



Inteligencia artificial, sostenibilidad e impacto ambiental. Un estudio narrativo y bibliométrico

Artificial intelligence, sustainability and environmental impact. A narrative and bibliometric study

Fabiano Domenico Camastra¹  , Rubén González Vallejo²  

RESUMEN

Los estudios sobre inteligencia artificial (IA) han aumentado de manera ostensible en la última década, al punto de que recientemente forman una parte importante de campos disímiles. En lo concerniente a los estudios sobre sostenibilidad, cuidado medioambiental y aplicación de avances tecnológicos, los modelos basados en IA también han cobrado particular significación. En consecuencia, este estudio exploró la relación entre la IA, la sostenibilidad y el impacto ambiental mediante una revisión documental mixta, que combinó una revisión narrativa y un análisis bibliométrico. A través de la revisión narrativa, se examinaron las principales ideas y etapas que permean la intersección de la IA y la sostenibilidad, identificando tanto sus contribuciones como sus desafíos. El análisis bibliométrico proporcionó un panorama cuantitativo de la producción científica, destacando las tendencias en cuanto a producción, países y palabras clave más influyentes. Los resultados revelan que la IA tiene un papel crucial en la promoción de prácticas sostenibles, pero también plantea riesgos que requieren una consideración cuidadosa, de ahí que sus también deban analizarse. El estudio subrayó la necesidad de un enfoque equilibrado que maximice los beneficios de la IA mientras se minimizan sus impactos negativos en el medio ambiente.

Palabras clave: bibliometría, cambio climático, desarrollo sostenible, lenguaje de indexación.

Clasificación JEL: Q54, Q55

Recibido: 07-08-2024

Revisado: 25-10-2024

Aceptado: 15-12-2024

Publicado: 03-01-2025

Editor: Carlos Alberto Gómez Cano 

¹Universidad de Zaragoza. Zaragoza, España.

²Universidad de Málaga. Málaga, España.

Citar como: Camastra, F. y González, R. (2025). Inteligencia artificial, sostenibilidad e impacto ambiental. Un estudio narrativo y bibliométrico. *Región Científica*, 4(1), 2025355. <https://doi.org/10.58763/rc2025355>

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) ha emergido como una de las tecnologías más influyentes del siglo XXI, especialmente en el último quinquenio y en la actualidad, con un auge que también se ha visto reflejado en la cultura popular y en las agendas políticas (Fosso *et al.*, 2021; Oduro *et al.*, 2022; Straub *et al.*, 2023). Debido a las posibilidades y prestaciones que



ofrece que, además de ser flexibles y reforzadas por el aprendizaje y desarrollo continuo, dependen de la creatividad y objetivos de su uso, la IA ha transformado una amplia gama de sectores. Desde la salud hasta las finanzas, con un amplio crecimiento en otras áreas, la IA se ha popularizado como un amplio set de utilidades.

Su evolución ha sido marcada por avances significativos en algoritmos de aprendizaje automático, procesamiento de grandes volúmenes de datos y mejoras en la capacidad de cómputo. Desde los inicios de su conceptualización, la IA ha experimentado varias fases de desarrollo, transitando desde los primeros sistemas expertos en los años 70 al resurgimiento del aprendizaje profundo en la década de 2010.

En la actualidad, su expansión hacia aplicaciones más complejas ha puesto estos grandes modelos en el centro de una gran diversidad de procesos, lo que ha aliviado la carga laboral de los científicos humanos y se espera que pueda constituir una nueva línea para la creación de empleos. Incluso bajo la percepción de que la sociedad no se encuentra del todo preparada para la integración total de la IA, existen una amplia variedad de potencialidades (Fosso *et al.*, 2021).

Uno de los campos donde la IA ha mostrado mayor potencial transformador es el de los estudios medioambientales (Balsalobre-Lorente *et al.*, 2023; Nti *et al.*, 2023; Yu *et al.*, 2021). En respuesta a la creciente preocupación por el cambio climático, la variabilidad climática, la pérdida de biodiversidad y la degradación de los ecosistemas, investigadores y organizaciones han comenzado a aplicar técnicas de IA para abordar estos desafíos globales (Ahmad *et al.*, 2022; Antonopoulos *et al.*, 2020; Zare *et al.*, 2024).

En las últimas dos décadas, especialmente desde 2019, se ha visto un aumento exponencial en el número de estudios que emplean IA para modelar fenómenos ambientales y optimizar el uso de recursos naturales (Casado-Aranda *et al.*, 2021; H. Tan *et al.*, 2021; Zhang *et al.*, 2022). Además de un empleo orientado a utilidades diagnósticas, los modelos de AI han empezado a ganar relevancia en el diseño de estrategias de mitigación y adaptación ante los efectos del cambio climático.

La integración de IA en los estudios medioambientales ha permitido avances en áreas como la predicción de eventos climáticos extremos, la gestión de recursos hídricos y la conservación de especies en peligro, aunque también se ha extendido a entornos urbanos y el diseño de ciudades inteligentes (Balogun *et al.*, 2020; Bolón-Canedo *et al.*, 2024). Los modelos predictivos basados en IA han demostrado ser herramientas especialmente útiles para anticipar cambios en los patrones climáticos y proporcionar información crítica para la toma de decisiones en políticas de sostenibilidad (Bibri *et al.*, 2024; Chakraborty *et al.*, 2021; Nishant *et al.*, 2020). En este sentido, la IA facilita el análisis de grandes conjuntos de datos ecológicos, por lo que permite a los científicos identificar patrones y relaciones complejas que antes eran difíciles de discernir o de acceder en los ecosistemas.

A medida que la tecnología de IA continúa su evolución, las aplicaciones en el ámbito medioambiental se expanden y refinan rápidamente. Sin embargo, el uso de IA también plantea desafíos éticos y prácticos, como la necesidad de garantizar que los modelos sean transparentes, explicables y accesibles a las comunidades que más se beneficiarían de ellos (Cabitzta *et al.*, 2021; Chiu *et al.*, 2023; Du y Xie, 2021). En este contexto, es esencial realizar un análisis crítico, histórico y topográfico de cómo la IA está siendo utilizada en estudios medioambientales, con el fin de evaluar tanto sus logros como sus limitaciones.

Este artículo explora las principales tendencias históricas y actuales en la evolución de la IA, con un enfoque particular en su aplicación en estudios medioambientales y de sostenibilidad. A través de una revisión narrativa y un análisis bibliométrico, se pretende ofrecer una visión integral del estado actual y el futuro potencial de la IA como herramienta para abordar los desafíos ambientales más urgentes del contexto actual y previsible.

METODOLOGÍA

El estudio se llevó a cabo con un enfoque mixto aplicado a la revisión de la literatura, de manera que se pudieran combinar datos cualitativos y cuantitativos en el análisis de las fuentes bibliográficas, pero también en función de las propias etapas del proceso investigativo. De esta manera, la investigación comenzó con una revisión narrativa, de carácter crítico y holístico, conducida en función de dos grandes temas: las etapas de su evolución conceptual y el impacto medioambiental del empleo de la IA. Esta decisión metodológica obedeció a la necesidad de comprender y presentar hitos, tendencias históricas y las bases de los estudios actuales sobre IA, para posteriormente mapear el campo en función de sus principales tendencias bibliométricas en la última década.

Primera etapa

En la primera etapa del estudio, se llevó a cabo una revisión narrativa con el objetivo de explorar y sintetizar la evolución de la IA. Se recopilaron y analizaron artículos académicos, libros y reportes clave que abordaran los principales hitos y desarrollos en IA desde sus orígenes hasta la actualidad. La selección de fuentes se basó en la relevancia para el tema y se abarcaron enfoques teóricos como aplicaciones prácticas. Esta revisión permitió construir un marco teórico sólido que sirvió como base para la etapa posterior del estudio y la comprensión de los hallazgos.

Análisis bibliométrico

En la segunda etapa, se realizó un análisis bibliométrico para examinar las tendencias de investigación en el cruce entre IA, medioambiente y desarrollo sostenible durante el período 2014-2024. Para ello, se utilizó la base de datos Scopus, seleccionada por su amplio alcance y reconocimiento en la comunidad académica. Se definieron palabras clave específicas, relacionadas con IA, ecología y desarrollo sostenible para recuperar los documentos pertinentes, de manera que la búsqueda se dividió en dos campos concurrentes que permitieron una mejor visualización del tránsito de los estudios sobre desarrollo sostenible al uso de la IA en el abordaje, del impacto medioambiental de los fenómenos discutidos en la introducción.

Tabla 1.

Estrategia de búsqueda

AI AND sustainable development	AI AND environmental impact
(TITLE-ABS-KEY (artificial AND intelligence) AND TITLE-ABS-KEY (sustainable AND development)) AND PUBYEAR > 2013	(TITLE-ABS-KEY (artificial AND intelligence) AND TITLE-ABS-KEY (environmental AND impact)) AND PUBYEAR > 2013

Fuente: elaboración propia

Procedimiento metodológico

Criterios de inclusión. Se empleó el rango temporal, por lo que se incluyeron únicamente aquellos artículos publicados entre 2014 y 2024. No se emplearon otros filtros, como: lenguaje, región o tipo de publicación.

Extracción de datos. Se extrajeron según los indicadores relacionados con el número de publicaciones anuales, citas recibidas, países de origen de las publicaciones, tipos de publicación y áreas del conocimiento. El archivo se descargó en formato .CVS y se exportó al software VOSviewer.

Análisis. Se utilizó el software especializado en análisis bibliométrico VOSviewer, donde se corrieron diferentes análisis encaminados principalmente a comprender la estructura categorial del campo, a través de la dimensión co-ocurrencia de palabras clave. Además, se visualizaron las redes de colaboración por países y se compararon las unidades de análisis en la dimensión estudiada.

Interpretación de resultados

Los hallazgos de ambas etapas se integraron para proporcionar una visión comprensiva del estado actual y las tendencias futuras en la investigación sobre la intersección de inteligencia artificial, ecología y desarrollo sostenible. Este enfoque metodológico permitió no solo explorar holísticamente la evolución histórica de la IA, sino facilitar la identificación de cómo se aplican sus modelos y prestaciones en contextos relacionados con la sostenibilidad y la ecología. Además, este enfoque de integración de datos proporcionó la base para en pro de una triangulación exhaustiva y concurrente para la comparación con hallazgos y propuestas relevantes encontradas en la literatura especializada.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Revisión narrativa

Historia de las ideas sobre IA

Los desarrollos más significativos de sistemas de inteligencia artificial (IA) se produjeron en el siglo XX. Sin embargo, cabe precisar que ya en 1842 la matemática e informática Ada Lovelace programó el primer algoritmo que

sería procesado por una máquina (Abeliuk y Gutiérrez, 2021). En opinión de Lovelace, la máquina podía componer piezas musicales complejas, así como obras científicas, además de actuar únicamente basándose en los números. Esta visión de la IA ha resultado en una línea particular de conceptualización, donde se manejan términos como el “efecto Lovelace” y la “objeción Lovelace”, que permiten el abordaje de las cuestiones culturales y no puramente cognitivas, como la creatividad (Gonçalves, 2024; Natale y Henrickson, 2024).

Uno de los autores que se ha ocupado de detallar la historia de la IA ha sido Luis Eduardo Múnera (2010), quien al abordar el tema emplea una metáfora reveladora para afirmar que la IA tiene su auge en una época muy remota. En opinión de este autor, su estudio debe remontarse o interesarse por la propia evolución de la humanidad, lo que sustenta con la comparación entre las características del ser humano, su proyección y los automatismos que generan. De hecho, Múnera afirma que las primeras muestras de automatismos y de ideas incipientes relacionadas con lo que hoy se denomina IA se remontan ya a la Grecia de Arquímedes.

Además, este autor pone de manifiesto que en Grecia se publicó lo que sería la primera obra literaria en hablar de IA, la *Ilíada*, pues en uno de sus episodios se narra la escena en la que se habla de la fragua de Hefesto, donde se encuentran un sinnúmero de automatismos que le servían al rey para deambular. Por otro lado, el autor recorre la historia de la IA hasta llegar al siglo XX, pues es en este siglo cuando se desarrolla una nueva ciencia, a saber, la cibernética.

Los primeros estudios se condujeron en el MIT de Boston bajo la dirección científica de Norbert Wiener. A este autor se le atribuyen ideas fundamentales, como la visión de complementariedad y posibilidad de integración entre humanos y sistemas, así como la necesidad de elaborar modelos con enfoque multidisciplinar (Godoy, 2024). En la actualidad, se le considera a Wiener no solo el padre de la cibernética, sino un importante precursor de los sistemas integrados y los modelos complejos (Bittanti, 2022; Groumpos, 2024).

Además de Wiener, también McCulloch y Pitts llevaron a cabo estudios en el campo de la cibernética. En concreto, a estos últimos se les debe la creación de un enfoque booleano para el estudio de las conexiones nerviosas y su impacto en el almacenamiento y procesamiento de la información. En la actualidad, el estudio de las redes neurales y las implicaciones filosóficas y cosmovisivas de la obra de estos autores puede considerarse un campo en sí mismo, con múltiples aplicaciones y problemáticas abordadas (An *et al.*, 2022; Lobo *et al.*, 2020).

Otro importante hito fue la Conferencia de Dartmouth, durante la que se logró abordar una primera definición de IA (Kubassova *et al.*, 2021; Xin *et al.*, 2021). En dicha conferencia también participó Samuels, quien presentó un juego de damas que era capaz de aprender; cosa que generó confusión, pues esa percepción estaba condicionada por el desconocimiento de las cualidades atribuidas por el diseño de Samuels. Adicionalmente, esta conferencia trascendió por visibilizar la IA como un campo de estudio legítimo y diverso, con múltiples aplicaciones futuras (Chang y Limon, 2024; Krauss, 2024).

En definitiva, la conferencia de Dartmouth fue el punto de inflexión de la ciencia de la IA. A partir de ella se establecieron sus tres épocas, que se detallan enseguida:

1956-1970

De acuerdo con las fuentes consultadas, durante esta época se desarrollaron las técnicas primarias de la IA, tales como los algoritmos y las estrategias de búsqueda de solución de problemas. Gracias a la labor investigadora de Newell y Simon, se acuña el término “sistemas de producción”, que los dos utilizaron para resolver problemas. En la actualidad, estos rudimentos conceptuales continúan siendo empleados y desarrollados, así como revisados bajo el lente de los nuevos avances tecnológicos.

Sin embargo, durante esta época se sobrevaloraron las potencialidades de dichos sistemas de producción, que todavía no contaban con las características que les permitirían llegar a ser “*General Problem Solver*”. Concretamente, los sistemas estaban debilitados por el tamaño y la velocidad de las memorias, así como por la escasa fluidez de los primeros lenguajes de programación y de los primeros sistemas operativos.

Aun siendo muy poco avanzados, dichos sistemas lograron solucionar problemas que hasta aquel entonces solo personas muy inteligentes habían resuelto. Por ello, en la primera etapa de la IA se celebraron sus potencialidades. De hecho, Simon estaba convencido de que a corto plazo la IA sería capaz de ganar al campeón mundial de ajedrez, un logro que se alcanzaría solo en 1997, cuando el Deep Blue de IBM ganó a Garry Kasparov (Múnera, 2010). En la actualidad estas ideas se han desarrollado y los programas de ajedrez basados en IA constituyen poderosos motores de análisis, sustentan aplicaciones de entrenamiento y pueden jugar al nivel más alto (Krakowski *et al.*, 2023).

Desde 1956 hasta 1970 también se empezó a trabajar en el lenguaje natural y, en cierta medida, se esbozó el concepto que luego se conocería como “traducción automática”. Los investigadores de la época sostenían que, a partir de mega diccionarios y la programación de reglas gramaticales, las tareas de traducción serían simplificadas. En la actualidad, estas ideas han revolucionado la traducción de lenguajes y han transformado la generación de texto, de manera que las asociaciones humano-IA siguen siendo necesarias, especialmente para un uso efectivo y ético (Doo *et al.*, 2023; Lim y Zhang, 2022; Lund *et al.*, 2023).

En realidad, este proyecto fue un fracaso de gran magnitud. De hecho, el sistema que los investigadores lograron idear no tenía en cuenta aspectos tales como la complejidad del lenguaje ni sus aspectos culturales y biológicos. A modo de ejemplo, expone una traducción obtenida por el sistema de traducción automática con el que se trabajó en la primera etapa de la IA. Concretamente, se le había pedido al sistema que tradujera un fragmento recuperado de la Biblia, en el que se decía “El espíritu es fuerte y la carne es débil”. El sistema acabó traduciendo este fragmento como “El vodka está muy bueno, pero la carne está podrida” (Múnera, 2010).

Los años sesenta

La segunda etapa de la historia de la IA se puede clasificar como la época de los prototipos, y empieza a partir de los años sesenta. Es durante esa época cuando se examinan los proyectos que hasta ese entonces se habían llevado a cabo y se intenta descubrir por qué habían fracasado. Estos proyectos fracasaron por no haber tenido en cuenta el componente heurístico del proceso resolutivo de problemas de los humanos. El conocimiento heurístico consiste en añadir la experiencia y el conocimiento en el proceso de toma de decisiones.

Los estudios de Simon fueron cardinales en el inicio de los modelos heurísticos de solución de problemas y posteriormente para la toma de decisiones (Navaneethakrishnan, 2021). En concreto, estas aportaciones transformaron conceptualmente las ciencias de la computación y abrieron líneas para lo que se conoce como ciencias de la decisión, donde la IA también ocupa un papel central. El mayor logro de esta etapa fue la producción del primer sistema experto que, en actualidad, se ha transformado en una de las principales vías para la automatización de tareas y aplicación en diferentes campos (Radaideh *et al.*, 2020; L. Tan y Yi, 2024).

1981 – presente

La tercera y última etapa de la historia de la IA empieza en 1981, a raíz de los resultados obtenidos en la época precedente; cuando se difunden en las universidades y en los laboratorios los prototipos mencionados anteriormente. Esta época estuvo caracterizada por el interés generalizado de emprender, y la investigación aplicada se redujo antes del despunte de la última década, que se produjo en una amplia variedad de disciplinas (Di Vaio *et al.*, 2022; Jimma, 2023; Riahi *et al.*, 2021).

En concreto, las fuentes consideran que aún hay que trabajar en los campos de la representación del conocimiento y de la inferencia; además, las líneas de investigación sobre uso informado y responsabilidad ética han aumentado. Un elemento importante señalado es que, cuando se desarrollan y perfeccionan los sistemas de IA, deben ser consideradas problemáticas sociales como la reducción de empleos, el fraude o las potenciales fallas sin supervisión humana.

Asimismo, el campo de estudio parece crecientemente consciente de los beneficios del desarrollo de la IA; por ejemplo, la toma de decisiones para salvaguardar el planeta, haciendo frente a uno de los mayores dilemas de nuestra época, a saber, la mitigación de los efectos del cambio climático (Goralski y Tan, 2020; Kaack *et al.*, 2022; Palomares *et al.*, 2021).

Impacto medioambiental de la IA

El análisis del tema tomó como punto de partida un estudio llevado a cabo por Kaack *et al.* (2022), en donde se analizan los efectos del *machine learning* en la regulación de las emisiones de gases de efecto invernadero. Estos autores ponen de manifiesto la necesidad de desarrollar una comprensión holística de todos los impactos, tanto positivos como negativos, del uso del aprendizaje automático sobre el cambio climático.

Concretamente, empiezan su análisis explicando que en su trabajo estudian los impactos relativos a la computación desde una doble perspectiva, es decir, de abajo hacia arriba y de arriba hacia abajo. La primera evalúa el uso energético de modelos de aprendizaje automático individuales, enfocándose, además de su uso, en su desarrollo y diseño. En cambio, la segunda estima las emisiones totales globales de gases de efecto invernadero asociadas a

las cargas de trabajo del aprendizaje automático, analizando el consumo energético usado en la computación como las emisiones resultantes de la extracción y producción del material. De igual manera, estos autores afirman que la creación y la ejecución de un modelo de aprendizaje automático consume energía de computación y también electricidad; aunque es evidente que la cantidad varía mucho entre los diferentes algoritmos y diferentes etapas del ciclo de vida del modelo de aprendizaje automático.

Por otra parte, se identificaron estudios que demuestran que los modelos de *Deep Learning* siguen aumentando su tamaño y esto conlleva un aumento de los recursos computacionales necesarios para su ejecución (Yuan *et al.*, 2020). Al respecto, existen diferencias de consumo entre los modelos de aprendizaje automático. La primera de las fases que los constituyen describe el uso del modelo en el mundo; por ejemplo, la máquina logra identificar si una imagen es de un perro o de un gato, basándose en lo que ha aprendido. Esta es la fase que menos energía consume, pero es también la que se emplea más a menudo.

El objetivo de la fase de entrenamiento es aprender las funciones, analizando una base de datos de la que la máquina saca los parámetros útiles para definir las funciones mencionadas previamente. Por su parte, Kaack *et al.* (2022) afirman que entrenar un modelo de aprendizaje automático consume mucha más energía que su empleo, pero es una operación menos frecuente. La última fase consiste en la elección por parte del investigador del modelo que mejores resultados proporciona en el ámbito de la investigación que se está llevando a cabo.

En otro caso, Dhar (2020) observó algo muy interesante. De hecho, este autor afirma que la IA desempeña un doble papel. Por una parte, puede ayudar a reducir el impacto del cambio climático, a la vez que es un gran contaminante de por sí. Esta idea es crucial, pues implica la necesidad de reconocer y abordar la propia sostenibilidad de los sistemas basados en IA, su impacto medioambiental y los costos de reducir este (Van Wynsberghe, 2021).

Ante esto, Tamburrini (2022) afirma que lo que pide la Comisión Europea es importante para entender la entidad de la huella de carbono de la IA y subraya lo dañino de la contribución de muchos campos de la IA, que varían desde la investigación hasta la industria. Asimismo, pone de manifiesto que se necesitan políticas eficaces que logren reducir la huella de carbono del sector de la IA y mitigar su impacto en el calentamiento climático. En cuanto a la sostenibilidad, van Wynsberghe (2021) afirma que diferentes autores han estudiado los beneficios para el medioambiente ofrecidos por la IA, pero han descartado los impactos medioambientales de dichas tecnologías. Por esto, se propone definir qué es la sostenible AI (IA sostenible) y afirma que es una línea de investigación reciente que se ocupa de estudiar la tecnología que está por detrás de la IA y sus aplicaciones para la lucha contra el cambio climático, pasando por un desarrollo sostenible.

Además, la autora añade que esta línea de investigación debería también enfocarse en el ciclo de vida completo, abordando prioritariamente aspectos que varían desde el diseño, el entrenamiento, el desarrollo, la validación y el ajuste, hasta acabar con la implementación y el uso de la IA. A tal respecto, detalla que habría que distinguir entre dos conceptos que recaen en la misma línea de investigación, es decir, “IA para la sostenibilidad” y “sostenibilidad de la IA”. El primer concepto se ocupa de establecer cómo la IA puede favorecer a la humanidad en el logro de la sostenibilidad medioambiental, mientras que el segundo se centra en la evaluación de la sostenibilidad de la IA. La autora concluye afirmando que la línea de investigación de la que hemos hablado previamente engloba ambos conceptos, pues es imposible elaborar sistemas de IA que tengan el objetivo de reducir el impacto del cambio climático si no se consideran también los aspectos medioambientales que subyacen en el desarrollo de los sistemas de IA (van Wynsberghe, 2021).

En lo que a las cifras exactas por contaminación se refiere, en un estudio llevado a cabo por los investigadores del MIT (Strubell *et al.*, 2020) se estima que la fase de entrenamiento de un gran modelo a través de una GPU produce unas 625.155 libras de dióxido de carbono, que corresponde a unos 316 vuelos de ida y vuelta de Nueva York a San Francisco. Un ejemplo aún más inquietante es la comparación entre las emisiones de dióxido de carbono que se generan entrenando un modelo de IA y las emisiones generadas por un humano en un año de su vida. En este caso, el entrenamiento consume tanto como 57 años de vida de un ser humano.

También se observó una postura similar en Truhn *et al.* (2023), quienes en su trabajo afirman que un ciudadano de los Estados miembros de la UE emite unas 6,8 toneladas de dióxido de carbono. Además, presentan un dato muy parecido al ofrecido por Strubell *et al.* (2020), al analizar que un vuelo entre Múnich y Nueva York emite unas 2,1 toneladas de dióxido de carbono por persona.

Posteriormente, estos autores se centran en las emisiones causadas por los equipamientos médicos, afirmando que un escáner de resonancia magnética emite unas 58,3 toneladas de dióxido de carbono por año, a partir del

trabajo de Woolen *et al.* (2023). Como solución, Truhn *et al.* (2023) sostienen que se podrían adquirir equipamientos optimizados para ser empleados en inferencia de redes neurales, lo cual reduciría aún más la cantidad de energía necesaria. Asimismo, insisten en la importancia de emplear fuentes renovables para reducir las emisiones contaminantes y añaden que esto conlleva una reducción de costes, pues la energía solar o eólica cuesta menos que la energía producida a partir de combustibles fósiles.

Además de los estudios ya mencionados en este análisis, también Lacoste *et al.* (2019) intentan arrojar luz sobre cómo podrían estimarse las emisiones de los sistemas de IA. En su estudio, los autores explican los factores que más impacto tienen en la cantidad de carbono que emiten. Dichos factores son: la ubicación del servidor, la tipología de red eléctrica que se emplea, la duración del entrenamiento y el hardware que se emplea para entrenar el modelo.

De igual modo, los autores del estudio crearon un calculador de emisiones generado por el aprendizaje automático. Lacoste *et al.* (2019) afirman que es difícil dar indicaciones precisas, pues hay que considerar muchos factores que influyen los resultados o modifican las condiciones en las que se desarrolla el estudio. Sin embargo, crean un listado de buenas prácticas que hay que seguir para reducir las emisiones generadas por la fase del aprendizaje automático; concretamente, instan a los investigadores a usar su calculador, además de reflexionar sobre los factores que se han mencionado previamente. En particular, explican que en estos últimos años las empresas de *cloud computing* han empezado a poner en marcha medidas para reducir su huella medioambiental.

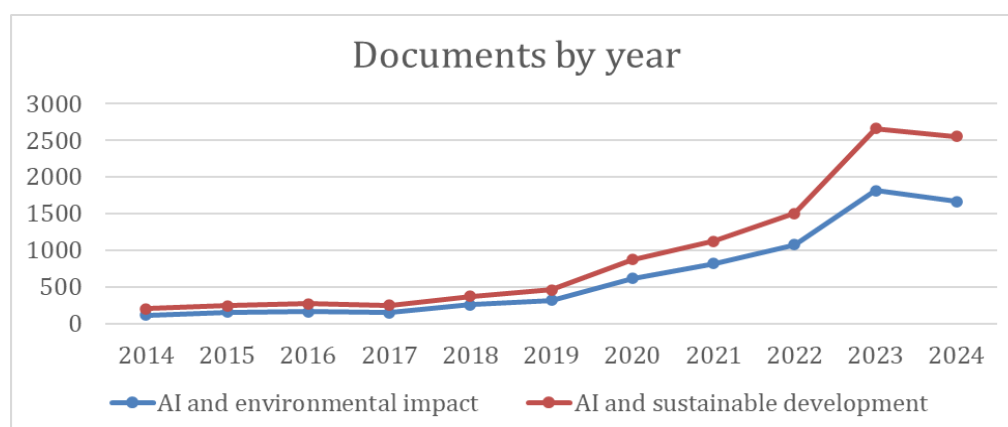
Como resultado, se precisa una mejor comprensión de las disciplinas y líneas de investigación que han profundizado en los usos de los sistemas basados en IA para la mitigación del cambio climático y la promoción del desarrollo sostenible. A partir de estos hallazgos se facilitará la exploración del impacto medioambiental que genera la IA, que contribuirá a su vez al diseño responsable de sistemas, pero también de políticas y normativas que guíen la gobernanza de estas tecnologías. En consecuencia, se presentan los principales hallazgos del estudio bibliométrico, que se exponen a continuación

Estudio bibliométrico

El primer indicador analizado fue la cantidad de publicaciones por año en el periodo (Figura 1). Como se puede apreciar, al inicio del periodo el interés por la relación entre IA y desarrollo sostenible era relativamente pequeño, con una tendencia estable, ligeramente tendiente al crecimiento e incluso registrando un pequeño retroceso en 2017 (n=154). Sin embargo, desde 2019 la tendencia ha sido al crecimiento acelerado, con un pico de 1814 en 2023 y la posibilidad de superación en 2024, donde se registraron 1664 hasta mediados de año.

En cuanto a los estudios dirigidos a la relación IA e impacto ambiental, estos representaron un campo menor, pero con tendencias similares, incluido el retroceso de 2017. En cambio, en 2024 se registraron 37 estudios más que en 2023, lo que sugiere también un crecimiento moderado en lo referente a la preocupación por el impacto ambiental y el papel que ocupa la IA, aunque se necesita profundizar en el enfoque de los estudios.

Figura 1.
Documentos por año. Gráfico comparativo



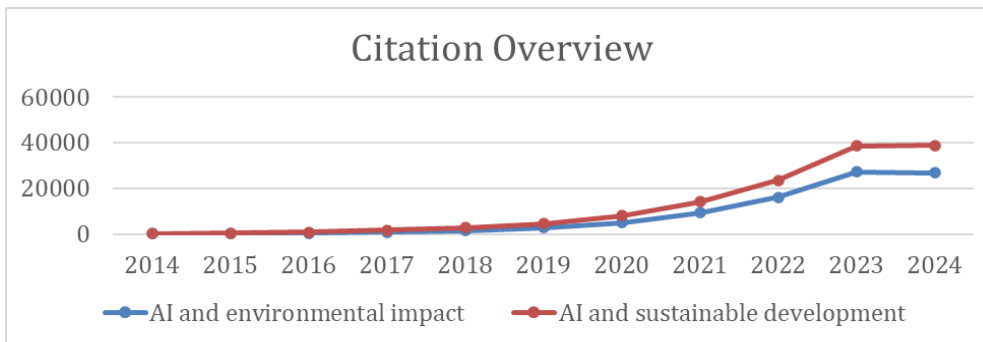
Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

Otro indicador de impacto fue la relación de citas para ambos campos (Figura 2). En el primer caso, el total de publicaciones fue 7162, de las cuales fueron citadas 4683, para un total de citas igual a 89894 y un índice h de

123. De forma similar a lo encontrado en el primer análisis, el pico de citas se produjo en 2023 (27144), pero se espera que este sea superado en 2024 (26697).

De manera similar, el campo de estudios sobre IA e impacto ambiental mostró una tendencia creciente y el potencial aumento de citas a un ritmo exponencial. En este caso, el total de documentos fue 2221, con un total de 43336 citas y un índice h de 89 que, si bien resultó menor que el macro campo de estudios de sostenibilidad, patentó la importancia creciente de la exploración del impacto ambiental de los procesos humanos y el uso de sistemas basados en IA para tal fin. Estos resultados permiten confirmar que el uso de modelos en IA en los estudios sobre desarrollo sostenible es una línea de especial relevancia, impacto y visibilidad.

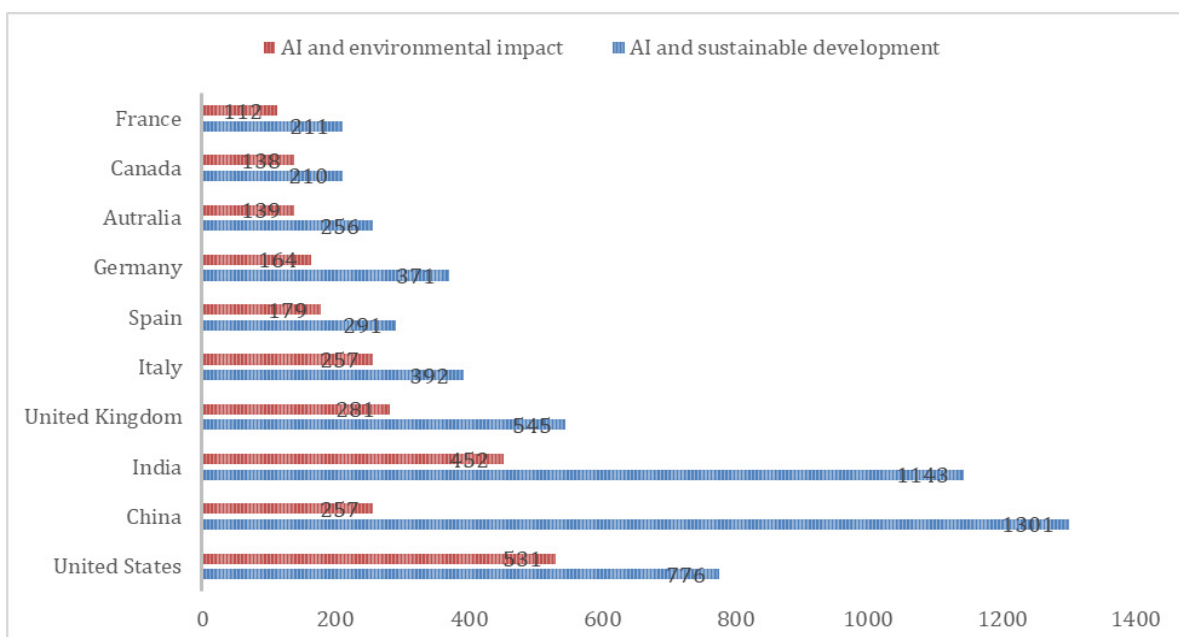
Figura 2.
Resumen de citas. Gráfico comparativo



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

En cuanto a los países más productivos en cuanto a estudios, se realizó un análisis de aquellos coincidentes en ambos campos, así como de sus redes de colaboración para el caso de “IA AND environmental impact”. Los resultados mostraron un predominio de países desarrollados, destacando China, Reino Unido, Estados Unidos e India (Figura 3). En ambos casos, España se posicionó entre los 15 países más productores a nivel mundial, lo que resalta la importancia dada por la academia española no solo a las problemáticas medioambientales, sino al posible impacto del uso de sistemas basados en IA en su estudio y generación.

Figura 3.
Documentos por países. Gráfico comparativo

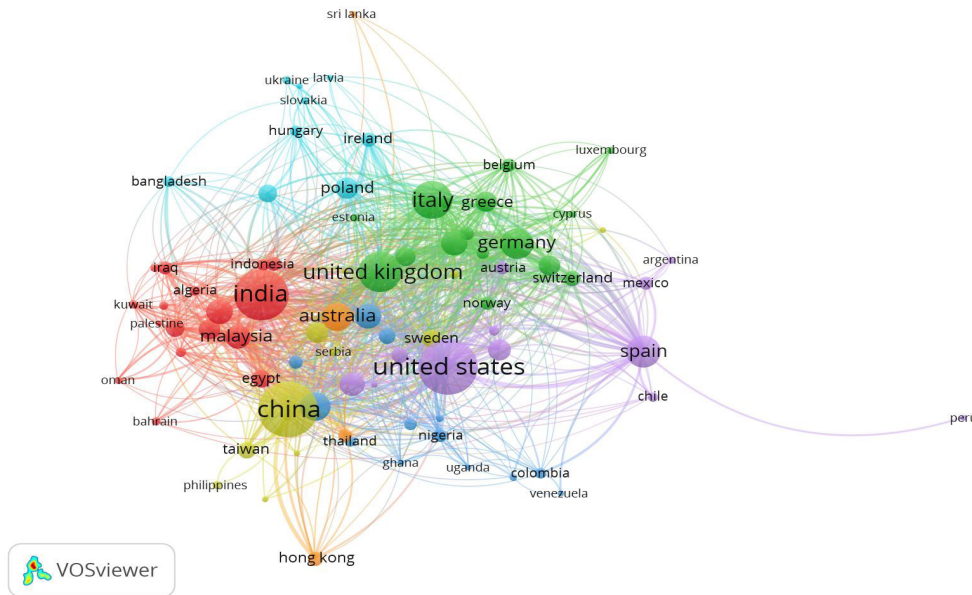


Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

En el campo específico de los estudios sobre la relación entre IA e impacto ambiental, el análisis de las redes de coautoría por países mostró la formación de seis grandes clústeres y dos pequeños apenas diferenciables. Entre

los grandes clústeres destaca el liderado por los Estados Unidos, donde España ocupa un importante lugar al servir de nodo de conexión con países latinoamericanos como México, Chile, Perú y Argentina, lo que muestra la vitalidad de tender puentes y generar proyectos de colaboración para fortalecer la mitigación de las problemáticas medioambientales en el sur global (Figura 4).

Figura 4.
Análisis de las redes de colaboración según coautoría en el campo “IA AND environmental impact”

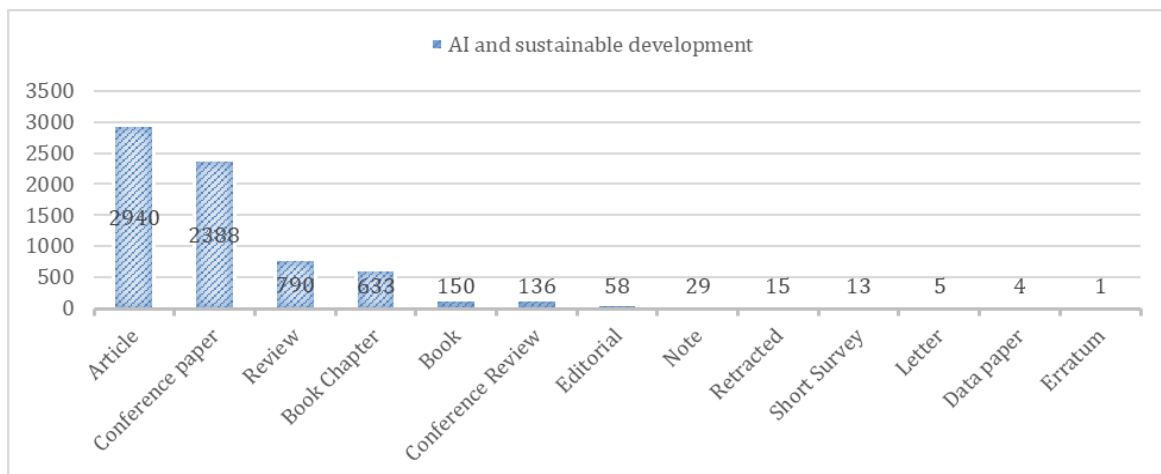


Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

Otro interesante resultado de este análisis es que España queda fuera del clúster formado por los países de la Unión Europea (se incluye el Reino Unido, por el periodo pre-brexit), aunque muestra relaciones de colaboración. Los restantes clústeres se organizan según factores geopolíticos y geográficos, haciendo que sean fácilmente distinguibles en términos de localización o alianzas estratégicas.

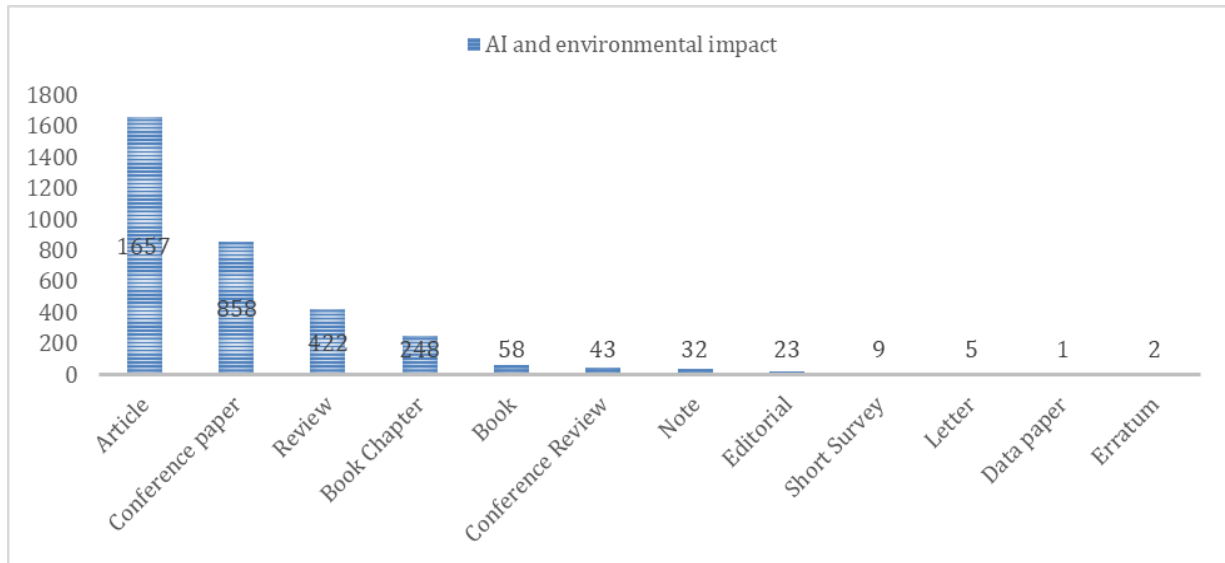
En cuanto a los tipos de publicación, el análisis mostró un campo dinámico en el que se producen investigaciones aplicadas y se transfieren conocimientos y se divulgan resultados de maneras disímiles (Figura 5 y 6). En ambos casos predominaron los artículos originales y los papeles de conferencia, como resultados que remarcan la afirmación anterior.

Figura 5.
Tipo de documento para el campo “IA and sustainable development”



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

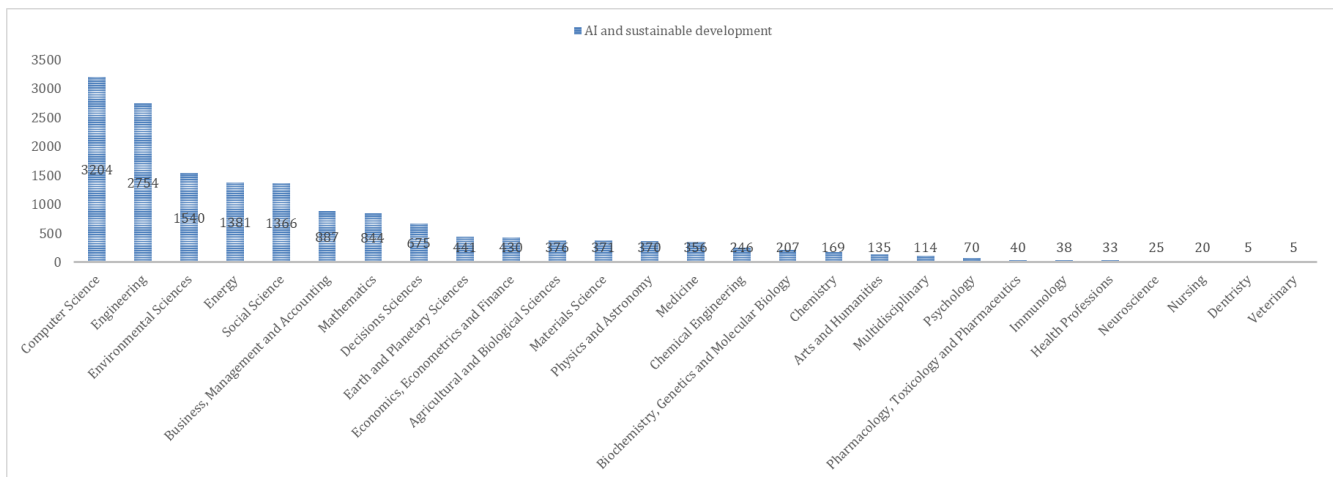
Figura 6.
Tipo de documento para el campo “IA and environmental impact”



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

Otro importante hallazgo resultó del examen de las áreas del conocimiento donde – si bien destacaron, de manera previsible, las Ciencias de la Computación y el área de las Ingenierías – la diversidad de disciplina reafirma las nociones mencionadas en la revisión narrativa sobre la multidisciplinariedad y la importancia del estudio sobre factores culturales y sociales (Figuras 7 y 8). En el caso de los estudios sobre desarrollo sostenible, la base de datos Scopus registró 27 disciplinas con al menos 5 publicaciones, mientras que en los de impacto ambiental también se registraron 27, pero con la mención de que en el campo de la odontología aparecieron 2 y una publicación restante no fue definida (Undefined field).

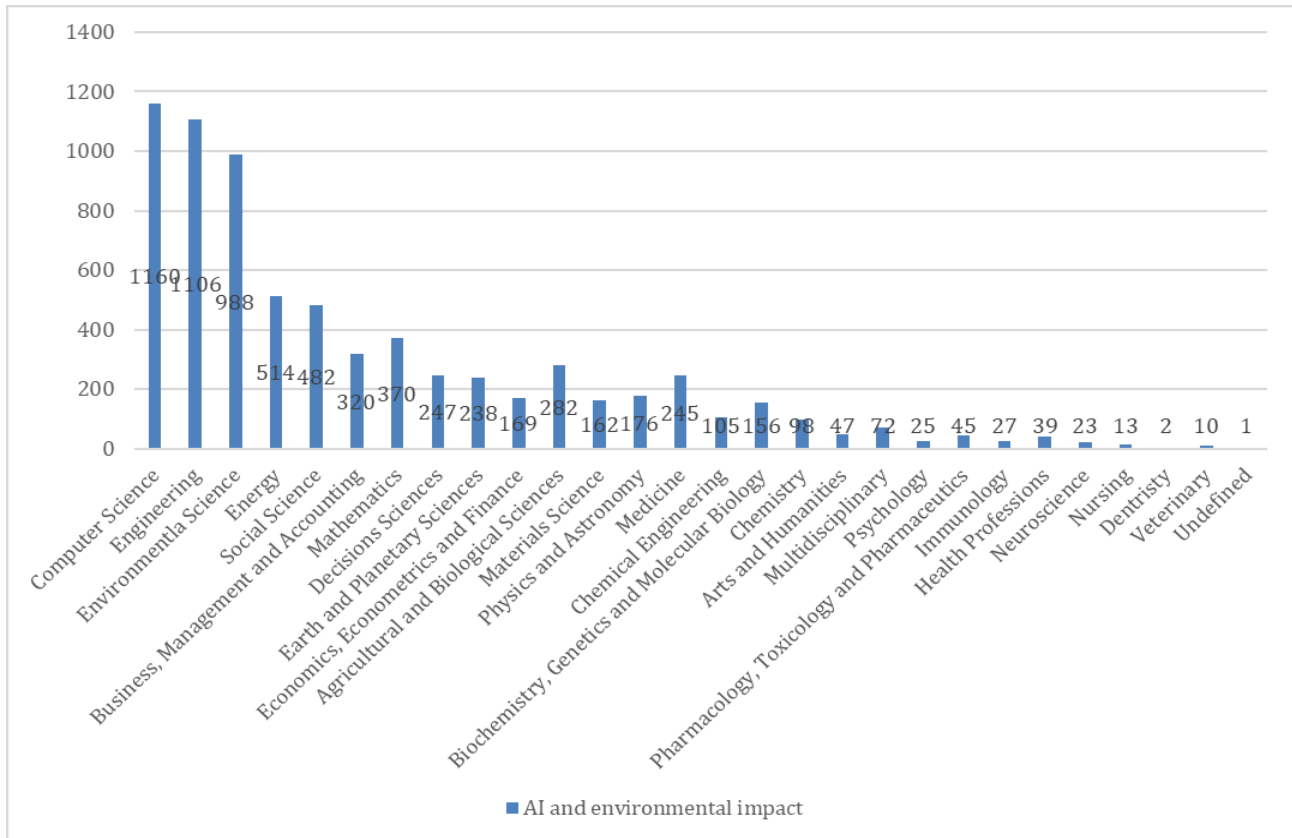
Figura 7.
Áreas del conocimiento para el campo “IA and sustainable development”



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

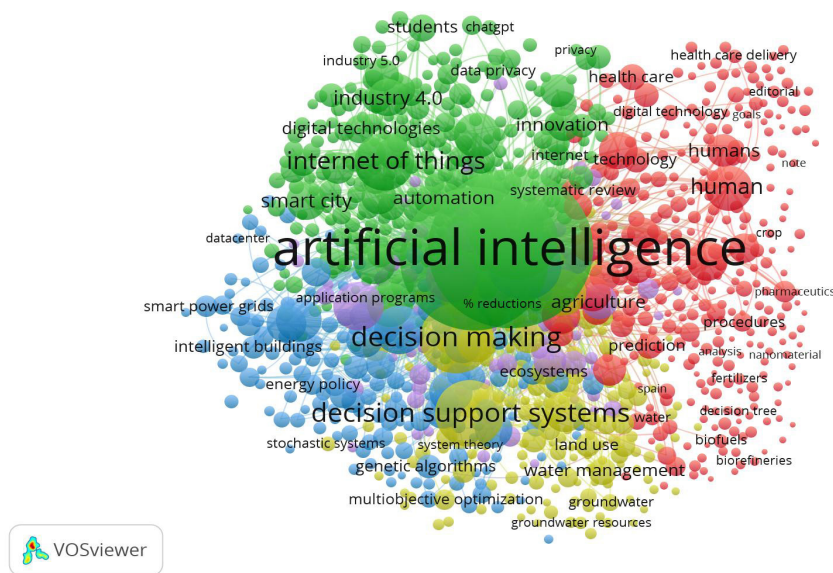
Finalmente, es necesario abordar los resultados de la dimensión de análisis co-ocurrencia de palabras clave, con un mínimo establecido para el valor 5. Al respecto, se partió del análisis del campo “IA and sustainable development”, donde se enfatizó en las unidades determinadas por las indexadoras (index keywords) y las fuentes (all keywords). En el caso de la unidad “all keywords co-occurrence”, el análisis mostró cuatro grandes clústeres en los que la IA ocupó un lugar de especial centralidad, y no se identificó un criterio claro para la delimitación y agrupación. En esta red se apreció la presencia de términos que señalaron procesos, tecnologías, actores clave, políticas, campos de estudio y problemáticas sociales y medioambientales, entre otros.

Figura 8.
Áreas del conocimiento para el campo "AI and environmental impact"



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

Figura 9.
Análisis de todas las palabras clave para el campo "IA and sustainable development"

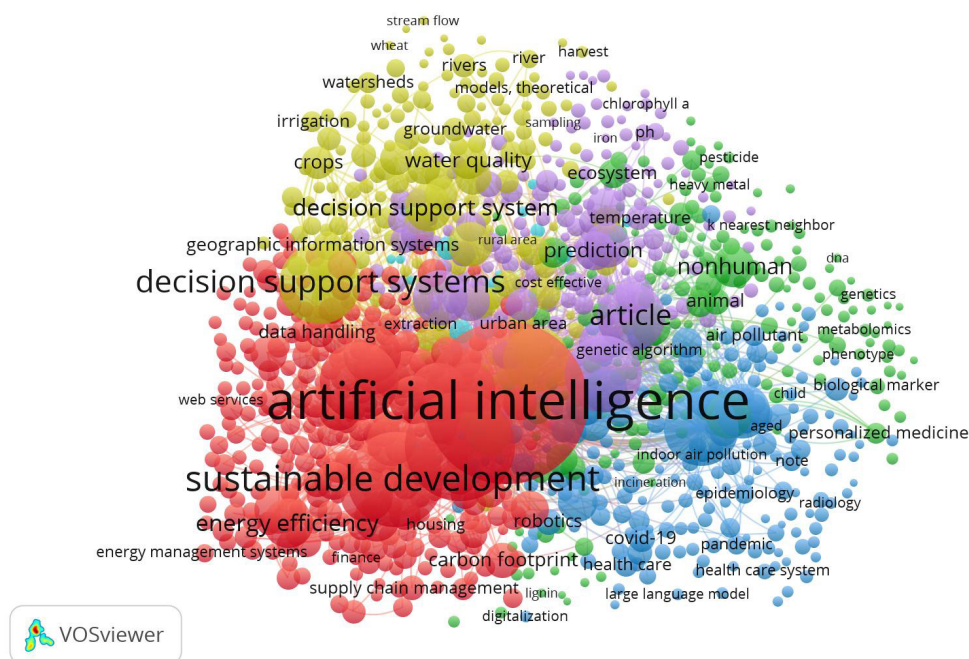


Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

En cambio, en el análisis de las palabras clave empleadas por la indexadora, el lugar central lo ocupó el desarrollo sostenible; cosa en cierta medida previsible, debido a la estrategia de búsqueda (Figura 10). Aunque este análisis develó cinco clústeres, no arrojó ninguna temática nueva en comparación con la unidad de análisis anterior.

Figura 12.

Análisis de las palabras clave según la indexadora para el campo “IA and environmental impact”



Fuente: elaboración propia, a partir de los datos provistos por Scopus

Se espera que el mapeo de estos términos facilite la identificación de estudios, problemáticas y relaciones relevantes, así como sirva para ahondar en el impacto medioambiental que genera el empleo de estos sistemas. Por lo tanto, la integración de ambos estudios sugiere la necesidad de incorporar dicho enfoque, más que ocupar nuevos términos o campos más pequeños.

CONCLUSIONES

Como conclusión fundamental, este artículo ha proporcionado una visión holística acerca de la evolución y el impacto de la IA a lo largo de la historia reciente, destacando sus logros como sus desafíos. Como se apreció, la IA ha pasado de ser un sistema de ideas primordialmente teóricas a una ciencia aplicada con profundas implicaciones en diversos campos.

Desde los primeros algoritmos de Ada Lovelace hasta los complejos sistemas de aprendizaje automático de hoy, la IA ha mostrado un progreso notable en su capacidad de resolver problemas y simular procesos cognitivos humanos. Por otra parte, y como consecuencia principal de la difusión de la IA, se han delineado los desafíos medioambientales que plantea. Es de destacar que, a medida que los modelos de IA se vuelven más grandes y complejos, el consumo de recursos y la generación de emisiones de carbono aumentan considerablemente.

Por ello, la investigación sobre IA sostenible emerge como una línea crucial que se enfoca en las aplicaciones de la IA para combatir el cambio climático y en la sostenibilidad del propio desarrollo y operación de los sistemas. Es imperativo que los desarrolladores y las políticas públicas se enfoquen en minimizar los impactos negativos de la IA, promoviendo prácticas sostenibles y considerando el ciclo de vida completo de sus sistemas. Entretanto, se espera que el estudio contribuya de manera significativa a este propósito, al ofrecer una comparativa entre el campo más grande de estudios sobre desarrollo sostenible y el menor, concerniente al impacto ambiental y en el que se produce la dualidad abordada en esta investigación.

REFERENCIAS

- Abeliuk, A., y Gutiérrez, C. (2021). Historia y evolución de la inteligencia artificial. *Revista Bits de Ciencia*, *21*, 14–21. <https://revistasdex.uchile.cl/index.php/bits/article/view/2767>
- Ahmad, T., Madonski, R., Zhang, D., Huang, C., y Mujeeb, A. (2022). Data-driven probabilistic machine learning in sustainable smart energy/smart energy systems: Key developments, challenges, and future research

- opportunities in the context of smart grid paradigm. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 160, 112128. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112128>
- An, J., Liu, F., Shen, ... y Gao, K. (2022). IC neuron: An efficient unit to construct neural networks. *Neural Networks*, 145, 177–188. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.10.005>
- Antonopoulos, I., Robu, V., Couraud, B., ... y Wattam, S. (2020). Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 130, 109899. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109899>
- Balogun, A., Marks, D., Sharma, R., ... y Salehi, P. (2020). Assessing the Potentials of Digitalization as a Tool for Climate Change Adaptation and Sustainable Development in Urban Centres. *Sustainable Cities and Society*, 53, 101888. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101888>
- Balsalobre-Lorente, D., Abbas, J., He, C., Pilař, L., y Shah, S. (2023). Tourism, urbanization and natural resources rents matter for environmental sustainability: The leading role of AI and ICT on sustainable development goals in the digital era. *Resources Policy*, 82, 103445. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103445>
- Bibri, S., Krogstie, J., Kaboli, A., y Alahi, A. (2024). Smarter eco-cities and their leading-edge artificial intelligence of things solutions for environmental sustainability: A comprehensive systematic review. *Environmental Science and Ecotechnology*, 19, 100330. <https://doi.org/10.1016/j.ese.2023.100330>
- Bittanti, S. (2022). The Mathematician Who Revolutionized Engineering: Norbert Wiener and His Stochastic Cosmos. *Resonance*, 27(12), 2127–2138. <https://doi.org/10.1007/s12045-022-1509-9>
- Bolón-Canedo, V., Morán-Fernández, L., Cancela, B., y Alonso-Betanzos, A. (2024). A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future. *Neurocomputing*, 599, 128096. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.128096>
- Cabitza, F., Campagner, A., y Simone, C. (2021). The need to move away from agential-AI: Empirical investigations, useful concepts and open issues. *International Journal of Human-Computer Studies*, 155, 102696. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2021.102696>
- Casado-Aranda, L., Sánchez-Fernández, J., y Viedma-del-Jesús, M. (2021). Analysis of the scientific production of the effect of COVID-19 on the environment: A bibliometric study. *Environmental Research*, 193, 110416. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110416>
- Chakraborty, D., Alam, A., Chaudhuri, S., ... y Langar, S. (2021). Scenario-based prediction of climate change impacts on building cooling energy consumption with explainable artificial intelligence. *Applied Energy*, 291, 116807. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116807>
- Chang, A., y Limon, A. (2024). Introduction to artificial intelligence for cardiovascular clinicians. En *Intelligence-Based Cardiology and Cardiac Surgery* (pp. 3–120). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90534-3.00010-X>
- Chiu, T., Xia, Q., Zhou, X., Chai, C., y Cheng, M. (2023). Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100118. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118>
- Dhar, P. (2020). The carbon impact of artificial intelligence. *Nature Machine Intelligence*, 2(8), 423–425. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0219-9>
- Di Vaio, A., Hassan, R., y Alavoine, C. (2022). Data intelligence and analytics: A bibliometric analysis of human–Artificial intelligence in public sector decision-making effectiveness. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121201. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121201>
- Doo, F., Cook, T., Siegel, E., ... y Yi, P. (2023). Exploring the Clinical Translation of Generative Models Like ChatGPT: Promise and Pitfalls in Radiology, From Patients to Population Health. *Journal of the American College of Radiology*, 20(9), 877–885. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2023.07.007>

- Du, S., y Xie, C. (2021). Paradoxes of artificial intelligence in consumer markets: Ethical challenges and opportunities. *Journal of Business Research*, 129, 961–974. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.024>
- Fosso, S., Bawack, R., Guthrie, C., Queiroz, M., y Carillo, K. (2021). Are we preparing for a good AI society? A bibliometric review and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 164, 120482. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120482>
- Godoy, M. (2024). Norbert Wiener and the Age of Controls, Communications, and Cybernetics—Animal and Machine—In *Electrical Engineering [History]*. *IEEE Electrification Magazine*, 12(2), 100–105. <https://doi.org/10.1109/MELE.2024.3386243>
- Gonçalves, B. (2024). Lady Lovelace’s Objection: The Turing–Hartree Disputes Over the Meaning of Digital Computers, 1946–1951. *IEEE Annals of the History of Computing*, 46(1), 6–18. <https://doi.org/10.1109/MAHC.2023.3326607>
- Goralski, M., y Tan, T. (2020). Artificial intelligence and sustainable development. *The International Journal of Management Education*, 18(1), 100330. <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2019.100330>
- Groumpos, P. (2024). The Cybernetic Artificial Intelligence (CAI): new scientific field for modelling and controlling Complex Dynamical Systems. *IFAC-PapersOnLine*, 58(3), 145–152. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.07.141>
- Jimma, B. (2023). Artificial intelligence in healthcare: A bibliometric analysis. *Telematics and Informatics Reports*, 9, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.teler.2023.100041>
- Kaack, L., Donti, P., Strubell, E., ... y Rolnick, D. (2022). Aligning artificial intelligence with climate change mitigation. *Nature Climate Change*, 12(6), 518–527. <https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7>
- Krakowski, S., Luger, J., y Raisch, S. (2023). Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage. *Strategic Management Journal*, 44(6), 1425–1452. <https://doi.org/10.1002/smj.3387>
- Krauss, P. (2024). What is Artificial Intelligence? En P. Krauss, *Artificial Intelligence and Brain Research* (pp. 107–112). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-68980-6_11
- Kubassova, O., Shaikh, F., Melus, C., y Mahler, M. (2021). History, current status, and future directions of artificial intelligence. En *Precision Medicine and Artificial Intelligence* (pp. 1–38). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820239-5.00002-4>
- Lacoste, A., Luccioni, A., Schmidt, V., y Dandres, T. (2019). Quantifying the Carbon Emissions of Machine Learning (Versión 2). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1910.09700>
- Lim, J., y Zhang, J. (2022). Adoption of AI-driven personalization in digital news platforms: An integrative model of technology acceptance and perceived contingency. *Technology in Society*, 69, 101965. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101965>
- Lobo, J., Del Ser, J., Bifet, A., y Kasabov, N. (2020). Spiking Neural Networks and online learning: An overview and perspectives. *Neural Networks*, 121, 88–100. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2019.09.004>
- Lund, B., Wang, T., Mannuru, N., ... y Wang, Z. (2023). CHATGPT and a new academic reality: ARTIFICIAL INTELLIGENCEWRITTEN research papers and the ethics of the large language models in scholarly publishing. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 74(5), 570–581. <https://doi.org/10.1002/asi.24750>
- Múnera, L. (2010). *Inteligencia artificial y sistemas expertos*. [Tesis de grado]. Icesi. http://repository.icesi.edu.co/biblioteca_digital/handle/10906/4006
- Natale, S., y Henrickson, L. (2024). The Lovelace effect: Perceptions of creativity in machines. *New Media & Society*, 26(4), 1909–1926. <https://doi.org/10.1177/14614448221077278>

- Navaneethkrishnan, D. (2021). Human Problem-Solving: Standing on the Shoulders of the Giants. *Computational Economics*, 57(3), 857–868. <https://doi.org/10.1007/s10614-018-9797-6>
- Nishant, R., Kennedy, M., y Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53, 102104. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>
- Nti, E., Cobbina, S., Attafuah, E., ... y Safo, A. (2023). Water pollution control and revitalization using advanced technologies: Uncovering artificial intelligence options towards environmental health protection, sustainability and water security. *Heliyon*, 9(7), e18170. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18170>
- Oduro, S., Moss, E., y Metcalf, J. (2022). Obligations to assess: Recent trends in AI accountability regulations. *Patterns*, 3(11), 100608. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100608>
- Palomares, I., Martínez-Cámara, E., Montes, R., ... y Herrera, F. (2021). A panoramic view and swot analysis of artificial intelligence for achieving the sustainable development goals by 2030: Progress and prospects. *Applied Intelligence*, 51(9), 6497–6527. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-02264-y>
- Radaideh, M., Pigg, C., Kozłowski, T., Deng, Y., y Qu, A. (2020). Neural-based time series forecasting of loss of coolant accidents in nuclear power plants. *Expert Systems with Applications*, 160, 113699. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113699>
- Riahi, Y., Saikouk, T., Gunasekaran, A., y Badraoui, I. (2021). Artificial intelligence applications in supply chain: A descriptive bibliometric analysis and future research directions. *Expert Systems with Applications*, 173, 114702. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114702>
- Straub, V., Morgan, D., Bright, J., y Margetts, H. (2023). Artificial intelligence in government: Concepts, standards, and a unified framework. *Government Information Quarterly*, 40(4), 101881. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101881>
- Strubell, E., Ganesh, A., y McCallum, A. (2020). Energy and Policy Considerations for Modern Deep Learning Research. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(09), 13693–13696. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i09.7123>
- Tamburrini, G. (2022). The AI Carbon Footprint and Responsibilities of AI Scientists. *Philosophies*, 7(1), 4. <https://doi.org/10.3390/philosophies7010004>
- Tan, H., Li, J., He, M., ... y Zhang, C. (2021). Global evolution of research on green energy and environmental technologies: A bibliometric study. *Journal of Environmental Management*, 297, 113382. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113382>
- Tan, L., y Yi, J. (2024). Expert System for Extracting Hidden Information from Electronic Documents during Outgoing Control. *Electronics*, 13(15), 2924. <https://doi.org/10.3390/electronics13152924>
- Truhn, D., Müller-Franzes, G., y Kather, J. (2023). The ecological footprint of medical AI. *European Radiology*, 34(2), 1176–1178. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10123-2>
- van Wynsberghe, A. (2021). Sustainable AI: AI for sustainability and the sustainability of AI. *AI and Ethics*, 1(3), 213–218. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00043-6>
- Woolen, S., Becker, A., Martin, A., ... y Deshpande, V. (2023). Ecodesign and Operational Strategies to Reduce the Carbon Footprint of MRI for Energy Cost Savings. *Radiology*, 307(4), e230441. <https://doi.org/10.1148/radiol.230441>
- Xin, Y., Man, W., y Yi, Z. (2021). The development trend of artificial intelligence in medical: A patentometric analysis. *Artificial Intelligence in the Life Sciences*, 1, 100006. <https://doi.org/10.1016/j.aillsci.2021.100006>
- Yu, K., Zhang, Y., Li, D., Montenegro-Marin, C., y Kumar, P. (2021). Environmental planning based on reduce, reuse, recycle and recover using artificial intelligence. *Environmental Impact Assessment Review*, 86, 106492. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2020.106492>

- Yuan, Q., Shen, H., Li, T., ... y Zhang, L. (2020). Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 241, 111716. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111716>
- Zare, A., Ablakimova, N., Kaliyev, A., ... y Tamadon, A. (2024). An update for various applications of Artificial Intelligence (AI) for detection and identification of marine environmental pollutions: A bibliometric analysis and systematic review. *Marine Pollution Bulletin*, 206, 116751. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2024.116751>
- Zhang, L., Ling, J., y Lin, M. (2022). Artificial intelligence in renewable energy: A comprehensive bibliometric analysis. *Energy Reports*, 8, 14072–14088. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.10.547>

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Fabiano Domenico Camastra.

Curación de datos: Fabiano Domenico Camastra.

Supervisión: Rubén González Vallejo.

Validación: Rubén González Vallejo.

Redacción – borrador original: Fabiano Domenico Camastra.

Redacción – revisión y edición: Rubén González Vallejo.