظل الآثار البيئية في المناطق ذات التمثيل الناقص في عينتنا، ولا سيما أجزاء من أفريقيا وجنوب شرق آسيا التي تشهد تحولاً رقميًا متسارعًا، أرضًا غير مستكشفة إلى حد بعيد. ومع تسارع تبنّي الذكاء الاصطناعي عالميًا، لا يصبح تتبّع بصمته البيئية عبر سياقات أكثر تنوعًا ضرورة بحثية، بل سيكون التزامًا أخلاقيًا.

ونرى أن الأبحاث المستقبلية ينبغي أن تتناول أيضًا الآثار التوزيعية Distributional Implications العميقة للأثر البيئي للذكاء الاصطناعي. فهذه الآثار لا تتباين بين البلدان فحسب، بل داخلها كذلك، وقد تفاقم مظالم بيئية Environmental Injustices قائمة إذا تحملت مجتمعات معينة تكاليف إيكولوجية غير متناسبة، بينما تجني مجتمعات أخرى المنافع.

في حين أننا نقف عند هذا المنعطف الحرج في التاريخ التكنولوجي والبيئي، فإن الطريق إلى الأمام يتطلب صرامة علمية ووضوحًا سياساتيًا. وستعيد ثورة الذكاء الاصطناعي تشكيل الاقتصادات والمجتمعات عالميًا، غير أن معرفة إذا ما كان هذا التحول سيخدم الاستدامة البيئية أم يسرّع التدهور الإيكولوجي تعتمد إلى حد بعيد على خيارات الحوكمة التي نتخذها اليوم. ومن خلال تطبيق مقاربات سياساتية متوازنة وتكيفية ومنسقة، ومفصلة وفق السياقات الوطنية، ومضمَّنة ضمن أطر استدامة أوسع، يمكننا توجيه تطور الذكاء الاصطناعي نحو مسارات نافعة بيئيًا مع تقليل تكاليفه الإيكولوجية.

ولا ينبغي لمستقبل الذكاء الاصطناعي أن يكرر الأخطاء البيئية للثورات التكنولوجية السابقة. فبسياسات قائمة على الأدلة تقودها بحوث صارمة كتلك المقدمة هنا، يمكن ضمان أن يكون الذكاء الاصطناعي محفزًا للتنمية المستدامة بدلاً من أن يكون محركًا إضافيًا للتدهور البيئي. ومن ثم، فإن السماح لهذه التقنيات القوية بالتطور من دون ضوابط إيكولوجية ليس خيارًا على كوكب يرزح أصلاً تحت أزمات بيئية متعددة. وقد آن أوان حوكمة رقمية - بيئية منسقة عالميًا واستشرافية.

التمويل

يتقدم المؤلف بخالص الشكر إلى وزارة العلوم والتعليم العالي في الاتحاد الروسي على التمويل البحثي (مشروع جامعة الأورال الفدرالية ضمن برنامج Priority-2030).

بيان تعارض المصالح

يُقرّ المؤلف بأنه ليست لديه أيّ مصالح مالية متنافسة معروفة أو علاقات شخصية كان من الممكن أن تؤثر في العمل الوارد في هذه الدراسة.

ملحق (أ)

الجدول (أ-1)

إحصاءات مقطعية وصفية

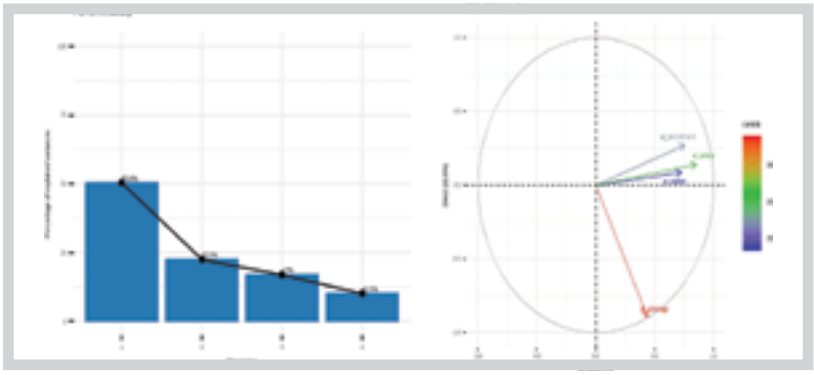
Variable	Dim	Mean	SD	Min	Max	Observations
ETS_Coverage	overall	0.6448	0.5779	0	2	N = 594
	between		0.5756	0	2	n = 54
	within		0.091	-0.1734	1.463	T = 11
Tax_Coverage	overall	0.3754	0.5215	0	2	N = 594
	between		0.4913	0	2	n = 54
Variable	Dim	Mean	SD	Min	Max	Observations
	within		0.1861	-0.5337	1.1936	T = 11

CO_2	overall	6.8505	4.1247	0.9358	22.4809	N = 594
	between		4.0885	1.1793	21.0881	n = 54
	within		0.7613	2.5229	11.0266	T = 11
ICT_Index	overall	0.7097	0.1817	0.1123	1	N = 594
	between		0.1586	0.3558	0.9359	n = 54
	within		0.0911	0.3702	0.9644	T = 11
Overall_Digital_ Index	overall	0.7358	0.1644	0.3168	1	N = 594
	between		0.1635	0.3705	0.9929	n = 54
	within		0.0276	0.6141	0.81	T = 11
Skills_Index	overall	0.653	0.1771	0.2483	1	N = 594
	between		0.1763	0.2912	1	n = 54
	within		0.0283	0.5784	0.7292	T = 11
Energy_Intensity	overall	1.2598	0.4506	0.5186	2.8999	N = 594
	between		0.4436	0.5797	2.4385	n = 54
	within		0.0977	0.8247	1.8408	T = 11
Fossil_Fuels_Capita	overall	28596.52	17937.6	3288.601	95154.88	N = 594
	between		17892.1	4086.624	87920.73	n = 54
	within		2651.215	12820.76	43272.34	T = 11
Fossil_Fuels_Share	overall	78.2308	16.2901	25.6027	99.9961	N = 594
	between		16.2015	28.9927	99.9271	n = 54
	within		2.7026	65.5978	88.5058	T = 11
GDP_Per_Capita	overall	41715.71	24075.9	5732.242	137947.3	N = 594
	between		24002.97	7396.927	133634.2	n = 54
	within		3636.172	8690.996	73493.44	T = 11
Enrollment_Tertiary	overall	67.8599	23.0979	18.0946	150.2018	N = 594
	between		22.6801	19.79	134.4997	n = 54

	within		5.2725	39.5445	85.6614	T = 11
Manufacturing_ Value_Added	overall	14.8072	5.7596	3.5315	37.1468	N = 594
	between		5.671	4.7572	30.7207	n = 54
	within		1.2471	3.133	21.2333	T = 11
Urban_Population	overall	73.6096	13.7719	32.003	98.189	N = 594
	between		13.8476	34.0912	97.9962	n = 54
	within		1.069	67.6228	79.1798	T = 11
ai_patent	overall	3.8207	14.0019	-0.0925	174.0652	N = 594
	between		9.6306	0.01	59.8682	n = 54
	within		10.2405	-54.8687	118.0177	T = 11
ai_investment	overall	1.68E+09	9.66E+09	0	1.51E+11	N = 594
	between		7.62E+09	0	5.57E+10	n = 54
	within		6.02E+09	-4.6E+10	9.68E+10	T = 11
ai_article	overall	3683.832	9318.918	21	106251	N = 594
	between		8230.45	58.6364	50666	n = 54
	within		4499.363	-22420.2	59268.83	T = 11
ai_article_per	overall	81.7303	77.2185	0.5192	452.5628	N = 594
	between		66.1852	3.0502	277.6953	n = 54
	within		40.695	-39.5307	256.5978	T = 11
ai_strategy	overall	0.3586	0.48	0	1	N = 594
	between		0.1554	0	0.6364	n = 54
	within		0.4546	-0.2778	1.2677	T = 11

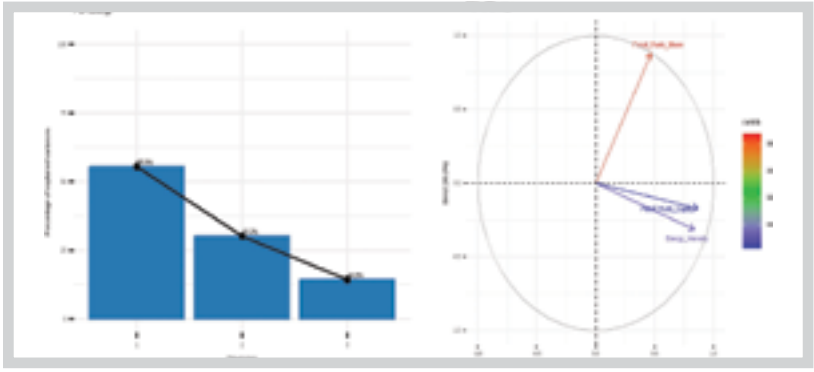
الشكل (أ-1)

تحليل المكون الرئيس لنتائج متغيرات الذكاء الاصطناعي



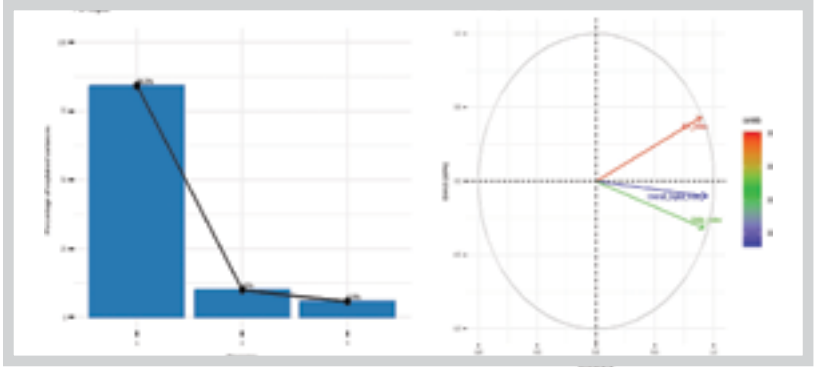
الشكل (أ-2)

تحليل المكون الرئيس لنتائج المتغيرات المتعلقة بالطاقة



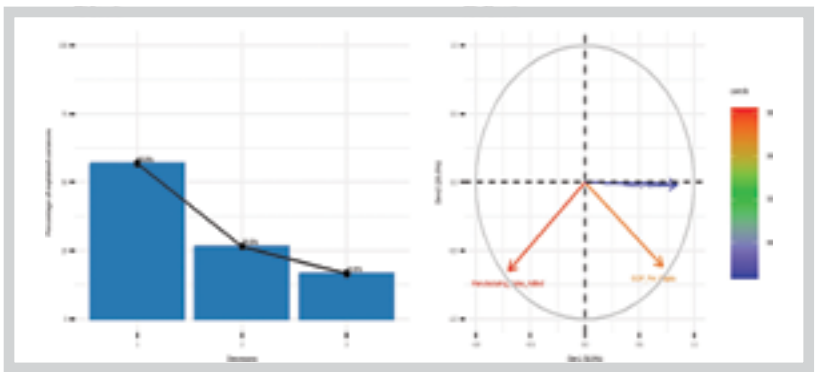
الشكل (أ-3)

تحليل المكون الرئيس لنتائج المتغيرات الرقمية



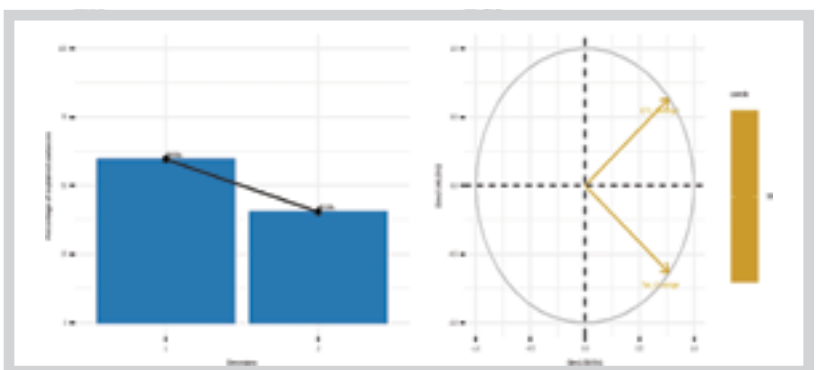
الشكل (أ-4)

تحليل المكون الرئيس لنتائج المتغيرات الاقتصادية



الشكل (أ-5)

تحليل المكون الرئيس لنتائج المتغيرات المتعلقة بالسياسات



ملحق (ب)

الجدول (ب-1)

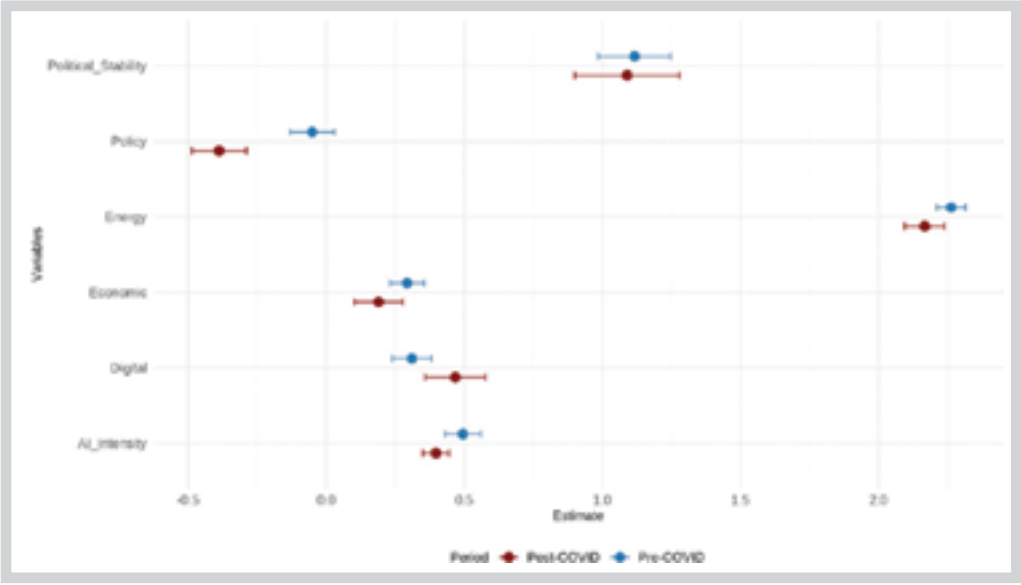
نتائج اختبار الانكسار الهيكلي SBT لانبعاثات ثاني أكسيد الكربون وكثافة الذكاء الاصطناعي

Test Type	Breakpoint Year	Test Statistic	p-value	Interpretation
Karavias, Narayan & Westerlund (2021) F-test	2020	6.19	0.03	Rejects no-break hypothesis at 5%
Bai & Perron supremum F test	2020	3.53		Below 5% critical value (8.22)

القيم الحرجة لباي وبيرون Bai & Perron لمستوى 5 في المئة هي 8.22، لذا فإن حصيلة اختبار F العليا تشير إلى نقطة انقطاع محتملة، لكن حسمها ليس قويًا.

الشكل (ب-1)

تقديرات المعاملات قبل جائحة فيروس كورونا المستجد (كوفيد-19) وبعدها



توافر البيانات:

تتوفر البيانات عند الطلب.

المراجع

Abduljabbar, Rusul et al. "Applications of Artificial Intelligence in Transport: An Overview." *Sustainability*. vol. 11, no. 1 (2019).

Acemoglu, Daron et al. "The Environment and Directed Technical Change." *American Economic Review*. vol. 102, no. 1 (2012).

Aghion, Philippe et al. "Carbon Taxes, Path Dependency, and Directed Technical Change: Evidence from the Auto Industry." *Journal of Political Economy*. vol. 124, no. 1 (2016).

AI Index Steering Committee. *The AI Index 2024 Annual Report*. Stanford, CA: Institute for Human-Centered AI, Stanford University, 2024.

Alanne, Kari & Sanna Sierla. "An Overview of Machine Learning Applications for Smart Buildings." *Sustainable Cities and Society*. vol. 76 (2022).

Alnafrah, I. & Z. Belyaeva. "The Nonlinear Road to Happiness: Making Sense of ESGD Impacts on Well-Being." *Structural Change and Economic Dynamics*. vol. 70 (2024).

Alnafrah, Ibrahim & S. Mouselli. "From Petrodollars to Green Power: Fiscal Stability and Green Transition in GCC Economies." *Journal of Environmental Management*. vol. 370 (2024).

Alnafrah, Ibrahim. "Evaluating Efficiency of Green Innovations and Renewables for Sustainability Goals." *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. vol. 209 (2025).

Alsagr, N. Ilhan Ozturk & A. Usman. "Digital Government, Political Stability, and Nuclear Energy Investment: The Role of the Paris Agreement." *Nuclear Engineering and Technology*. vol. 57, no. 5 (2025).

Arellano, Manuel & Olympia Bover. "Another Look at the Instrumental Variable Estimation of Error-Components Models." *Journal of Econometrics*. vol. 68, no. 1 (1995).

"Artificial Intelligence (AI) Software Market Size: 2024 to 2030." *ABI Research* (2024).

Avgerinou, Maria. Paolo Bertoldi & Luca Castellazzi. "Trends in Data Centre Energy Consumption under the European Code of Conduct for Data Centre Energy Efficiency." *Energies*. vol. 10, no. 10 (2017).

Babina, T. et al. "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation." *Journal of Financial Economics*. vol. 151 (2024).

Bashir, Noman et al. "The Climate and Sustainability Implications of Generative AI." *An MIT Exploration of Generative AI* (March 2024).

Belkhir, Lotfi & Ahmed Elmeligi. "Assessing ICT Global Emissions Footprint: Trends to 2040 & Recommendations." *Journal of Cleaner Production*. vol. 177 (2018).

Berkhout, Frans & Julia Hertin. "De-Materialising and Re-Materialising: Digital Technologies and the Environment." *Futures*. vol. 36 (2004).

Block, Samuel et al. *Environmental Performance Index*. New Haven, CT: Yale Center for Environmental Law & Policy, 2024.

Blundell, Richard & Stephen Bond. "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models." *Journal of Econometrics*. vol. 87, no. 1 (1998).

Butler, Keith T. et al. "Machine Learning for Molecular and Materials Science." *Nature*. vol. 559, no. 7715 (2018).

Crawford, Kate & Vladan Joler. "Anatomy of an AI System." AI Now Institute & Share Lab (2018).

Danish, Danish et al. "Effect of Natural Resources, Renewable Energy and Economic Development on CO_2 Emissions in BRICS Countries." *Science of the Total Environment*. vol. 678 (2019).

Dauvergne, Peter. *AI in the Wild: Sustainability in the Age of Artificial Intelligence*. Cambridge, MA: MIT Press, 2020.

Dhar, P. "The Carbon Impact of Artificial Intelligence." *Nature Machine Intelligence*. vol. 2 (2020).

Ditzen, Johannes. Yiannis Karavias & Joakim Westerlund. "Multiple Structural Breaks in Interactive Effects Panel Data Models." *Journal of Applied Econometrics*. vol. 40, no.1 (2025).

Dobbe, Roel et al. "Towards Distributed Energy Services: Decentralizing Optimal Power Flow with Machine Learning." *arXiv*. no. 1806.06790 (2018). at: https://bit.ly/4ufRHCf

Dolphin, Grace & Qian Xiahou. "World Carbon Pricing Database: Sources and Methods." *Scientific Data*. vol. 9 (2022).

Dong, Feng et al. "How Does Digital Economy Affect Carbon Emissions? Evidence from Global 60 Countries." *Science of the Total Environment*. vol. 852 (2022).

Ehrlich, Paul R. & John P. Holdren. "Impact of Population Growth." *Science*. vol. 171 (1971).

European Commission. "Decision (EU) 2022/2481 of the European Parliament and of the Council of 14 December 2022 Establishing the Digital Decade Policy Programme 2030." Brussels: 2022. at: https://bit.ly/4tzi4lj

_____. "Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council." Brussels: 2024.

Federal Ministry of Education and Research (BMBF). *Artificial Intelligence Strategy of the German Federal Government*. Berlin: Federal Ministry of Education and Research, 2020.

Francisco, M. "Artificial Intelligence for Environmental Security: National, International, Human and Ecological Perspectives." *Current Opinion in Environmental Sustainability*. vol. 61 (2023).

Freeman. J. & C. D. Kolstad (eds.). *Moving to Markets in Environmental Regulation: Lessons from Twenty Years of Experience*. Oxford: Oxford University Press, 2006.

Grossman, Gene M. & Alan B. Krueger. "Economic Growth and the Environment." *Quarterly Journal of Economics*. vol. 110 (1995).

Gugler, Klaus. Florian Szücs & Thomas Wiedenhofer. "Environmental Policies and Directed Technological Change." *Journal of Environmental Economics and Management*. vol. 124, no. 1 (2024).

Hampole, Menaka et al. "Artificial Intelligence and the Labor Market." *NBER Working Paper*. no. 33509 (2025).

Hilty, L. M. & B. Aebischer (eds.). *ICT Innovations for Sustainability*. Cham: Springer International Publishing, 2015.

Hou, Di et al. "ESG Dynamics in Modern Digital World: Empirical Evidence from Firm Life-Cycle Stages." *Environment, Development and Sustainability*. vol. 27 (2024).

Hung, B. Q. N. T. H. Nham & L. T. Ha. "The Importance of Digitalization in Powering Environmental Innovation Performance of European Countries." *Journal of Innovation & Knowledge*. vol. 8 (2023).

Hussain, M. et al. "Tapping into the Green Potential: The Power of Artificial Intelligence Adoption in Corporate Green Innovation Drive." *Business Strategy and the Environment*. vol. 33 (2024).

International Energy Agency (IEA). *Digitalisation & Energy*. Paris: 2017. at: https://bit.ly/43hZBPn

Iqbal, A. W. Zhang & S. Jahangir. "Building a Sustainable Future: The Nexus between Artificial Intelligence, Renewable Energy, Green Human Capital, Geopolitical Risk, and Carbon Emissions through the Moderating Role of Institutional Quality." *Sustainability*. vol. 17, no. 4 (2025).

Jaffe, Adam B. Richard G. Newell & Robert N. Stavins. "Environmental Policy and Technological Change." *Environmental and Resource Economics*. vol. 22 (2002).

Jiao, A. et al. "The Role of AI Capabilities in Environmental Management: Evidence from USA Firms." *Energy Economics*. vol. 134 (2024).

Jones, Nicola. "How to Stop Data Centres from Gobbling up the World's Electricity." *Nature*. vol. 561, no. 7722 (2018).

Kaack, Lynn H. et al. "Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation." *Nature Climate Change*. vol. 12, no. 6 (2022).

Kander, Astrid. Paolo Malanima & Paul Warde. *Power to the People: Energy in Europe over the Last Five Centuries*. Princeton: Princeton University Press, 2014.

Khan, M. K. et al. "The Automated Sustainability Auditor: Does Artificial Intelligence Curtail Greenwashing Behavior in Chinese Firms?" *Business Strategy and the Environment*. vol. 33, no. 2 (2024).

Kim, S. "The Effects of Information and Communication Technology, Economic Growth, Trade Openness, and Renewable Energy on CO_2 Emissions in OECD Countries." *Energies*. vol. 15, no. 5 (2022).

Kremer, Stefan. A. Bick & Dominik Nautz. "Inflation and Growth: New Evidence from a Dynamic Panel Threshold Analysis." *Empirical Economics*. vol. 44 (2013).

Kumar, P. et al. "The Nexus between Air Pollution, Green Infrastructure and Human Health." *Environment International*. vol. 133 (2019).

Lange, Stefan. Johanna Pohl & Tilman Santarius. "Digitalization and Energy Consumption: Does ICT Reduce Energy Demand?" *Ecological Economics*. vol. 176 (2020).

Lannelongue, Loïc. James Grealey & Michael Inouye. "Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation." *Advanced Science*. vol. 8, no. 12 (2021).

Luo, Q. & P. Feng. "Exploring Artificial Intelligence and Urban Pollution Emissions: 'Speed Bump' or 'Accelerator' for Sustainable Development?" *Journal of Cleaner Production*. vol. 463 (2024).

Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). *Latin American Economic Outlook 2021: Working Together for a Better Recovery*. Paris: OECD Publishing, 2021.

_____. *Pricing Greenhouse Gas Emissions: Turning Climate Targets into Climate Action*. Paris: OECD Publishing, 2022.

_____. *Training Supply for the Green and AI Transitions: Equipping Workers with the Right Skills*. Paris: OECD Publishing, 2024.

Parteka, Agnieszka & Anna Kordalska. "Artificial Intelligence and Productivity: Global Evidence from AI Patent and Bibliometric Data." *Technovation*. vol. 125 (2023).

Rashid, A. B. & M. A. K. Kausik. "AI Revolutionizing Industries Worldwide: A Comprehensive Overview of Its Diverse Applications." *Hybrid Advances*. vol. 7 (2024).

Rios-Avila, Fernando. Leonardo Siles & Gustavo Canavire-Bacarreza. "Estimating Quantile Regressions with Multiple Fixed Effects through Method of Moments." *IZA Discussion Papers*. no. 17262 (2024).

Rolnick, D. et al. "Tackling Climate Change with Machine Learning." *arXiv* (2019). at: https://bit.ly/3PGz9vO

Roodman, David. "How to Do Xtabond2: An Introduction to Difference and System GMM in Stata." *Stata Journal*. vol. 9, no. 1 (2009).

Santarius, T. et al. "Digitalization and Sustainability: A Call for a Digital Green Deal." *Environmental Science & Policy*. vol. 147 (2023).

Schwartz, Roy et al. "Green AI." *arXiv*. no. 1907.10597 (2019).

_____. "Green AI." *Communications of the ACM*. vol. 63, no. 12 (2020).

Shen, Y. Z. Yang & X. Zhang. "Impact of Digital Technology on Carbon Emissions: Evidence from Chinese Cities." *Frontiers in Ecology and Evolution*. vol. 11 (2023).

Song, M. et al. "Assessing the Influence of Artificial Intelligence on the Energy Efficiency for Sustainable Ecological Products Value." *Energy Economics*. vol. 131 (2024).

Song, Y. et al. "Impact of artificial Intelligence on Renewable Energy Supply Chain Vulnerability: Evidence from 61 Countries." *Energy Economics*. vol. 131 (March 2024).

Sorrell, Steve & John Dimitropoulos. "The Rebound Effect: Microeconomic Definitions, Limitations and Extensions." *Ecological Economics*. vol. 65 (2008).

Strubell, Emma. Ananya Ganesh & Andrew McCallum. "Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP." *arXiv*. no. 1906.02243 (2019). at: https://bit.ly/4dcxHuf

Tan, B. E. Ng & J. Jiang. "The Process of Technology Leapfrogging: Case Analysis of the National ICT Infrastructure Development Journey of Azerbaijan." *International Journal of Information Management*. vol. 38, no. 1 (2018).

Tao, W. et al. "Artificial Intelligence-Driven Transformations in Low-Carbon Energy Structure: Evidence from China." *Energy Economics*. vol. 136 (2024).

Tian, H. et al. "The Impact of Digital Economy Development on Carbon Emissions—Based on the Perspective of Carbon Trading Market." *Journal of Cleaner Production*. vol. 434 (2024).

Verdecchia, Riccardo. Joao M. Sallou & Luis Cruz. "A Systematic Review of Green AI." *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*. vol. 13, no. 4 (2023). article e1507.

Vinuesa, Ricardo et al. "The Role of Artificial Intelligence in Achieving the Sustainable Development Goals." *Nature Communications*. vol. 11, no. 1 (2020).

Wang, Q. Y. Li & R. Li. "Ecological Footprints, Carbon Emissions, and Energy Transitions: The Impact of Artificial Intelligence (AI)." *Humanities and Social Sciences Communications*. vol. 11 (2024). at: https://bit.ly/3Rqvy5r

World Bank. *Harnessing Artificial Intelligence for Development in the Post-COVID-19 Era: A Review of National AI Strategies and Policies*. Washington, DC: World Bank, 2021.

York, Richard & Eugene A. Rosa. "Key Challenges to Ecological Modernization Theory: Institutional Efficacy, Case Study Evidence, Units of Analysis, and the Pace of Eco-Efficiency." *Organization & Environment*. vol. 16 (2003).

Zeileis, Achim et al. "Testing and Dating of Structural Changes in Practice." *Computational Statistics & Data Analysis*. vol. 44, no. 1-2 (2003).

Zhang, W. & M. Zeng. "Is Artificial Intelligence a Curse or a Blessing for Enterprise Energy Intensity? Evidence from China." *Energy Economics*. vol. 134 (2024).

Zhang, Xiaojing et al. "The Rising Role of Artificial Intelligence in Renewable Energy Development in China." *Energy Economics*. vol. 132 (2024).

Zhang, Z. et al. "Digital Economy Development and Carbon Emission Intensity—Mechanisms and Evidence from 72 Countries." *Scientific Reports*. vol. 14 (2024).

Zhao, C. et al. "How Does Artificial Intelligence Promote Renewable Energy Development? The Role of Climate Finance." *Energy Economics*. vol. 133 (2024).

Zink, Thomas & Roland Geyer. "Circular Economy Rebound." *Journal of Industrial Ecology*. vol. 21, no. 3 (2017).